

Département du Génie Industriel

Thèse

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique

pour l'obtention du diplôme

MAGISTER

en GENIE INDUSTRIEL

**DEVELOPPEMENT D'UN SYSTEME EXPERT
POUR LE CHOLX
D'UNE METHODE DE PREVISION DE GESTION**

Par:

Melle Fatima NIBOUCHE Epouse ZENNIR
Ingénieur d'état en Génie-Industriel

Présentée devant le jury:

Mr A. OUABDESSLAM (chargé de cours)
Melle N. ABOUN (chargée de cours)
Mr Z. HADDAD (maitre de conférences)
Mr B. LAABAS (Maitre de conférences)

Directeur de thèse:

Mme O. BELMOKHTAR (maitre de conférences)

Invitée:

Melle D. TAL-MAAMAR

1994/1995

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

Département du Génie Industriel

Thèse

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique

pour l'obtention du diplôme

MAGISTER

en GENIE INDUSTRIEL

**DEVELOPPEMENT D'UN SYSTEME EXPERT
POUR LE CHOLX
D'UNE METHODE DE PREVISION DE GESTION**

Par:

Melle Fatima NIBOUCHE Epouse ZENNIR
Ingénieur d'état en Génie-Industriel

Présentée devant le jury:

Mr A. OUABDESSLAM (chargé de cours)
Melle N. ABOUN (chargée de cours)
Mr Z. HADDAD (maitre de conférences)
Mr B. LAABAS (Maitre de conférences)

Directeur de thèse:

Mme O. BELMOKHTAR (maitre de conférences)

Invitée:

Melle D. TALI-MAAMAR

1994/1995

Remerciements

Je tiens à remercier vivement Mme O. BELMOKHTAR (Maître de Conférences à l'ENP) pour m'avoir permis de développer un sujet de recherche aussi intéressant et pour m'avoir dirigée et conseillée le long de ce projet.

Je remercie également Mr B. LAABAS (Maître de conférences) pour son aide précieuse dans l'écriture de la base de connaissances et pour ses conseils.

Je salue l'esprit de recherche de Melle D. TALI-MAAMAR (Enseignante à l'ENP) et la remercie pour ses conseils, son encouragement et les critiques qu'elle m'a prodigués pour la mise au point de ce document.

Je remercie profondément les membres du jury pour m'avoir honorée en acceptant de juger mon travail et de lui consacrer une partie de leur temps précieux.

Je ne pourrais oublier de remercier les principaux fournisseurs de services: le centre de calcul de l'ENP et son personnel, les centres de documentation de l'ENP auxquels je suis redevable du temps et des moyens alloués pour mener à bien cette thèse

C'est

*A ma mère
A mon père
A mon frère aîné Mokhtar
A mon mari Salim
A mes frères et soeurs
A toute ma famille*

*que je dédie ce travail
avec beaucoup de gratitude*

ملخص

مجال التنبؤات مجال معقد بالنسبة للكثير من المسيرين. كذلك، قلائل هم المسيرون القادرون على استعمال جميع طرق التنبؤ الموجودة و بالتالي اختيار الطريقة الموافقة للحالة المطروحة.

الأنظمة الخبيرة للتسيير تعتبر ربحا كبيرا بالنسبة للوسائل المساعدة على اتخاذ القرارات المستعملة في المؤسسات. هذه الأنظمة قادرة على توسيع قدرة الخبراء في مجال معين.

الهدف الرئيسي من النظام الخبير المقدم يدخل في إطار هذه الرؤيا، إذ أنه يحاول ان يوسع نطاق المعرفة التي مصدرها الخبراء لإختيار طريقة لحساب التنبؤات بالنسبة للتسيير.

Résumé

Le domaine de la prévision est très complexe à suivre pour beaucoup de gestionnaires. Aussi, il difficile pour les gestionnaires d'utiliser et de mettre en oeuvre toutes les méthodes de prévision et par suite de choisir la méthode qui s'adapte au cas considéré.

Parmi les techniques d'aide à la décision qui sont utilisées dans les entreprises, les systèmes experts sont d'un apport considérable. Ils sont capables de démultiplier la capacité de raisonnement des experts.

L'objectif principal du système expert élaboré s'insère dans cette perspective. Il tend à reproduire le raisonnement d'experts pour le choix d'une méthode de prévision.

Abstract

The forecasting field is very complex to follow for a lot of managers. Rare are the managers who are able to use all the forecasting methods and to choose the best one. Expert systems for management are very interesting for the decision making. They are able to extend the capacity of reasoning of the experts.

The principal objective of the elaborated expert system is to reproduce the reasoning of experts for the choice of a forecasting method.

TABLE DES MATIERES

Introduction.....	1
-------------------	---

I Généralités sur la prévision

I.1 Introduction.....	5
I.2 Qu'est ce que la prévision.....	6
I.3 Prévision et prise de décision.....	7
I.4 Prévision dans l'entreprise.....	8
I.5 Etat de la prévision en Algérie.....	10
I.6 Prévision et gestion des crises ou des catastrophes.....	11
I.7 Orientations actuelles de la prévision.....	12
I.7.1 Historique de la prévision économique.....	12
I.7.2 Les orientations actuelles de la prévision.....	13
I.8 Conclusion.....	15

II Présentation des méthodes de prévision

II.1 Introduction.....	16
II.2 Méthodes quantitatives.....	17
II.2.1 Méthodes de lissage.....	17
II.2.2 Méthodes de contrôle.....	26
II.2.3 Méthodes de régression.....	34
II.2.4 Modèles économétriques.....	37
II.2.5 Techniques de la décomposition en séries chronologiques.....	38
II.3 Méthodes qualitatives de prévision.....	41
II.3.1 L'approche logistique de la courbe en S.....	42
II.3.2 Méthode de la recherche morphologique.....	44
II.3.3 Méthode de Delphi.....	44
II.4 Conclusion.....	45

III Evaluation et choix d'une méthode de prévision

III.1 Introduction.....	46
III.2 Les critères de sélection d'une méthode de prévision.....	47
III.2.1 Exemples de critères existants.....	47
III.2.2 Critères de choix d'une méthode de prévision retenus.....	48
III.2.3 Prise de décision multicritère.....	55

III.3 Choix d'une méthode de prévision.....	56
III.3.1 L'horizon temporel.....	56
III.3.2 La loi des données.....	58
III.3.3 Le type de modèle.....	59
III.3.4 Le coût d'une méthode de prévision.....	60
III.3.5 La complexité des méthodes de prévision.....	60
III.3.6 La précision des méthodes de prévision.....	60
III.4 Conclusion.....	61

IV L'approche systèmes experts et la gestion prévisionnelle

IV.1 Introduction.....	62
IV.2 De l'algorithmique aux systèmes experts.....	63
IV.3 Généralités sur les systèmes experts.....	64
IV.2.1 L'intelligence artificielle.....	64
IV.2.2 Les systèmes experts.....	65
IV.4 Caractéristiques des problèmes visés par les systèmes experts.....	71
IV.5 Systèmes experts et prévision.....	73
IV.5.1 Opportunité des systèmes experts pour la prévision.....	74
IV.5.2 Les systèmes experts et les problèmes de décision en prévision.....	75
IV.6 Nouveaux développements en matière de systèmes experts pour la prévision.....	78
IV.7 Outils de développement de systèmes experts.....	78
IV.8 Conclusion.....	79

V Acquisition et représentation des connaissances

V.1 Introduction.....	80
V.2 Acquisition des connaissances.....	81
V.3 Perception des connaissances.....	83
V.3.1 Perception des problèmes.....	84
V.3.2 Perception des activités.....	84
V.3.3 Perception des comportements.....	86
V.4 Représentation des connaissances.....	87
V.4.1 Problématique de la représentation des connaissances.....	87
V.4.2 Formalismes de représentation des connaissances.....	88
V.4.3 Comparaison des méthodes de représentation des connaissances.....	94
V.4.4 Représentation des connaissances incertaines ou imprécises.....	95
V.5 Conclusion.....	97

VI Description du système expert « FORECAST »

VI.1 Introduction.....	98
VI.2 Esquisse du travail.....	99
VI.2.1 Esquisse du travail.....	100
VI.2.2 Les méthodes de prévision.....	101

VI.3	Connaissances du système expert « FORECAST ».....	103
VI.3.1	Acquisition des connaissances du système expert « FORECAST ».....	104
VI.3.2	Analyse des connaissances.....	108
VI.3.3	Formalisation des connaissances.....	109
VI.3.4	Choix de l'outil de développement.....	110
VI.3.5	Représentation des connaissances sur machine.....	112
VI.4	Base de connaissances du système expert « FORECAST ».....	113
VI.5	Conclusion.....	121

VII Contrôle et exploitation de la base de connaissances de « FORECAST »

VII.1	Introduction.....	122
VII.2	Contrôle du raisonnement du moteur.....	123
VII.2.1	Rigueur du raisonnement.....	123
VII.2.2	Ordre de sélection des règles.....	124
VII.2.3	Contrôle de la stratégie d'évaluation de la prémisse.....	124
VII.3	Traitement de l'incertain.....	125
VII.3.1	Les faits incertains.....	125
VII.3.2	Les règles incertaines.....	125
VII.3.3	Algèbres de facteurs de certitude utilisés.....	126
VII.4	L'interaction utilisateur-machine.....	127
VII.5	La fonction de consultation.....	129
VII.5.1	La consultation en chaînage avant.....	129
VII.5.2	La consultation en chaînage arrière.....	130
VII.6	La fonction d'explication.....	130
VII.6.1	L'explication « comment ».....	131
VII.6.2	L'explication « pourquoi ».....	133
VII.7	La fonction d'acquisition / modification.....	133
VII.8	Validation de la base	134
VII.9	Conclusion.....	135
	Conclusion.....	136

Bibliographie

Annexes

Introduction

Dans un environnement économique en perpétuelle évolution, chaque décision prise par le manager est lourde de conséquences sur le devenir de l'entreprise, à court, moyen et long terme. Pour le manager, les informations qu'il a à exploiter sont considérables. Aussi, les décisions qu'il a à prendre sont de plus en plus nombreuses et de types très variés, allant de la décision stratégique ou d'orientation de l'entreprise (choix de l'activité, décision d'un investissements et de son financement,...) à la décision ponctuelle ou opératoire..

Pour mener à bien la gestion de cette masse d'informations et améliorer la prise de décision, le recours aux méthodes algorithmiques est sans doute primordiale. Or, l'informatique classique se trouve impuissante devant les connaissances qualitatives, les connaissances qui traduisent le savoir faire d'un expert ou encore les connaissances qui relèvent de l'intuition.

Dans la perspective de comprendre les processus cognitifs mis en oeuvre lors de l'accomplissement des tâches dites intelligentes, les développements récents dans le domaine de l'intelligence artificielle « les systèmes experts » de gestion apportent un renouveau fondamental dans les techniques d'aide à la décision qui sont utilisées dans les entreprises.

Ces systèmes sont des logiciels qui, dans le cadre d'un domaine d'application déterminé, résolvent les problèmes d'un utilisateur d'une manière proche de celle d'un expert. Ils constituent d'excellents outils d'extension et de perfectionnement de l'expertise. Ils visent à préserver le savoir et le savoir faire des spécialistes dans l'entreprise et de démultiplier la capacité de raisonnement des décideurs.

Dans le cadre de notre travail, nous nous intéressons à la représentation d'une expertise relative au domaine des prévisions, domaine complexe où l'on fait appel essentiellement aux techniques statistiques et économétriques et aux jugements de spécialistes.

En effet, le processus d'élaboration de prévisions consiste globalement à collecter des données relatives aux variables à prévoir et aux variables qui interagissent avec elles, à les analyser, à considérer des critères de choix et à calculer des prévisions.

Dans ce processus, les managers utilisent des programmes classiques pour le calcul, un savoir faire et des règles de bon sens pour le choix et parfois pour l'analyse.

La représentation d'une expertise relative à tout ce processus demande la contribution de plusieurs spécialistes, des machines dédiées à l'intelligence artificielle et des années de travail.

C'est pourquoi, nous nous sommes limités à la seule étape de choix d'une méthode de prévision, puisque cette tâche est une activité où la prise de décisions est intimement liée au jugement des spécialistes. Aussi, le reste du processus peut faire l'objet d'autres études pour aboutir à la fin à un multi-système expert.

De ce fait, le système expert « FORECAST » élaboré, vise donc à aider le gestionnaire à choisir la méthode qui s'adapte au cas considéré, l'analyse données et le calcul de prévisions pouvant se faire en recourant respectivement à l'analyse des graphiques et aux logiciels.

Le travail élaboré se répartit comme suit:

Le premier chapitre est consacré à une explicitation du sens de la prévision. On y précise son importance dans la prise de décision et par suite dans l'entreprise. On y évoque aussi l'historique de la prévision et ses orientations actuelles.

Dans le deuxième chapitre, on passe en revue les différentes méthodes de prévision qui ont été sélectionnées pour figurer dans le système expert « FORECAST ». Pour chaque méthode, une présentation générale, une formalisation mathématique et les limitations d'application sont données.

Le troisième chapitre est consacré à l'évaluation et au choix des méthodes de prévision. En effet, des critères ont été sélectionnés et servent de base pour cette évaluation et ensuite pour le choix proprement dit.

Les quatrième et le cinquième chapitres traitent des systèmes experts, de leurs architectures, de leur importance dans la gestion. Nous y évoquons l'opportunité d'une telle technique pour la prévision. Nous présentons les nouveaux développements en matière de systèmes experts pour la prévision ainsi que les outils de leurs développements.

Ayant justifié le recours aux systèmes experts dans le domaine de la prévision, nous passons en revue les différents formalismes de représentation existants tout en insistant sur l'importance et la difficulté de l'extraction des connaissances et du choix du formalisme adéquat pour la représentation.

Dans le sixième chapitre, nous décrivons la démarche suivie pour l'élaboration du système expert « FORECAST ». Nous y évoquons le mode d'acquisition des connaissances et de leur formalisation.

L'expertise utilisée provient essentiellement des livres de spécialistes et des résultats de travaux de recherche dans le domaine.

Les connaissances manipulées se subdivisent en deux catégories:

- le savoir de l'expert qui regroupe l'ensemble des techniques utilisées dans le domaine;

- le savoir faire qui résulte de la longue expérience de l'expert (intuition, heuristiques,...)

Le choix du formalisme de représentation a porté sur la programmation déclarative, précisément les règles de production.

Une description des bases élaborées a été donnée ainsi qu'une justification du recours à l'outil de développement des systèmes experts de gestion « GURU ».

Enfin, le septième chapitre est consacré à la description du système expert élaboré « FORECAST », son fonctionnement, son mode d'interaction avec l'utilisateur, les possibilités d'enrichissement et la validation de la base de connaissances.

Nous concluons ce travail en évoquant les difficultés rencontrées ainsi que les propositions pour d'éventuelles extensions.

Chapitre I

Généralités sur la prévision

My interest is in the futur, because I'm going to spend the rest of my life there.

C.F KETTERING

I.1 Introduction

Les interrogations sur le futur recouvrent des réponses multiples. [Kestens90]
Prévoir implique la préparation d'un état concernant des événements incertains ou inconnus. [Sullivan 77]

On désigne aussi par prévision la projection réalisée sur les hypothèses les plus probables. Il faut toutefois se garder de conférer à la prévision un caractère d'unicité.

La prévision peut-être effectivement multiple dans la mesure où elle est réalisée alternativement sur plusieurs jeux d'hypothèses ou de scénarios vraisemblables mais dont la probabilité d'occurrence échappe au prévisionniste parceque dictée par des considérations discrétionnaires (mesures de politique économique) ou par des événements tout à faits stochastiques.[Fontela 90]

Le but le plus important dans l'élaboration de la prévision est l'acquisition d'informations et de connaissances sur des événements incertains qui ont un grand impact sur les présentes décisions. De plus en plus, les bonnes décisions deviennent nécessaires à la survie et à la prospérité de l'entreprise.

I.2 Qu'est-ce que la prévision?

La prévision est un mélange de science et d'art, nécessitant une grande part de jugements de la part du prévisionniste.[Sullivan 77],[Holden 88]

C'est aussi une discipline complexe, qui outre le raisonnement économique, fait intervenir des techniques statistiques et économétriques.[Branchaert 90],[Laforet 90]

En effet, la prévision implique un grand nombre de connaissances et de choix. Elle comporte généralement cinq étapes:

- 1- Conception ou choix d'une théorie économique;
- 2- Choix d'une méthode de traitement statistique;
- 3- Rassemblement d'informations quantitatives appropriées;
- 4- Elaboration de prévisions;
- 5- Révision des prévisions en fonction d'informations qualitatives et du jugement du prévisionniste.

Dans ce processus d'élaboration de prévisions, chaque étape nécessite des prises de décisions de la part du prévisionniste.

Même, si le prévisionniste a bien commencé ses calculs, le processus peut se terminer par des résultats bien différents d'un prévisionniste à l'autre. Ceci est dû à la présence, à chaque étape, de décisions subjectives.

Aussi, un agent avec un modèle théorique jugé bon arrive à un modèle estimé incorrect, qui génère de mauvaises prévisions, par contre un agent avec un modèle théorique jugé erroné peut en jouant sur les jugements, obtenir de bonnes prévisions.[Holden 88]

L'ambition donc du prévisionniste est, bien entendu, d'améliorer tout à la fois, la qualité des prévisions et des décisions qui en découlent. La prévision doit résulter d'une action présente pour améliorer le futur.

I.3 Prévision et prise de décision

Depuis déjà des décennies, on accorde une importance considérable à l'amélioration de la prise de décisions. L'un des aspects de cette amélioration, consiste à exiger que l'on rende les étapes plus explicites qu'autrefois. [Weelwright 83]

Durant des années, les managers ont géré leurs entreprises indépendamment de leurs tailles en se fiant essentiellement à "l'intuition". Cette façon de faire a été renforcée par les nouvelles techniques de prise de décisions telles que: la recherche opérationnelle, l'informatique, l'économétrie...

Toute situation de prise de décisions présente en général un aspect fondamental dont on doit être capable de prédire les circonstances. Sous le terme de prévision on sous entend aussi d'autres objectifs que les prévisions elles mêmes: on veut aussi pouvoir décrire, comprendre, expliquer, contrôler.[Bonnet 86]

La prévision apparaît plus comme un outil d'aide à la décision qu'un substitut complet de réflexion personnelle.

A condition de bien l'utiliser, la prévision est très importante. Il faut à tout prix éviter la vision passéiste qu'entraîne le sentiment que la prévision est ce que la firme subira inévitablement.

Elle est bien au contraire un outil d'aide à la décision : elle doit permettre à l'entreprise d'agir sur son futur et non de le subir.[Usunier 82]

Les prévisions ont donc été identifiées comme un élément clé dans le processus de la prise de décisions.

Une notion qui mériterait une attention particulière est la distinction entre la planification et la prévision.

La prévision est généralement une description de ce qui se passera dans des conditions spécifiques, tandis que la planification décide avec l'aide des prévisions quelles seront les conditions les plus intéressantes pour l'entreprise.

En bref, la prévision est un moyen d'amélioration de la prise de décisions, qui est à la base de tout effort de planification. [Nibouche 92], [Weelwright 83]

Jamais autant qu'aujourd'hui, il n'a été nécessaire d'intégrer les procédures formalisées de prévision à la prise de décisions dans les entreprises.

On a vu s'accroître aussi bien l'éventail des méthodes de prévision que le nombre des spécialistes en statistique ou en recherche opérationnelle.

Cette double progression n'est en fait que le langage d'un accroissement substantiel de l'utilisation systématique et de l'efficacité des méthodes de prévision.

Il y a déjà une vingtaine d'années, une large étude a été réalisée par des spécialistes américains (S.C Wheelwright, Darral, G. Clarke) auprès de grandes entreprises américaines pour évaluer l'importance de la pratique de la prévision, et pour cerner à la fois les zones d'ombre où les problèmes doivent être surmontés.

Les principales conclusions de cette étude se résument comme suit:

- Les entreprises moyennes et importantes, ont beaucoup investi dans la prévision.

En général, la fonction de prévision est centralisée au siège, avec une tendance à la décentralisation pour les firmes les plus expérimentées.

- Trois critères importants, d'après l'enquête devraient être pris en considération pour le choix d'une méthode de prévision, dans une situation donnée : il s'agissait des caractéristiques de l'utilisateur (son expérience et sa compétence en prévision), des coûts (en temps et en argent) et des problèmes propres à la situation en question.

- La cause la plus fréquente d'abandon d'une technique est son insuffisante précision. Signe de progrès dans les domaines de la prévision, la plupart des entreprises évoluaient alors vers des techniques plus sophistiquées, plutôt que d'y renoncer.

I.4 Prévision dans l'entreprise

Pour saisir pleinement le fait qu'aucune méthode de prévision ne peut à elle seule couvrir les besoins qui apparaissent dans toutes les situations de prise de décisions, il convient de faire un tour d'horizon de la gamme des problèmes faisant appel à la prévision.

Les problèmes sont en général regroupés selon les fonctions de l'organisation considérée.

La direction générale

L'importance des prévisions qu'on utilise pour la prise de décision est sans doute la plus critique.

Pour améliorer les décisions de la direction générale, on trouve une aide particulièrement efficace dans la prévision des facteurs économiques, qui peuvent servir de base de la planification du rythme et de l'ampleur de l'expansion ainsi qu'à celle de l'exécution des actions stratégiques. [Weelwright 83]

La production

Pour préparer son planning de production et constituer les stocks qui lui permettront de faire face à la demande à moindre coût, l'entreprise manifeste un besoin important de prévisions. Une prévision par produit pour la période considérée est par conséquent indispensable.

La finance et la comptabilité

Pour maintenir l'entreprise dans des conditions satisfaisantes de liquidité et assurer son fonctionnement, le service financier doit être capable de projeter la valeur et la cadence des diverses dépenses et recettes, le cash flow, le taux d'intérêt. Il prévoit le fonctionnement réel des entreprises afin d'assurer la fonction de contrôle financier. [Usunier 82]

L'analyse conjoncturelle et la prévision constituent deux fonctions essentielles au niveau de l'entreprise. En effet, elles sont à la base de toutes les décisions que le manager est appelé à prendre dans sa gestion courante.

Auparavant, elles se faisaient d'une façon intuitive, en recensant les potentialités de l'entreprise, on pouvait procéder à l'analyse conjoncturelle et par suite on pouvait établir les prévisions qui s'y imposaient.

Cette façon de procéder est assez subjective, puisque l'évaluation de ces potentialités, peut changer d'un manager à un autre.

En effet, ces raisonnements, s'assoient sur des considérations, directement liées à l'expérience, et en aucun cas elles ne font référence à un outil mathématique.

Le marketing

De nombreuses décisions devraient être fondées sur des prévisions de la taille et des caractéristiques du marché. Le service marketing pourra alors utiliser des prévisions pour planifier la publicité, les ventes directes et les autres efforts promotionnels.

En outre, le marketing nécessite des prévisions sur des éléments tels que la part du marché, les tendances à long terme des prix et le développement des nouveaux produits.

[Benabdelouahab 92]

1.5 La prévision dans l'entreprise Algérienne

Dans les pays en voie de développement, particulièrement en Algérie, la prévision n'est pas très importante. Les différentes méthodes de prévision et les suppositions sous jacentes sont généralement méconnues des gestionnaires.

Cet état de fait a été remarqué lors de stages effectués dans des sociétés nationales telles que: SNVI, ENAVA.

On peut rencontrer un département pour la prévision et le contrôle n'utilisant pour tout type de prévision que des méthodes simples (ex : compte tenu de l'existant en matières premières, en machines, en main d'oeuvre..., les gestionnaires tentent de prévoir les quantités à produire.), loin de tout formalisme mathématique.

Ceci est sans doute normal dans la mesure où l'Algérie était une économie planifiée. Les comités gouvernementaux composés de planificateurs économiques et de responsables politiques fixaient le niveau de la production. Il fixaient également les prix ainsi que les salaires des employés. L'utilisation d'une quelconque prévision paraît sans aucun intérêt.

Or, le passage du pays à l'économie de marché aura un impact important sur l'état de la prévision dans les entreprises.

Ce n'est plus un ministère qui décide des quantités qu'il faut produire, mais toute personne morale ou physique qui s'estime capable de tirer un prix suffisant pour couvrir ses coûts et plutôt faire des bénéfices en se lançant dans une certaine activité est libre d'agir. Ceci conduit à une concurrence directe entre les divers fabricants et les vendeurs.

Ainsi, chaque producteur peut augmenter ou diminuer ses prix selon les conditions du marché (loi de l'offre et de la demande). Dans ce type d'économie, le consommateur est roi car les décisions quotidiennes des consommateurs déterminent dans une large mesure la nature des biens et des services qui sont produits.

Ceci constitue sans doute un terrain idéal pour l'élaboration de prévisions qui vont assurer la survie de l'entreprise.

1.6 La prévision et la gestion des crises ou des catastrophes

En économie, les experts peuvent généralement, après une crise, expliquer ce qui s'est passé, suivant une multitude de théories, mais ils savent plus rarement la prévoir.

De nos jours, personne n'est capable de prédire la fluctuation d'une monnaie forte. Lorsqu'on demande à un spécialiste en prévision si l'on pouvait prévoir tel ou tel événement, la réponse est souvent "à posteriori, oui", autrement dit, on sait prévoir après coup! [Bonnet 86]

En revanche, pour certains types de catastrophes naturelles (séismes, éruptions volcaniques, inondations ...) les conditions sont bien connues et les observations sont en nombre suffisant pour permettre aux experts de comprendre leurs comportements.

Il est possible d'identifier les régions à haut risque de catastrophes naturelles. En effet, les zones sismiques sont bien connues, mais certaines zones plus propices que d'autres aux glissements de terrains pourraient très bien être repérées et des actions menées en conséquence.

On parle dans ce domaine de la puissance de systèmes informatiques capables de détecter les signes précurseurs et préconiser et organiser les actions à entreprendre avec des plannings précis.

Ces systèmes expérimentés dans le domaine des catastrophes naturelles méritent sans doute un intérêt particulier dans le sens où ils peuvent rendre des services considérables en économie dans la prévision des crises.

I.7 Les orientations actuelles des méthodes de prévision

I.7.1 Historique de la prévision économique [Kestens 90]

Bien que la prévision ait toujours été exercée, ce n'est qu'à partir de la seconde moitié du 19ème siècle que l'on assiste à l'ébauche de méthodes prévisionnelles structurées.

A cette époque, la prévision reposait surtout sur l'analyse et l'inspection graphique des chroniques.

En même temps que naît la conjoncture moderne, les problèmes méthodologiques de prolongement et de désaisonnalisation des séries économiques sont envisagés.

L'association très tôt de la statistique à l'étude des prévisions est mentionnée comme un événement marquant dans l'évolution des techniques de prévision.

En 1903, l'américain Bobson établit un baromètre conjoncturel en vue de la prévision de la spéculation boursière. L'approche prévisionnelle à l'aide des indicateurs de conjoncture trouvera son apogée avec les travaux du comité de Harvard.

Les économistes de Harvard rejettent délibérément toute recherche des causes des fluctuations des séries étudiées et veulent éliminer tout élément personnel et subjectif dans l'élaboration des prévisions.

Le développement de la crise de 1929 va faire perdre à la prévision automatique tout le crédit qui lui était accordé et va favoriser la naissance de nouvelles techniques jusque là en gestation.

Pendant cette période d'entre deux guerres, la prévision cherche à s'affirmer. L'impulsion décisive est donnée par la conjonction des travaux de Keynes et du développement en matière de comptabilité nationale.

Une forme nouvelle est alors donnée à la prévision. Celle-ci passe d'une forme vectorielle à une dimension matricielle.

Cette transformation constitue un fait marquant, les branches statistiques et économétriques de la prévision suivront dès lors des filtrations différentes.

Les travaux statistiques seront orientés vers la recherche d'une plus grande rigueur au niveau de l'estimation des équations univariées tandis que les études économétriques privilégieront l'étude des systèmes de causalité par l'estimation d'équations simultanées.

1.7.2 Les orientations actuelles

Ces dernières années, on assiste sur le plan conceptuel, à un rapprochement considérable entre les différents courants de prévision par l'extension progressive des méthodes dites statistiques (analyse des séries chronologiques) aux systèmes multivariés.

Aujourd'hui, ce rapprochement ne s'est pas encore traduit dans la pratique prévisionnelle, en revanche, on constate un certain éclectisme entre les méthodes mais point d'intégration formelle.

On reproche souvent aux méthodes de prévision, le niveau élevé des erreurs pour toutes les grandeurs prédites.

Ceci est dû essentiellement [Kestens 90] aux faits suivants:

- à la taille très importante des modèles prévisionnels;
- au choix des variables endogènes et des variables exogènes;

- à l'économiste qui, trop concerné par les propriétés mathématiques de son modèle, perd tout contact avec la réalité empirique;
- à la prévision économique qui se montre incapable d'apprécier l'inertie ou le dynamisme dont peuvent faire preuve les institutions financières, sociales ou professionnelles.

La pratique des prévisions est de plus en plus favorable d'une part à une combinaison des différentes techniques d'analyse et d'autre part à une intégration du subjectif dans la pratique prévisionnelle courante.

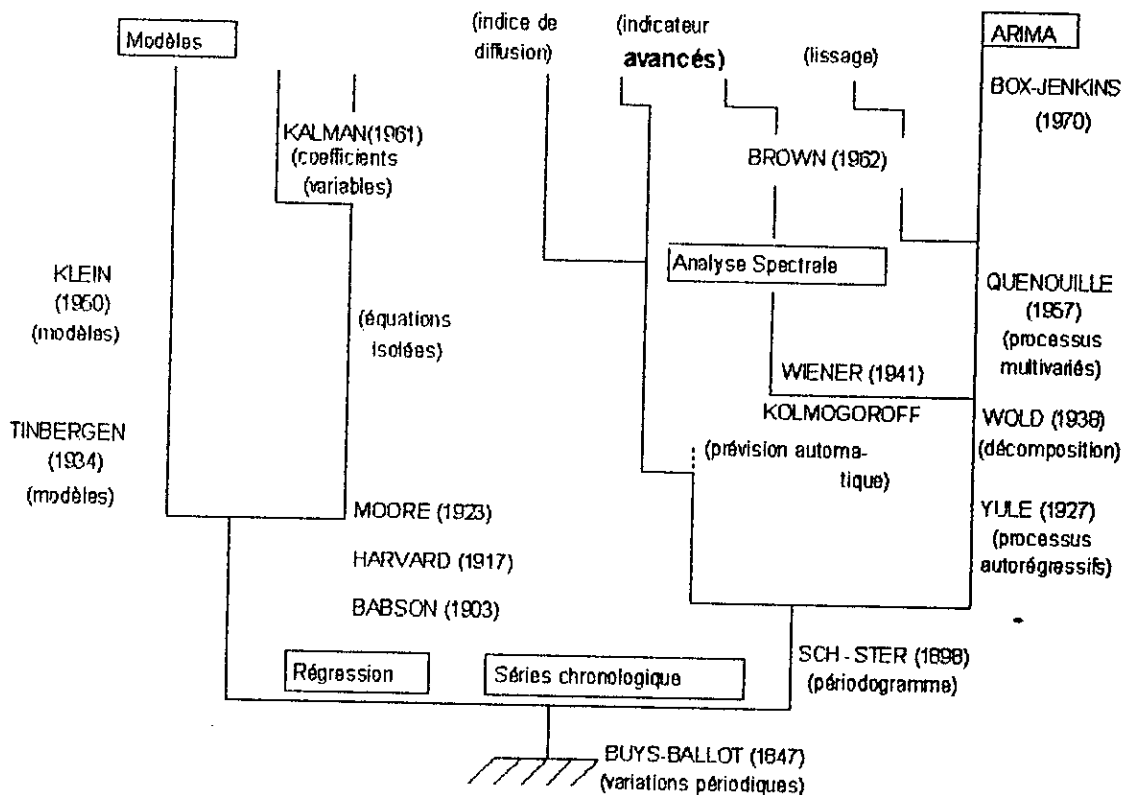


figure -1.7.1- Filiation historique (approximative) des méthodes formelles de prévision [Kestens 90]

I.8 Conclusion

C'est seulement s'il parvient à saisir les hypothèses implicites contenues dans chaque méthode que le manager peut exercer son jugement quand il utilise des prévisions pour améliorer sa prise de décision. L'ambition du manager comme du prévisionniste est, bien entendu, d'améliorer tout à la fois, la qualité des prévisions et des décisions qui en découlent.

Un prévisionniste devra intégrer des qualités diverses. Il devra pouvoir:

- choisir une théorie économique;
- choisir une méthode de traitement statistique;
- rassembler les informations quantitatives les plus appropriées;
- élaborer des prévisions.

Chapitre II

Présentation des méthodes de prévision

*Today is the tomorrow you were
worrying about yesterday.*

GRAFFITI

II.1 Introduction

Le contexte économique actuel, s'est vu favorable à une relance de l'intérêt porté à l'élaboration de modèles de prévision.

En effet, l'intuition ne suffit plus à elle seule, à établir des prévisions et l'entreprise est de plus en plus placée devant la nécessité d'élaborer des prévisions pour faciliter ou orienter une prise de décision.

Pour répondre aux exigences des entreprises en matière de prévision un certain nombre de méthodes existe.

En général, elles sont subdivisées en deux grandes classes:

- les techniques quantitatives;
- les techniques qualitatives.

II.2 Les techniques quantitatives de prévision

Ce sont les techniques qui exploitent des séries de valeurs de données passées, et qui, selon le cas, développent une prédiction de valeurs futures.

Aussi, les étapes à suivre sont systématiquement balisées afin de pouvoir servir de façon répétitive, dans une large palette de situations et avec des résultats satisfaisants.

Les méthodes de prévision considérées dans le présent travail se présentent comme suit:

Les méthodes quantitatives:

- les méthodes de lissage;
- les méthodes de contrôle;
- les modèles de régression;
- les modèles économétriques;
- les techniques de décomposition en séries chronologiques.

Les méthodes qualitatives:

- l'approche logistique de la courbe en S;
- la méthode de la recherche morphologique;
- la méthode de Delphi.

II.2.1 Les méthodes de Lissage

La notion fondamentale inhérente à ces techniques est qu'une certaine loi se "cache" derrière les valeurs de la variable à prévoir, et que les observations historiques de chaque variable représentent cette loi affectée de fluctuations aléatoires.

En effet, lorsque l'horizon temporel d'une prévision est court, le facteur critique est dû en général à l'élément aléatoire.

Pour minimiser l'influence sur une telle prévision particulière, on peut calculer la moyenne de plusieurs observations passées, plutôt que d'utiliser une seule.

Le but donc de ces méthodes de prévision est de faire la distinction entre la fluctuation aléatoire et la loi de base des données en "lissant" les valeurs historiques.

Ceci revient à éliminer les valeurs extrêmes trouvées dans la séquence historique et à fonder une prévision sur les valeurs intermédiaires lissées. [Weelwright 83]

II.2.1.1 Moyennes mobiles simples

Présentation de la méthode

Une moyenne mobile est simplement une moyenne numérique des N dernières données utilisées dans un but de prévision. [Sullivan 77]

On utilise le terme de "moyenne mobile" parcequ'à chaque apparition d'une nouvelle observation, on peut calculer une nouvelle moyenne et l'utiliser comme valeur prévue.

Pour appliquer cette méthode, le manager prend un ensemble de valeurs observées, calcule leur moyenne puis utilise cette moyenne comme prévision de la prochaine période. Le nombre d'observations comprises dans la moyenne est spécifique et reste constant.

Avant de préparer une prévision quelconque, le manager doit avoir autant d'observations historiques qu'exige la moyenne mobile. Ainsi par exemple, ce n'est qu'à la fin de la troisième période qu'une moyenne mobile sur trois mois peut être calculée comme prévision du 4ème mois.

Si l'on désire augmenter encore l'effet du lissage, parce qu'on pense que par exemple la part de l'aléa dans les données est très importante, il faudra utiliser un grand nombre d'observations pour préparer la prévision.

Inversement, si l'on pense que la part de l'aléa dans la série est réduit, on devra utiliser un nombre d'observations beaucoup plus restreint.

Aussi, lorsqu'on dispose d'une chronique très fluctuante, le calcul de la moyenne mobile permet d'amortir les fluctuations pour enfin obtenir une série plus régulière.

[Usunier 82]

Formalisation mathématique

$$\hat{Y}_t^{(1)} = \frac{y_t + y_{t-1} + \dots + y_{t-N+1}}{N}$$

où;

$Y_t^{(M)}$: prévision pour la période (t+1) de la variable Y

Y_t : valeur réelle à la période t de la variable y

N : nombre de valeurs incluses dans la moyenne

Limitations d'application

- Les moyennes mobiles sont applicables uniquement pour le court terme, pour un certain nombre d'articles; [Weelwright 83]

- Elles ne s'adaptent pas toujours rapidement, aux variations éventuelles de la loi initialement suivie par la variable à prévoir (loi de tendance, loi saisonnière et loi cyclique);

- Elles donnent un poids égal à chacune des N observations récentes considérées, et un poids zéro au reste des observations. [Sullivan 77]

II.2.1.2 Les moyennes mobiles doubles

Présentation de la méthode

Comme son nom l'indique, la méthode des moyennes mobiles doubles calcule au départ un jeu de moyennes mobiles simples. Ensuite, elle calcule une seconde moyenne mobile basée sur les valeurs de la première moyenne mobile.

Cette méthode est très indiquée pour le traitement des tendances. En général, par suite de la présence d'une tendance croissante, la moyenne mobile est au dessous des données réelles et la moyenne mobile double est au dessous de la moyenne mobile simple.

Aussi, la chute de la moyenne mobile double par rapport à la moyenne mobile simple est, globalement, la même que la chute de cette dernière par rapport aux données réelles.

La prévision est alors obtenue en ajoutant à la moyenne mobile simple, la différence entre la moyenne mobile simple et la moyenne mobile double.

Or, en cherchant à perfectionner cette technique, les spécialistes ont découvert qu'il était possible d'obtenir des résultats beaucoup plus précis en utilisant un ajustement de la différence entre la moyenne mobile simple et la moyenne mobile double.

Formalisation mathématique

L'utilisation des moyennes mobiles simples donne:

$$Y'_t = \frac{y_t + y_{t-1} + y_{t-2} + \dots + y_{t-N+1}}{N}$$

L'utilisation des moyennes mobiles doubles donne:

$$Y''_t = \frac{Y'_t + Y'_{t-1} + Y'_{t-2} + \dots + Y'_{t-N+1}}{N}$$

L'équation de la prévision de la variable Y aura la forme suivante:

$$Y^{\text{pré}}_t = a_t + b_t T$$

où:

$$a_t = 2 Y'_t - Y''_t$$

$$b_t = \frac{2}{N-2} (Y'_t - Y''_t)$$

Y'_t : moyenne mobile simple à la période t

Y''_t : moyenne mobile double à la période t

T : période de prévision

b_t : ajustement effectué sur la prévision

Limitations d'application

- Les moyennes mobiles accordent un poids égal aux observations les plus récentes et un poids nul aux observations précédentes;

- Elles sont très recommandées dans le cas d'une tendance linéaire mais donnent des résultats imprécis dès qu'une inflexion apparaît dans les données. [Sullivan 77]

II.2.1.3 Lissage exponentiel

Présentation de la méthode

Les limitations des moyennes mobiles ont conduit de nombreux utilisateurs de prévisions à les remplacer par le lissage exponentiel.

Cette approche de la prévision est fort semblable à celle de la moyenne mobile, mais n'utilise pas une série constante de pondérations pour les N observations les plus récentes.

Il est normal de prétendre que les observations les plus récentes contiennent plus d'informations sur l'avenir que les anciennes. [Weelwright 83]

Il serait peut-être intéressant de créer un système de pondération appliquant le plus grand poids à l'observation la plus récente et des poids décroissants aux valeurs les plus anciennes.

Le lissage exponentiel satisfait en effet à ces exigences et de plus, il élimine la nécessité de stockage des valeurs historiques de la variable.

C'est en effet, une méthode qui extrapole une série chronologique en s'appuyant sur le principe de la dévalorisation croissante de l'information avec le temps et qui fonctionne par lissage des données historiques en vue d'éliminer leur contenu aléatoire.

- [Usunier 82]

Formalisation mathématique

$$Y_t^{(n)} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) Y_{t-1}^{(n)}$$

On obtient une prévision qui pondère l'observation la plus récente par le coefficient α .

où;

$Y_t^{(t)}$: prévision de la variable Y à la période (t+1)

$Y_{t-1}^{(t)}$: prévision de la variable Y à la période t

Y_t : valeur observée de la variable Y à la période t

α : coefficient compris entre 0 et 1

Limitations d'application

- Lorsque la loi sous jacente à la variable objet de l'étude, est une loi complexe, le lissage exponentiel est alors inadéquat; [Weelwright 83]

- Il n'y a pas de règle générale pour le choix de α . On procède d'une façon expérimentale. On choisit 2 ou 3 valeurs pour α , on calcule ensuite l'écart absolu et le carré absolu de l'erreur puis on tranche en faveur de l'une ou l'autre des valeurs.

II.2.1.4 Lissage exponentiel double

Présentation de la méthode

Le lissage exponentiel double peut faire le même travail que les moyennes mobiles doubles, sans en avoir ses limitations. De plus, seulement trois observations doivent être stockées.

Dans la majorité des cas, on préfère cette méthode à celle des moyennes mobiles doubles.

Le concept de base explicitement contenu dans le lissage exponentiel double est tout à fait analogue à celui des moyennes mobiles doubles.

En effet, dans le cas du lissage exponentiel double, on commence par appliquer le lissage exponentiel simple à une série chronologique comportant une loi de tendance.

Ceci donne des résultats inférieurs à la tendance.

Une seconde application du même procédé à ces valeurs lissées donnera des valeurs inférieures à la tendance.

La prévision est alors obtenue en ajoutant à la valeur résultant du lissage exponentiel simple, la différence entre les lissages exponentiels double et simple moyennant un ajustement qui tient compte de la tendance.

Formalisation mathématique

L'application du lissage exponentiel simple à la variable z donne:

$$Z'_t = \alpha z_t + (1 - \alpha) Z'_{t-1}$$

L'application du lissage exponentiel double à la variable Z' donne:

$$Z''_t = \alpha Z'_t + (1 - \alpha) Z''_{t-1}$$

L'équation utilisée pour le calcul des prévisions est:

$$\hat{Z}_t^T = a_t + b_t T$$

où;

$$a_t = 2Z'_t - Z''_t$$

$$b_t = \frac{\alpha}{1 - \alpha} (Z'_t - Z''_t)$$

T : nombre de périodes (décalage de la prévision dans le futur)

α : constante du lissage exponentiel

Limitation d'application

- Le lissage exponentiel double est très indiqué pour les lois de tendance et les lois horizontales. Cependant, il donne de très mauvais résultats en présence de lois cycliques ou de lois saisonnières;

- Il n'y a pas de règle générale pour le choix de α . En général, on procède d'une façon expérimentale.

II.2.1.5 Lissage exponentiel et saisonnier de WINTERS:

Présentation de la méthode

Une forme plus complexe de lissage qui mérite d'être évoquée est la méthode de WINTERS. Le modèle de WINTERS donne des résultats similaires à ceux du lissage exponentiel double, mais il a l'avantage d'incorporer un coefficient saisonnier, et peut donc être utilisé pour prédire une série combinant une loi de tendance et une loi saisonnière. [Weelwright 83], [Sullivan 77].

Le lissage de WINTERS est fondé sur trois équations. Chacune a pour fonction de lisser une des trois composantes de la série : l'aléa, la tendance et la saisonnalité. Comme le lissage exponentiel double, elle ajuste la tendance et lisse l'aléa. De plus, elle ajuste un paramètre pour traiter la saisonnalité.

Formalisation mathématique

$$\hat{Y}_t = \alpha \frac{Y_t}{I_{t-L}} + (1 - \alpha)(\hat{Y}_{t-1} + b_{t-1})$$

Dans cette équation, le premier terme est divisé par le chiffre saisonnier I_{t-L} pour désaisonnaliser Y_t .

$$b_t = \delta(\hat{Y}_t - \hat{Y}_{t-1}) + (1 - \delta)b_{t-1}$$

Cette équation lisse la tendance en pondérant par δ l'accroissement tendanciel $(\hat{Y}_t - \hat{Y}_{t-1})$ et la précédente valeur de la tendance par $(1 - \delta)$.

$$I_t = \beta \frac{Y_t}{\bar{Y}_t} + (1 - \beta) I_{t-L}$$

L'équation de I est comparable à celle d'un indice saisonnier. Pour lisser, cette équation pondère le facteur saisonnier $\frac{Y_t}{\bar{Y}_t}$ par un coefficient β et le plus récent chiffre saisonnier correspondant à la même saison I_{t-L} par $(1-\beta)$.

La prévision est alors ainsi calculée:

$$\hat{Y}_t = (\bar{Y}_t + b_t T) I_{t-L+T}$$

où;

I_t : coefficient d'ajustement saisonnier

L : durée du cycle saisonnier

α : coefficient compris entre 0 et 1

β : coefficient compris entre 0 et 1

δ : coefficient compris entre 0 et 1

Limitations d'application

Le problème de la méthode de WINTERS réside dans la détermination des paramètres α , β et δ qui puissent minimiser le carré moyen des erreurs.

La recherche des valeurs optimales se fait en déterminant pour chaque paramètre la direction dans laquelle il faut rechercher la valeur qui réduise le carré moyen des erreurs. On modifie au fur et à mesure la valeur des paramètres jusqu'à trouver l'ensemble des valeurs qui permettent d'atteindre un carré moyen des erreurs minimal.

II.2.2 Les méthodes de contrôle

II.2.2.1 Le filtrage adaptatif

Présentation de la méthode

Cette méthode présente une supériorité vis à vis des méthodes du lissage. En effet, elle donne de meilleurs résultats particulièrement, dans les cas où la loi des données n'est pas simplement une valeur constante. Cette méthode est simplement une approche différente pour déterminer la pondération appropriée.

Le principe de base consiste à prendre un jeu de poids, à calculer une prévision à partir de ces mêmes poids, puis à calculer l'erreur de prévision qui n'est autre que la différence entre la valeur prévue et la valeur observée.

Afin de réduire cette erreur, on procède à chaque fois à un réajustement des poids. La technique du filtrage adaptatif indique seulement le moyen de régler les poids après chaque calcul de l'erreur de prévision. [Weelwright 83]

Pour avoir une bonne prévision, nous minimisons le carré moyen de l'erreur sur plusieurs prévisions et nous retenons les poids qui minimisent ce carré moyen.

Dans une situation où l'on considère uniquement deux poids, il est aisé de tracer la courbe du carré moyen de l'erreur.

Minimiser le carré moyen de l'erreur équivaut à trouver le point le plus bas de la surface par la méthode des gradients.

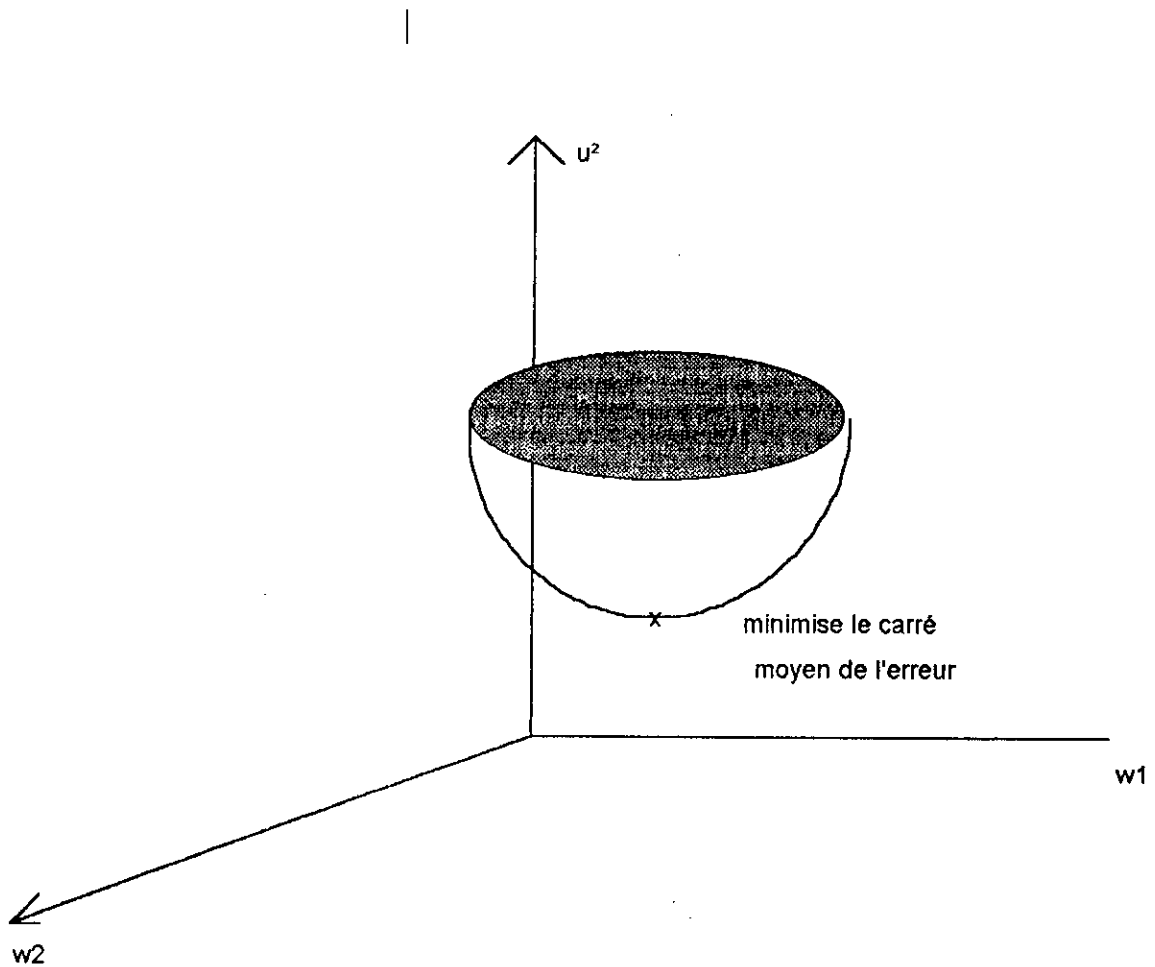


figure - II.2.2.1-

Le carré moyen de l'erreur pour des prévisions basées sur deux poids

Formalisation mathématique

Un processus adaptatif pour la pondération des observations passées a la forme suivante:

$$Y_t^{(w)} = \sum_{i=1}^N p_i Y_{t-i+1} \quad (1)$$

L'équation qu'on peut utiliser pour ajuster les poids après le calcul de l'erreur est:

$$p'_i = p_i + 2k u_{t+1} y_{t-i+1} \quad (2)$$

où:

Y_t^{est} : prévision pour la période (t+1)

y_i : valeur observée à la période i

N : nombre de pondérations

$i = 1, 2, \dots, N$

$t = N+1, N+2, \dots, n$

p'_i : nouveau poids de l'observation i

p_i : ancien poids de l'observation i

k : coefficient d'apprentissage

u_{t+1} : écart type de la prévision à la période (t+1)

L'équation (2) nous permet de calculer un nouveau jeu de poids à partir de l'ancien, ajusté en fonction de l'erreur calculée.

Le terme de réglage pour chaque poids est basé sur l'erreur de la prévision considérée.

Le coefficient k nous détermine la rapidité avec laquelle on approche le point ayant la valeur la plus basse. En général on commence le processus avec une valeur de $k=1/N$.

Limitations d'application

- Cette méthode est très sensible au choix de k qui détermine la rapidité avec laquelle on règle les poids;

- Bien qu'elle soit plus précise que les méthodes du lissage, cette méthode est plus compliquée.

II.2.2.2 La méthode de BOX-JENKINS

Présentation de la méthode

La méthode de BOX-JENKINS est une véritable méthodologie de recherche systématique d'un modèle adéquat en fonction de quelques corrélogrammes types.

[Usunier 82]

Cette méthode est bien adaptée au traitement de séries chronologiques complexes, spécialement lorsque la loi de base n'est pas immédiatement apparente.

En effet, cette approche doit son efficacité et son intérêt à son aptitude à manier de lois complexes au prix d'un effort relativement restreint de la part du manager. [Box 72]

Cependant, puisqu'elle traite des situations beaucoup plus compliquées, il est bien plus difficile de saisir les principes de cette technique ainsi que les limites de son application. En outre, le coût de la méthode de BOX et JENKINS, dans une situation donnée, est généralement bien supérieur à celui de toutes les autres méthodes quantitatives avec une précision meilleure.

La méthode de BOX-JENKINS ne suppose pas la présence d'une loi rigide au départ, elle commence avec une loi expérimentale adaptée aux données en vue de minimiser l'erreur. Ensuite, la méthode fournit au manager des informations qui lui donnent la possibilité de juger si la loi adoptée au départ est bonne pour la situation considérée.

[Box 72]

Dans le cas de cette méthode, on commence par l'identification d'un modèle spécifique dans la classe générale des méthodes ARIMA s'appliquant au cas considéré.

Ce modèle peut être considéré dans un premier temps comme le plus adapté à la situation.

Ensuite, on ajuste ce modèle aux données historiques, et on vérifie s'il est convenable. S'il ne l'est pas on retourne à la première étape et on identifie un autre modèle. Lorsque le modèle identifié est acceptable, on passe à l'établissement d'une prévision pour une période future donnée.

Dans l'identification du modèle approprié au cas considéré (identification de p et q), la méthode de BOX-JENKINS calcule les autocorrélations et les autocorrélations partielles des données, les représente graphiquement, puis les compare à des graphes types d'autocorrélations et d'autocorrélations partielles de modèles autoregressifs d'ordre 1 ou 2 et à des modèles moyennes mobiles d'ordre 1 ou 2.

Si par exemple les autocorrélations tendent exponentiellement vers zéro, on identifie un modèle autoregressif dont l'ordre dépend du nombre d'autocorrélations partielles significativement différents de zéro.

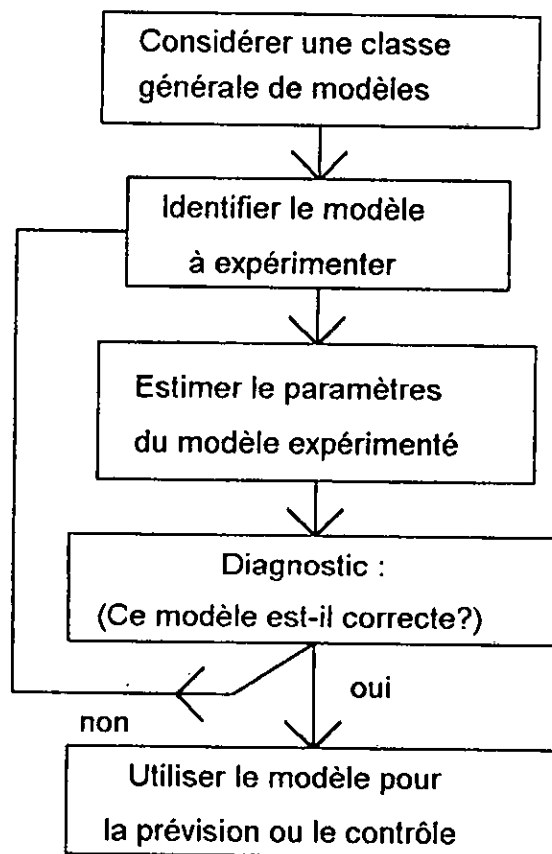
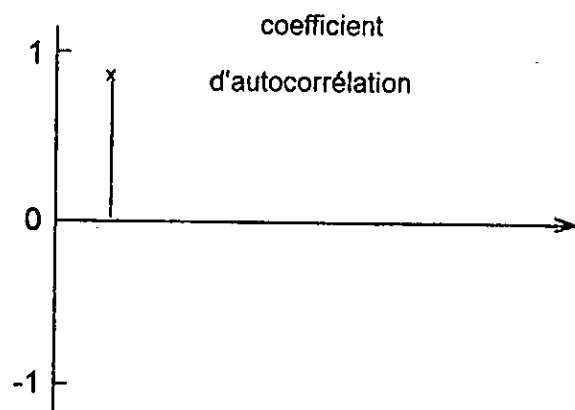
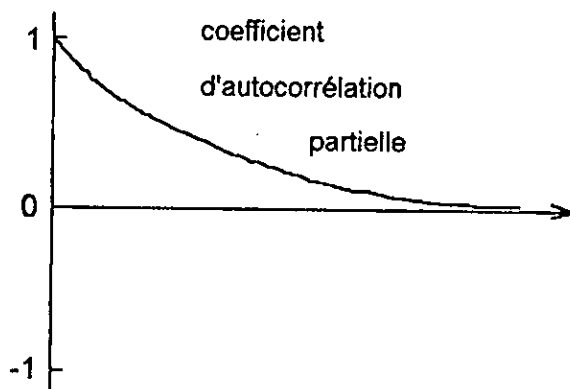


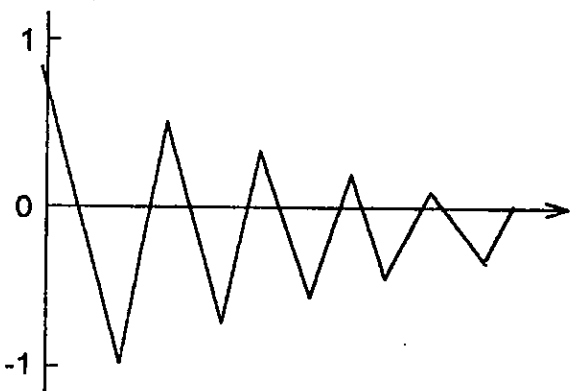
figure - II.2.2.2-
Étapes de la méthode de BOX-JENKINS [Box 72]



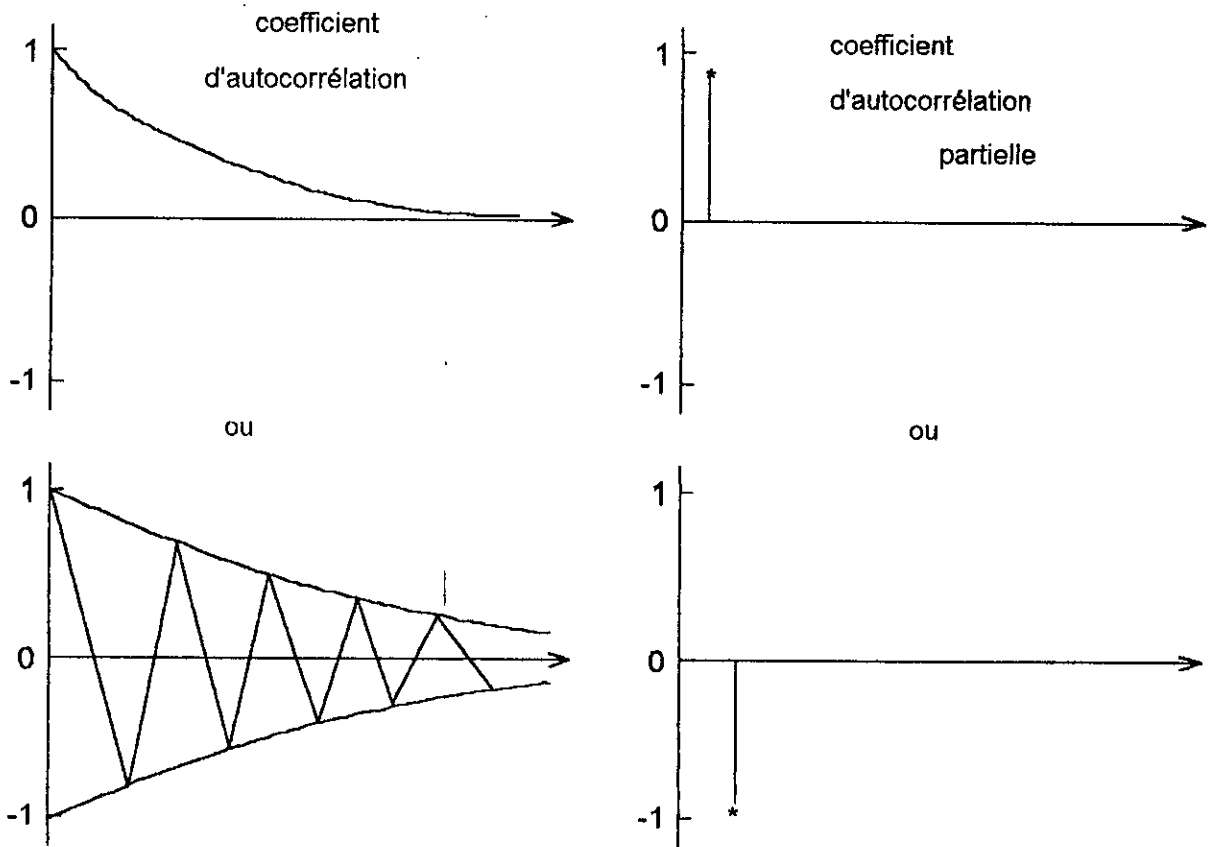
ou



ou



**Autocorrélations et autocorrélations partielles
d'un modèle moyennes mobiles d'ordre 1**



**Autocorrélations et autocorrélations partielles
d'un modèle autorégressif d'ordre 1**

Formalisation mathématique

Un modèle de BOX-JENKINS s'écrit comme suit :

$$\text{ARIMA}(p,d,q): \Theta(L) (1 - Y_t)^d = \Phi(L) U_t$$

Les différents types de modèles utilisés par BOX-JENKINSClasse générale des modèles ARMA (p,q):

$$\Theta(L) Y_t = \Phi(L) U_t$$

$$Y_t = \delta + \theta_1 z_{t-1} + \theta_2 z_{t-2} + \dots + \theta_p z_{t-p} + u_t + \eta - \varphi_1 u_{t-1} - \varphi_2 u_{t-2} - \dots - \varphi_q u_{t-q}$$

Classe des modèles autorégressifs AR (p):

$$\Theta(L) Y_t = U_t + \delta$$

$$Y_t = \delta + \theta_1 z_{t-1} + \theta_2 z_{t-2} + \dots + \theta_p z_{t-p} + u_t$$

Classe des modèles moyennes mobiles MA (q):

$$Y_t = \Phi(L) U_t + \eta$$

$$Y_t = \eta + u_t - \varphi_1 u_{t-1} - \varphi_2 u_{t-2} - \dots - \varphi_q u_{t-q}$$

où;

δ : moyenne du processus autoregressif

η : moyenne du processus moyenne mobile

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$: coefficients réels

$\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_q$: coefficients réels

u_t : terme de l'erreur

p : ordre du modèle moyenne mobile

q : ordre du modèle autoregressif

d : ordre de la différentiation des données

Limitations d'application

Bien qu'elle soit l'une des plus précises des méthodes de prévision, la méthode de BOX et JENKINS est coûteuse et complexe comparée à des techniques telles que : la régression multiple, la décomposition, le filtrage...

II.2.3 Les modèles de régression

Un problème fréquemment rencontré dans les entreprises, concerne la prédiction de la valeur d'une variable de réponse à partir d'autres variables connues.

[Sullivan 77]

Les modèles de régression abordent un chemin différent, qui va beaucoup plus loin que la tentative d'approximer la loi des données.

Ils admettent non seulement qu'une telle loi de base existe, mais encore que sa forme est linéaire.

Dans ce cas, la prévision est basée non seulement sur des valeurs passées de l'événement à prévoir, mais aussi sur d'autres variables dont on pense qu'elles ont une relation causale avec la première.

II.2.3.1 La régression simple

Présentation de la méthode

Dans la régression simple, on admet au départ l'existence d'une relation fondamentale entre deux variables. Cette relation peut être représentée par une ligne droite. En effet, la régression tente d'adapter une ligne droite aux points représentatifs des données, de façon à minimiser les carrés des erreurs.

Par l'analyse de la régression, on peut représenter, aussi bien un modèle causal qu'un modèle en série chronologique.

L'analyse de la régression utilise un modèle statistique, donc on peut évaluer sa précision en termes de mesures statistiques.

Dans tout effort de représentation par un modèle, il y a un choix à faire : on peut construire un modèle très simple qui ne reproduira pas fidèlement la réalité, ou un modèle complexe et précis qui engagera pour sa réalisation beaucoup d'efforts et de ressources. Pour tenir compte de toutes les variables omises, on introduit un terme d'erreurs : les résidus.

Formalisation mathématique

L'équation de la régression simple s'écrit comme suit:

$$Y_t = \alpha + \beta X_t + U_t$$

où;

α : paramètre à estimer

β : paramètre à estimer

Y_t : variable endogène

X_t : variable exogène

U_t : résidus

Une fois les coefficients estimés on obtient l'équation suivante:

$$\hat{Y}_t = \hat{\alpha} + \hat{\beta} X_t$$

où:

$\hat{\alpha}$: valeur du paramètre α estimé

$\hat{\beta}$: valeur du paramètre β estimé

Limitations d'utilisation

- La régression simple convient aux seules relations linéaires;
- Elle nécessite une quantité considérable de données pour fournir des résultats statistiquement significatifs;

- Elle traite les données de la même manière; elle leur affecte les mêmes poids.

II.2.3.2 La régression multiple

Présentation de la méthode

Dans les situations où plusieurs variables indépendantes seront utilisées dans un modèle causal, la régression simple n'est plus valable. Par contre, la régression multiple qui est basée sur le même principe que la régression simple permet au manager de préparer une prévision en considérant plusieurs variables indépendantes.

Formalisation mathématique

L'équation de la régression multiple s'écrit comme suit:

$$Y_t = X_t \beta + U_t$$

où;

X_t : variable exogène

Y_t : variable endogène

U_t : résidus

Une écriture matricielle est très recommandée dans ce cas.

L'équation estimée de la régression multiple s'écrit comme suit:

$$Y_i = X_i \beta$$

Limitations d'application

- On admet que la variable dépendante est liée linéairement à chacune des variables indépendantes;
- La présence de multicolinéarité par suite de la forte corrélation entre les variables indépendantes rend l'application de régression impossible.

II.2.4 Les modèles économétriques

Présentation de la méthode

Le but de ces modèles est de mesurer l'impact d'une certaine variable sur les autres et aussi de prévoir son évolution future.

C'est une description quantitative des liens existant entre différentes variables, qui se traduit sous forme de relations mathématiques. [Nibouche 92]

Un modèle économétrique comporte un certain nombre d'équations simultanées qui ne sont autres que des modèles de régression.

Un des avantages des méthodes économétriques est que les inter-relations entre les variables indépendantes dans n'importe quelle équation unique peuvent être intégrés dans d'autres équations, et leurs valeurs déterminées simultanément.

Aussi, elles sont très efficaces dans le traitement des inter-dépendances. Si par exemple, on établit des modèles économétriques décrivant le fonctionnement d'une entreprise, et si on désire savoir l'impact de la pénurie d'une certaine matière sur la production, l'utilisation de ce type de modèle s'avère très appropriée.

La construction d'un tel modèle passe par les étapes suivantes: (voir [Nibouche 92])

- 1- Etude du système choisi et recueil de données;
- 2- Formulation théorique du modèle;
- 3- Choix de la méthode d'estimation;
- 4- Calcul des paramètres numériques de chaque équation;
- 5- Evaluation des performances du modèle.

Limitations d'application

La faiblesse majeure des modèles économétriques est leur utilisation spécifique à un cas particulier. En effet, un modèle ne peut être développé que pour une situation particulière.

II.2.5 Les techniques de décomposition de séries chronologiques

Dans bien des situations, il est possible de décomposer la loi en deux ou plusieurs facteurs d'influence.

Historiquement, les techniques de prévision par décomposition d'une série chronologique ont tenté d'identifier trois types de lois de données fondamentales: la tendances, la saisonnalité et le facteur cyclique.

II.2.5.1 La décomposition de séries chronologiques

Présentation de la méthode

Cette méthode a été largement adopté dans les entreprises parceque son utilisation est jugée facile. De plus, elle aide à expliquer le pourquoi des variations des données historiques et permet de prédire séparément les variations de chaque loi élémentaire.

La décomposition en séries chronologiques permet d'identifier les lois des données, qui nous permettent de bien comprendre les fluctuations passées, pour enfin prévoir les valeurs futures de la variable considérée. A cette fin nous pouvons suivre les étapes suivantes:

La méthode de prévision par décomposition d'une série chronologique, tente d'identifier trois portions séparées de la loi fondamentale sous jacente: le facteur de tendance, le facteur cyclique et le facteur saisonnier.

On commence par calculer en premier lieu la moyenne mobile et la moyenne mobile centrée sur douze mois pour chaque valeur puis on évalue le rapport de cette valeur à la moyenne mobile.

Ensuite on calcule la moyenne médiale pour chaque mois et on ajuste pour trouver le facteur saisonnier de chaque mois.

A ce stade, on ajuste une tendance aux données. Si on trouve que la tendance est linéaire, on utilise soit la méthode graphique soit la régression simple pour calculer les paramètres de l'équation de tendance $Y = \alpha + \beta X$.

Le facteur saisonnier et l'aléa ayant été éliminés par l'utilisation des moyennes mobiles, on peut identifier le facteur cyclique pour chaque observation par le calcul du rapport (valeur de la moyenne mobile/valeur de la tendance).

On peut prendre parmi les coefficients saisonniers calculés, celui qui convient le mieux à la période choisie, on calcule la valeur de la tendance pour le (X_i) considéré en utilisant l'équation de tendance, ensuite on estime le facteur saisonnier par l'analyse de l'orientation des dernières données.

Enfin, on établit la prévision en utilisant l'équation suivante:

$$Y \approx (\text{facteur saisonnier}) \times (\text{tendance}) \times (\text{facteur cyclique})$$

Formalisation mathématique

En pratique le calcul du facteur saisonnier n'est pas très facile à traiter. Une façon de faire serait de recueillir un nombre de données important qui vont nous permettre de discerner la répétition du comportement cyclique.

Nous pouvons alors nous en servir pour projeter l'évolution du cycle dans une période quelconque du futur.

L'équation de la décomposition en séries chronologiques s'écrit comme suit :

$$Y \approx T \times C \times I \times U$$

où:

T : facteur de tendance

C : facteur cyclique

I : indice saisonnier

Limitations d'application

- En pratique, nous ne pouvons pas dans tous les cas discerner nettement les diverses lois élémentaires considérées;

- Cette méthode est empirique et non statistique, nous ne disposons pas de tests de signification ou d'intervalles de confiance pour valider les résultats.

II.2.5.2 La méthode de "CENSUS II"

Présentation de la méthode

Cette méthode est analogue à la méthode classique de décomposition, mais elle comporte des raffinements qui rendent l'application plus facile et les résultats plus précis.

Ces résultats peuvent fournir des informations sur la tendance-cycle et les variations saisonnières dans une série. Aussi, elle fait beaucoup appel aux tests statistiques. Elle sépare mieux les composantes cycliques et de tendance dans une série d'observations.

On procède en premier lieu à une correction des données pour tenir compte des variations du nombre de jours travaillés.

L'ajustement se fait en multipliant les ventes (par exemple) par un coefficient qui est le rapport des jours travaillés ou des jours de vente par 21.

On calcule un premier facteur saisonnier par le rapport des données d'origine à une moyenne mobile sur douze mois.

On procède ensuite à l'élimination des valeurs extrêmes en utilisant les intervalles de confiance, puis à la reprise du calcul des facteurs saisonniers retouchés qui vont être projetés un an à l'avance.

Les mouvements irréguliers sont identifiés pour une éventuelle utilisation future. Les mouvements cycliques de mois à mois sont identifiés après élimination des éléments saisonniers et irréguliers.

Cette méthode fournit des mesures synthétiques mettant en relief l'importance des composantes : saisonnière, cyclique, de tendance et aléatoire et identifie les indices annonciateurs des points de retournement dans la série de données considérée. Elle détermine les mois dominant du cycle et s'en sert pour préparer des estimations de la tendance-cycle.

Limitations d'application

Cette méthode présente quelques faiblesses en ce qui concerne les principes de décomposition utilisés.

II.3 Les méthodes qualitatives de prévision

Ce sont des techniques qui utilisent en grande partie les jugements de spécialistes, les données n'étant pas immédiatement disponibles ou applicables.

En effet, le fondement de ce type de prévision est le recours à des experts participant à l'établissement des prévisions.

Ces méthodes de prévision sont principalement utilisées dans deux types de situations :

Dans le premier cas, nous nous basons sur les techniques existantes dans un certain domaine pour élaborer des prévisions concernant les développements futurs.

Le second serait celui où nous assumons l'existence d'innovations technologiques futures et nous élaborons des modèles ou méthodes pour atteindre ces objectifs.

[Weelwright 83], [Sullivan 77]

Les diverses techniques existantes présentent simplement des procédures qui permettent d'aider les experts à formuler leurs jugements. Les prévisions dans ces cas sont tributaires des experts qui les établissent et sont très coûteuses.

Elles ne fournissent ni une procédure détaillée ni une prévision ponctuelle, comme le font la plupart des techniques de prévision quantitatives.

Les spécialistes distinguent en général deux types de méthodes : les méthodes exploratoires et les méthodes normatives.

a- Méthodes exploratoires:

Elles partent de la connaissance d'aujourd'hui et de ses tendances pour tenter de faire des prévisions sur l'avenir.

b- Méthodes normatives:

Elles cherchent en premier lieu à évaluer les buts et objectifs de l'organisation puis elles tentent de prédire les développements qui ont plus de chance de mener à la réalisation de ces objectifs.

II.3.1 L'approche logistique de la courbe en S

Présentation de la méthode

Cette approche est basée sur l'identification d'une courbe en S.

Une courbe en S comporte un démarrage lent, une forte pente ascendante et enfin un plateau.

Cette courbe est une forme caractéristique de bien des développements technologiques.

L'utilisation d'une courbe en S peut s'appliquer non seulement à un produit donné mais aussi à une technologie donnée plus généralement à un paramètre donné.

[Weelwright 83]

Aussi, pour utiliser cette méthode pour la prévision, on doit connaître par expérience la forme approximative de la courbe en S valable pour le cas considéré

D'autres formes de courbes fonctionnelles existent telles que : l'exponentielle, le logarithme...et peuvent être utilisées pour résoudre le problème de prévision posé.

Limitations d'application

- Dans la plupart des cas, il est extrêmement difficile de se situer sur la courbe en S considérée;

- Pour utiliser une courbe en S, il faut trouver la forme approximative valable pour le cas considéré.

Pour représenter la réalité, des formes fonctionnelles existent telles que l'exponentielle, le logarithme ou le double exponentiel, mais la difficulté réside dans la détermination de la forme de la courbe qu'on peut admettre comme la plus correcte. Répondre à cette question est aussi difficile que l'établissement de la prévision elle-même.

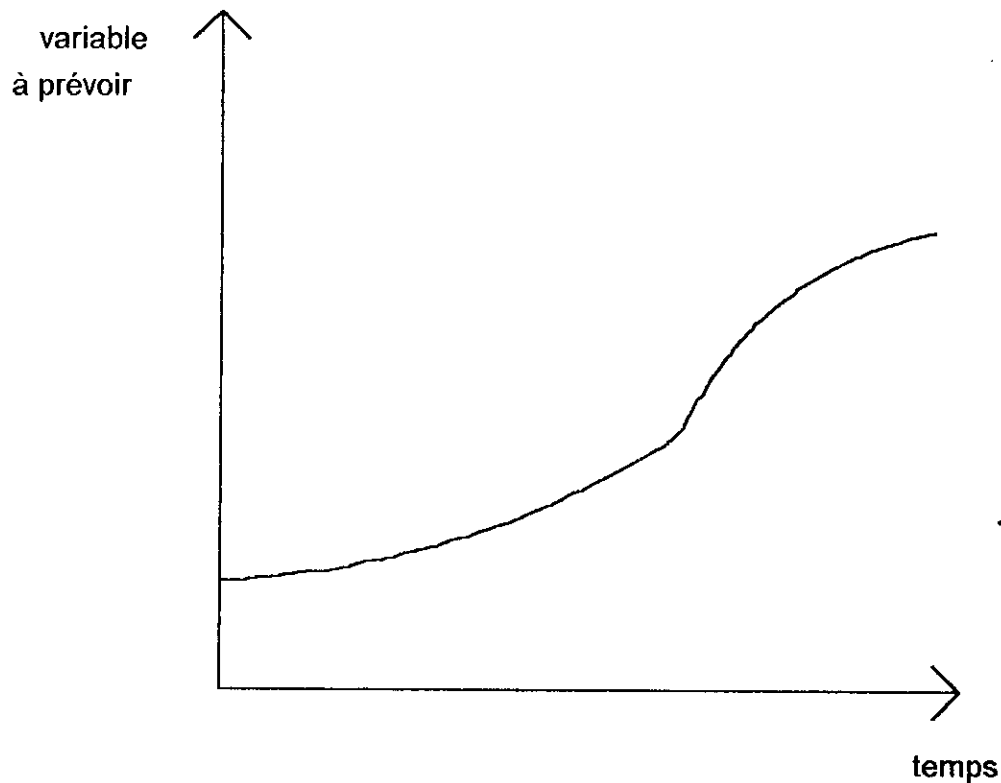


figure - II.3.1- Courbe en S

II.3.2 Méthode de la recherche morphologique

Présentation de la méthode

La recherche morphologique est consacrée au développement et à l'application pratique de méthodes de base qui nous permettent de découvrir et d'analyser les interrelations structurelles et morphologiques liant les phénomènes. C'est une tentative systématique de réflexion et de découverte sur les moyens de résoudre des problèmes.

Cette méthode peut être vue comme une sorte de liste de contrôle qui, de manière systématique, énumère toutes les combinaisons des possibilités technologiques. Son avantage principal est qu'elle permet à l'utilisateur d'identifier des opportunités oubliées ou rares des facteurs technologiques pouvant être développés avec profit.

On commence par une définition explicite du problème. A ce stade, tous les paramètres susceptibles d'être dans la solution sont identifiés.

Ensuite, on construit une matrice multidimensionnelle contenant tous les paramètres déjà identifiés ainsi que toutes les solutions possibles.

A cette étape, on doit examiner la faisabilité des différentes solutions, puis les analyser et les évaluer par rapport aux objectifs déjà fixés.

Les meilleures solutions retenues vont être analysées dans une étude morphologique complémentaire en fonction des ressources et moyens disponibles.

II.3.3 La méthode Delphi

Présentation de la méthode

La technique de Delphi est une procédure systématique pour solliciter et organiser les prévisions d'experts sur le futur par "l'anonymat" de réponses itératives à des questionnaires. [Weelwright 83]

En utilisant pareille procédure, nous espérons que les réponses vont converger. Cette méthode est probablement la plus utilisée des méthodes de prévision qualitatives.

Les experts chargés de la prévision forment un panel, et traitent une question spécifique: A quel moment tel procédé nouveau sera-t-il largement répandu? ou quels sont les nouveaux développements qui se produiront dans un certain domaine de la recherche?

A ce niveau on demande aux experts de revoir leurs réponses données au départ. Les participants révisent leurs réponses à la lumière des réponses du groupe. Les experts à cette étape doivent justifier leur position vis à vis du problème. Ils doivent indiquer les motifs de leur grande divergence.

Limitations d'application

On reproche à cette méthode

- Une sûreté insuffisante;
- Une très grande sensibilité à l'ambiguïté des questions;
- La difficulté d'évaluer le niveau d'expertise;
- L'incapacité de tenir compte de l'inattendu.

II.4 Conclusion

Les méthodes de prévision sont très nombreuses. Les managers trouvent à leur disposition une panoplie de méthodes et de techniques extrêmement diversifiées qui reflètent réellement le foisonnement de cas possibles.

En effet, les spécialistes dénombrent une centaine de méthodes de prévision réparties sur une vingtaine de classes.

Les méthodes de prévision qui figurent dans ce travail ont été prises parmi les méthodes les plus utilisées dans les entreprises. Elles font aussi partie des méthodes dont les hypothèses sous-jacentes sont pratiquement connues.

Toutefois, une intégration des méthodes qui n'ont pas été prises en considération dans ce travail n'est pas à écarter. Cette intégration pourra affiner les résultats obtenus.

Chapitre III

Choix d'une méthode de prévision

If we could first know where we are and whither we are tending, we could better judge what to do and how to do it.

A. LINCOLN

III.1 Introduction

La prévision recouvre un ensemble de méthodes qui ont en commun la recherche à réduire l'incertitude liée à la non connaissance du futur. Pour l'entreprise, l'enjeu est très important, elle ne peut se soustraire à l'évolution perpétuelle de son environnement. Lorsque les conditions sont instables, les changements structurels à court terme sont fréquemment observés, la décision devient alors difficile et risque d'être très coûteuse.

Par ailleurs, le changement de conditions peut faire qu'une technique utilisée pendant plusieurs années devienne inacceptable.

Aussi, des changements en personnel ou en technologie peuvent mener une entreprise à reconsidérer ses procédures de prévision. [Fildes 89].

On comprend donc que certaines firmes consacrent des efforts non négligeables à élaborer des prévisions. [Usunier 82]

Or, faire la sélection dans un ensemble de méthodes compétitives est un problème qu'affronte régulièrement beaucoup d'entreprises.

[Akoka 91],[Shahabuddin 90],[Fildes 89], [Usunier 82], [Sullivan 77]

En effet, les prévisionnistes trouvent à leur disposition une panoplie de méthodes et de techniques extrêmement diversifiées qui reflètent le foisonnement de cas possibles dans le besoin exprimé.

Le problème consiste alors de choisir, au sein de cette grande variété, la bonne technique : celle qui offre la plus grande fiabilité dans les résultats obtenus. Cette sélection dépend étroitement de plusieurs facteurs.

III.2 Critères de sélection d'une méthode de prévision

La sélection d'une méthode de prévision dépend en un premier lieu du choix du critère à prendre en considération. Il existe une multitude de critères.

III.2.1 Exemples de critères existants

La discussion peut porter sur un grand nombre de critères.

[Shahabuddin 91] prend en considération deux critères : la nature des données et l'objectif de la prévision. (Un prévisionniste qui a des séries chronologiques et qui veut par exemple projeter la tendance de la variable considérée, doit choisir une technique des séries chronologiques).

[Granger 86] parle essentiellement du coût de la fonction d'erreur.

[Weclwright 83] considère la loi sous jacente aux données, le type de modèle en adéquation avec les données, l'horizon temporel, le coût, la précision et l'applicabilité de la méthode utilisée.

[Usunier 82] prend en compte la finalité prévisionnelle, le type des données, l'horizon de prévision, le coût et la complexité.

[Chambers 71] considère l'horizon temporel, l'identification des points de retour, le nombre de données nécessaires, le coût et le temps nécessaire pour le développement.

III.2.2 Les critères de choix d'une méthode de prévision retenus

Les critères qui reviennent le plus dans la littérature spécialisée et qui sont à notre sens très importants dans la sélection d'une méthode de prévision sont comme suit:

- l'horizon temporel;
- la loi des données;
- le type de modèle représenté par la technique de prévision;
- la précision de la méthode;
- le coût de la méthode;
- l'applicabilité.

III.2.2.1 Horizon temporel

Depuis la conception, toute méthode de prévision est destinée à être appliquée dans un horizon temporel particulier. C'est cette caractéristique qui fait que des méthodes traitent efficacement des problèmes à court terme, tandis que d'autres sont destinées au moyen ou au long terme.

L'horizon temporel est généralement divisé en trois catégories:

- le court terme : de 1 à 3 mois;
- le moyen terme : de 3 mois à 2 ans;
- le long terme : 2 ans et plus.

Un autre aspect de l'horizon temporel est le nombre de périodes nécessaires pour qu'une méthode de prévision s'adapte aux modifications de la loi initiale.

Certaines méthodes sont capables de s'adapter beaucoup plus que d'autres à certains types de changements. [Laabas 93],[Nibouhe 92],[Weelwright 83]

III.2.2.2 Loi des données

Dans beaucoup de situations de prévision, les données historiques sont disponibles ou peuvent être obtenues.

La représentation graphique de ces données révèle souvent l'existence d'une certaine loi, qui peut être identifiée et par conséquent utilisée dans l'établissement de la prévision elle-même.

Pour les méthodes quantitatives, ceci se traduit par des hypothèses explicites sur le type de la loi sous-jacente. Par contre, dans le cas qualitatif, ces lois peuvent ne pas être exprimées explicitement.

L'adaptation de la loi des données, à la technique susceptible de s'accommoder à cette loi, a un impact important sur l'aptitude d'une technique donnée à fournir une prévision effective.

L'étude des phénomènes économiques distingue depuis longtemps divers types d'évolutions, lesquels peuvent éventuellement se combiner.

[Fontela 90], [Usunier 82], [Weelwright 83]

On discerne trois types:

- la loi de tendance;
- la loi cyclique;
- la loi saisonnière.

a- La loi de tendance

Elle existe, lorsque les données présentent une variation lente, s'effectuant dans un sens déterminé qui se maintient pendant de longues périodes. La tendance peut être croissante, décroissante ou bien horizontale. [Laabas 92], [Usunier 82], [Weelwright 83]

b- La loi cyclique

Elle existe, lorsque la série des données présente un mouvement d'allure quasi périodique, comportant une phase croissante et une phase décroissante.

[Laabas 92], [Usunier 82], [Weelwright 83], [Sullivan 77]

c- La loi saisonnière

Elle existe, lorsque les données présentent des variations s'effectuant régulièrement au cours de la semaine, du mois, du trimestre etc. Elles tiennent aux raisons et au rythme de l'activité humaine (ex: la consommation des boissons gazeuses).
 [Laabas 92], [Usunier 82]

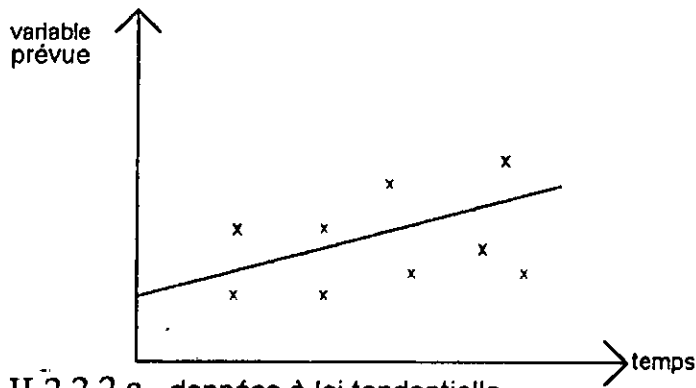


figure - II.2.2.2.a- données à loi tendentielle

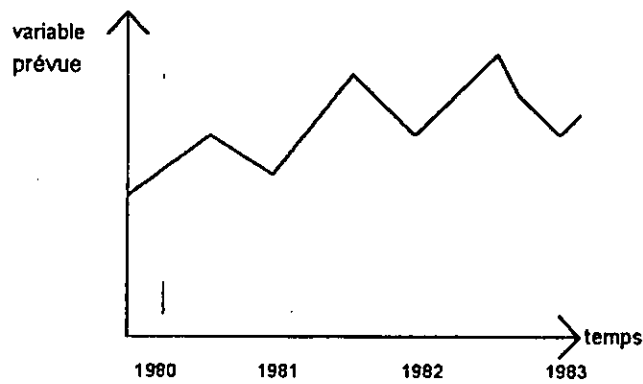


figure - II.2.2.2.b- données à loi saisonnière

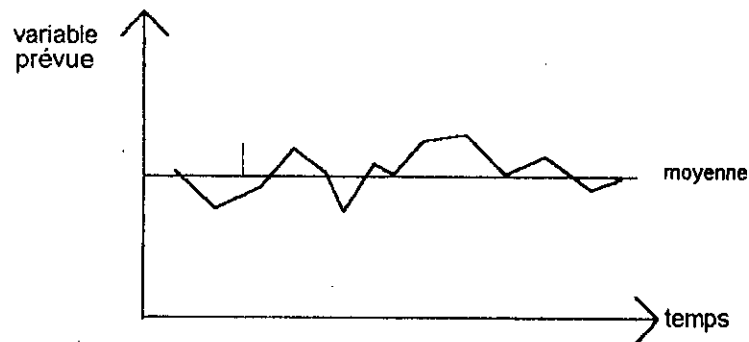


figure - II.2.2.2.c- Données à loi horizontale

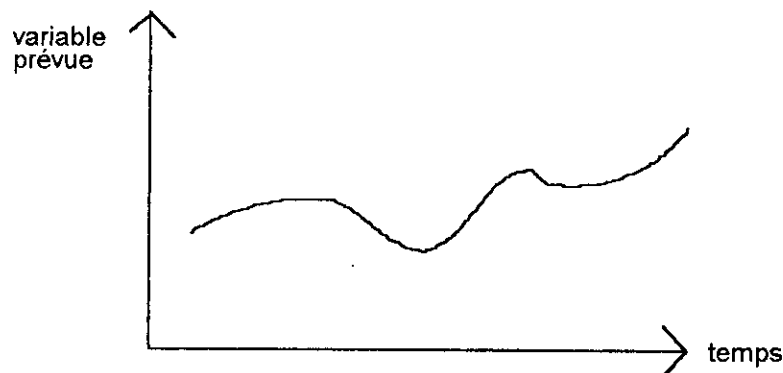


figure - II.2.2.2.d- Données à loi cyclique

III.2.2.3 Le type de modèle représenté par la technique de prévision

Dans le processus d'élaboration de prévisions, le rôle du modèle est essentiellement de fournir une représentation simplifiée mais concrète, et par là opératoire, des mécanismes régissant la réalité à laquelle on se trouve confronté.

Le modèle devient un moyen d'expérimenter la réalité, sans pour cela être obligé d'investir dans une opération en vraie grandeur.

Il est clair, qu'il existe un certain nombre de modèles, dont la compréhension des propriétés permettra au prévisionniste de mieux saisir les hypothèses implicitement contenues dans les techniques de prévision ainsi que les avantages et les inconvénients de ces techniques en pratique.

[Nibouche 92], [Fontela 90], [Usunier 82]

Il existe en général quatre catégories de modèles:

- Le modèle en série chronologique;
- Le modèle causal;
- Le modèle statistique;
- Le modèle non statistique.

a- Le modèle en série chronologique

Ce modèle décrit l'évolution de variable que l'on cherche à prévoir, en fonction du temps. Ceci suppose, bien entendu, qu'une certaine loi se reproduit avec le temps.

Dans ce type de modèle, la loi des données peut être identifiée par l'analyse des données historiques. Donc, pour une éventuelle application d'un tel modèle, on doit veiller à la disponibilité des données. [Laabas 93], [Box 71]

b- Le modèle causal

Quand les données historiques sont disponibles et une analyse a été menée pour établir la liste des variables qui sont en relation avec la variable à prévoir, alors on peut construire un modèle causal.

Le modèle exprime la relation qui existe entre la variable à prévoir et d'autres variables qui interagissent avec elle. Le besoin en données pour un tel modèle est plus important. [Laabas 93],[Sullivan 77]

c- le modèle statistique

Ce modèle emploie les techniques de la statistique pour identifier les lois contenues dans les variables à prévoir, et pour déterminer le degré d'exactitude des prévisions.

Typiquement, un modèle statistique sera en mesure de fournir des informations sur la confiance qu'on peut placer dans ses prévisions et la vraisemblance qu'elles ont d'être erronées. Ce type de modèles nécessite une bonne connaissance en statistique.

[Laabas 93],[Weelwright 83],[Sullivan 77]

d- Le modèle non statistique

Ce type de modèles repose sur l'intuition. Il est généralement, plus facile à comprendre et aussi plus facile à expliquer.

On le rencontre fréquemment dans le cas de méthodes de prévision qualitatives.

[Laabas 93], [Weelwright 83]

III.2.2.4 La précision de la méthode

Une hypothèse fondamentale dans l'élaboration d'une technique de prévision est la présence du hasard. En effet, la valeur observée d'une variable peut être exprimée par:

$$\text{Valeur réelle} = \text{loi} + \text{hasard}$$

Même lorsqu'on a identifié la loi des données correctement, il existe toujours un écart entre ce qui a été observé et ce qui a été prévu. Ceci est dû essentiellement à des variables qui rentrent dans l'explication de la variable à prévoir et qui ont été omises.

C'est pourquoi, on identifie l'erreur de prévision qui n'est autre que la différence entre le prévu et l'observé.

$$U_t = X_t - X_t(I)$$

Le but du prévisionniste en un premier lieu, est de minimiser cette erreur, de telle sorte à réduire l'écart entre l'observé et le prévu. En général, l'entité utilisée pour évaluer la précision d'une technique de prévision est le carré moyen de l'erreur.

Celui-ci peut s'écrire comme suit :

$$[X_t - X_t(I)]^2$$

Pour évaluer la prédiction d'une loi, le carré moyen de l'erreur est bien indiqué. Cependant, lorsque la loi connaît une modification, le souci du prévisionniste dans ce cas est plus souvent, de savoir la vitesse avec laquelle sa technique de prévision pourra répondre à cette modification.

Ceci veut dire que le procédé de prévision doit être capable d'identifier le changement, et ensuite de modifier la prévision pour en tenir compte.

[Laabas 93], [Usunier 82], [Sullivan 77]

III.2.2.5 Le coût d'une technique de prévision

L'entreprise détermine en général une enveloppe budgétaire en vue de procéder à l'étude prévisionnelle. Le coût doit donc impérativement correspondre à ce cadre budgétaire. Or, il varie considérablement avec la technique employée.

[Usunier 82]

On discerne deux composantes dans la détermination du coût d'application d'une technique spécifique à savoir :

- les coûts de développement ;
- le coût d'exploitation et de maintenance du procédé de prévision.

a- les coûts de développement

Ce sont les coûts relatifs à la détermination des variables rentrant dans le modèle, à la collecte initiale des données permettant d'identifier la loi sous-jacente et à l'élaboration de la procédure qu'on pourra utiliser lors de la prévision.

c- Les coûts d'exploitation

Ces coûts correspondent au coût d'utilisation de la technique pour élaborer des prévisions.

III.2.2.6 L'applicabilité

Selon le degré de difficulté de compréhension et d'applicabilité, le prévisionniste s'orientera vers telle ou telle méthode de prévision.

Au fur et à mesure que l'on considère les méthodes de prévision les plus complexes, le nombre de managers capables de les comprendre et par suite de les appliquer décroît considérablement. [Granger 86], [Usunier 82], [Sullivan 77]

III.2.3 Prise de décision multicritère

Le problème d'évaluation puis de choix d'une méthode de prévision, relève de la prise de décision multicritère.

Le problème à résoudre à ce niveau est l'évaluation d'un nombre fini d'alternatives A_1, A_2, \dots, A_n sous un nombre fini de critères C_1, C_2, \dots, C_n .

On commence par l'évaluation de chaque alternative sous chaque critère séparément. Soit $g_i(A_j)$ et $g_i(A_k)$ les valeurs prises par les alternatives A_j et A_k sous la contrainte C_i .

On construit ensuite, la différence suivante: $g_i(A_j) - g_i(A_k)$.

La décision peut être prise sur la base de la valeur prise par cette différence. Or, on distingue deux types d'alternatives:

- alternatives mesurables sous C_i ;
- alternatives non mesurables sous C_i .

Si les alternatives ne sont pas mesurables sous C_i , leur performance est exprimée dans une échelle qualitative, avec des valeurs allant de 1 à 10 associés aux différents échelons. Un seuil d'acceptation est alors employé. [Lootsma 90]

Une faible ou forte préférence pour A_j se traduisent par A_j est meilleure que A_k ou que A_k est meilleure que A_j .

Donc, sous chaque critère, on construit un système de relations binaires entre les différentes alternatives.

III.3 Choix d'une méthode de prévision

Le choix d'une méthode de prévision se fait en fonction des critères de choix déjà retenus.

III.3.1 L'horizon temporel

III.3.1.1 Prévision à court terme

Le court terme recouvre des prévisions établies sur une base mensuelle ou trimestrielle.

On fait appel à ce type de prévisions dans des cas tels que: la prévision des ventes, du prix, des coûts, de la demande, du taux d'intérêt, etc...

Dans le court terme, le facteur tendance est sans grande importance. Par contre les composantes cyclique et saisonnière peuvent si elles ne sont pas identifiées, créer de sérieux problèmes. C'est pourquoi, les méthodes de lissage ne sont pas appropriées à ce type de situations.

Le prévisionniste a généralement, dans le cas du court terme, plus de contrôle sur le cours des événements, il pourra éventuellement essayer d'infléchir les résultats futurs.

Les méthodes quantitatives sont les plus sollicitées -à des degrés différents - pour la prévision à court terme.

Les méthodes de contrôle, les modèles de régression, les méthodes de décomposition, les modèles économétriques, la projection de tendance sont les plus utilisées en pratique.

Toutefois, certaines situations permettent l'utilisation de prévisions qualitatives telles que : la méthode de Delphi. [Laabas 93], [Weelwright 83], [Usunier 82], [Sullivan 77]

L'utilisation des modèles en séries chronologiques et du modèle causal est très fréquente dans ce type de situations.

III.3.1.2 La prévision à moyen terme

Les prévisions à moyen terme sont généralement établies sur une base semestrielle ou annuelle, puis périodiquement tenues à jour.

On utilise ce type de prévisions dans des situations telles que: les ventes totales, les achats et les commandes d'équipements, les coûts, les allocations budgétaires, l'introduction de nouveaux produits, les tournants de l'économie etc...

Dans le moyen terme, le facteur de tendance est sans doute significatif. Aussi, on ignore le plus souvent le facteur saisonnier dans les données, on tient surtout compte de l'aspect cyclique, on tente d'identifier les points de "retournement" et d'isoler les tendances.

Les techniques de prévision les plus utilisées en pratique sont surtout : les techniques de contrôle, la régression, les modèles économétriques, la méthode de Delphi, l'analogie historique, la projection de la tendance. [Laabas 93], [Weelwright 83], [Sullivan 77]

Cependant, aucune des méthodes ne résoud bien le problème de prévision des points de retournement. L'identification de ces changements de tendance demande en général un apport de la part du prévisionniste.

III.3.1.3 Prévision à long terme

Les prévisions à long terme sont généralement établies sur une base de deux années et plus.

Ce type de prévision est souvent utilisé avec la planification stratégique. On s'intéresse dans ce cas à des variables plus agrégées.

On fait appel à ces prévisions dans des cas tels que : l'introduction de nouveaux produits, les points de saturation, les expansions des usines et des équipements, le choix des investissements, le choix des axes de recherche et de développement.

Dans le long terme, le facteur tendance est dominant. Il revêt une importance capitale dans le sens où il aide à prédire les moments où le rythme d'évolution va se modifier et où on va atteindre les points de "saturation".

L'établissement de ces prévisions va permettre au manager de faire face aux points de saturation.

Aussi, vu l'importance de l'intervalle de temps, le prévisionniste peut modifier les prévisions futures à la lumière des écarts entre les réalisations et les prévisions d'aujourd'hui qui fournissent des informations supplémentaires sur la situation considérée.

Les techniques de prévision les plus utilisées en pratique sont : les modèles de régression, les modèles économétriques, l'analyse input output, l'analyse du cycle de vie, la projection de la tendance, la méthode de Delphi, la courbe en S, l'analogie historique, la recherche morphologique, l'arbre de pertinence.

[Weelwright 83], [Sullivan 77]

Aussi, une utilisation de méthodes hybrides est fréquente. en effet, le prévisionniste utilise des techniques quantitatives pour identifier les lois, tandis que les techniques qualitatives examinent les déviations possibles et la probabilité de changement de ces tendances. Enfin, le modèle causal et le modèle en série chronologique sont les plus utilisées.

III.3.2 La loi des données

Dans la sélection d'une méthode de prévision, l'identification de la loi des données est une étape très importante.

Les techniques telles que les méthodes du lissage exponentiel ne peuvent traiter que des données à loi élémentaire horizontale.

Les formes de lissage d'ordre supérieur sont capables de traiter des données à lois élémentaires plus complexes.

Les méthodes de régression sont à même de manier la plupart des lois élémentaires présentes dans les données sauf peut être celles qui sont strictement horizontales.

Enfin, les méthodes de décomposition et de contrôle s'accommodent de toutes les combinaisons de composantes de tendance, saisonnière et cyclique.

En général, il est difficile de traiter la composante cyclique et d'identifier les points de retournement. Par contre, les facteurs saisonniers, de tendance et horizontaux sont plus faciles à appréhender.

Souvent, les méthodes de contrôle sont meilleures en présence de facteurs saisonniers. Aussi, elles se comportent assez bien en présence de variations cycliques. Cependant, il leur est difficile de discerner le facteur cyclique du facteur saisonnier.

Par contre les méthodes de décomposition sont plus solides lorsqu'il s'agit du facteur cyclique. Elles s'avèrent être les plus intéressantes pour l'identification des points de retournement.

Pour l'identification du cycle et de ses points de retournement, Census II et Foran sont particulièrement bien indiqués.

La régression multiple et les modèles économétriques sont aptes à traiter les lois élémentaires saisonnières aussi bien que les lois cycliques lorsqu'on peut les isoler. Cette contrainte, restreint quelque peu son utilité pratique.

Un autre facteur qui apparaît et qui a un impact important est la présence d'autocorrélation dans les données qui est en contradiction avec l'une des hypothèses de base de la régression.

Ceci rend la régression inappropriée pour le traitement de données corrélées.

S'appuyant sur l'autocorrélation en tant que moyen principal de la découverte de la loi sous-jacente aux données, BOX-JENKINS et le filtrage adaptatif s'avèrent très utiles pour le traitement de séries autocorrélées. Les méthodes de lissage se comportent très bien en présence de l'autocorrélation.

III.3.3 Le type de modèle

Le choix du modèle associé à une certaine méthode de prévision oppose la série chronologique au modèle causal et le modèle statistique au modèle non statistique.

Dans une méthode en séries chronologiques, le temps est utilisé comme variable indépendante.

Les prévisions sont, une fois le modèle établi, obtenues pour n'importe quelle valeur du futur.

Un modèle causal, par contre, utilise d'autres variables indépendantes pour la préparation d'une prévision.

Seules les régressions, les modèles économétriques et la méthode de BOX-JENKINS peuvent être utilisées en modèle causal. Toutes les autres méthodes quantitatives utilisent le modèle en séries chronologiques.

Les modèles statistiques, en plus de la prévision fournissent au manager les résultats de tests statistiques tels que : (l'intervalle de confiance, le coefficient de détermination R, le coefficient de Darbin-Watson DW, la variance, la moyenne...).

En revanche, les modèles non statistiques ne donnent qu'une valeur unique. C'est le cas des méthodes qualitatives.

III.3.4 Le coût d'une méthode de prévision

Par calcul de tous les coûts, le manager pourra obtenir une image vraie des dépenses totales supportées lors de l'application d'une méthode de prévision spécifique à une situation donnée.

Le coût de développement comporte le coût de la collecte des données et de la mise en place de la procédure à utiliser lors de la prévision ainsi que le temps machine.

Les coûts d'exploitation par contre comportent essentiellement les coûts d'utilisation de la technique pour l'élaboration de prévisions.

L'utilisation par exemple d'une méthode de lissage se fait habituellement en quelques minutes tandis que le développement d'un système d'équations simultanées demande des mois de travail.

En général, les coûts des méthodes de prévision sont comparés sur une échelle de 0 à 10.

III.3.5 La complexité des méthodes de prévision

Des problèmes complexes et extrêmement mathématiques ont généralement beaucoup moins d'attrait que les techniques plus simples que l'on peut comprendre sans être obligé de faire un effort important. Si un manager doit se fier aux résultats d'une méthode de prévision déterminée, il faut qu'il comprenne comment elle fonctionne, et pourquoi elle est bien adaptée à sa situation.

Les méthodes qui impliquent le manager plus directement, lui fournissent l'occasion de modifier les prévisions et d'exercer son jugement sur celles-ci, ont beaucoup plus de chances d'être applicables à sa situation que les méthodes automatiques.

Grâce à une échelle de 0 à 10, les diverses méthodes sont classées par rapport au critère de complexité.

III.3.6 La précision des méthodes de prévision

La valeur d'une méthode de prévision dans une situation donnée est fonction du degré d'exactitude des prédictions établies par cette méthode.

En général, il y a deux façons pour mesurer la précision d'une méthode de prévision.

La première, consiste à utiliser la série complète des données historiques pour adapter une méthode à la situation, ensuite mesurer l'écart entre les valeurs prévues et les valeurs réelles en utilisant le carré moyen de l'erreur ou l'écart absolu moyen.

La seconde, consiste à adapter une partie des observations. Une partie des données est utilisée pour déterminer les paramètres de la méthode de prévision. La méthode est ensuite appliquée pour tester à posteriori la précision de la méthode.

L'avantage de cette solution est que le manager peut obtenir deux mesures de la précision, l'une fondée sur le premier sous ensemble des données, sur lequel la méthode a réellement été testée, et l'autre fondée sur un second sous ensemble de valeurs équivalentes à des valeurs futures.

Il y a de grandes variations entre les diverses méthodes de prévision lorsqu'on compare leurs aptitudes

Figure - III.3 - Tableau comparatif des différentes méthodes de prévision
 [Sullivan 77], [Weelwright 83], [Usunier 82]

	Terme			loi des données				coût	
	court	moyen	long	horizon- tale	tendan- cielle	saison- nière	cyclique	de développement	d'exploitatio
Méthodes quantita- tives									
Méthodes de lissage									
Moyenne mobile simple	*			*				1	1
Moyenne mobile double	*				*			1.5	1.5
Lissage expo simple	*			*				0.5	0.5
Lissage expo double	*				*			1	1
Méthodes de contrôle									
Filtrage adaptatif	*	*		*	*	*	*	4	7

Méthode Box et Jenkins	*	*		*	*	*	*	8	10
Regression									
Regression simple		*	*		**			3	3
Regression multiple	*	*	*		**			6	6
Modèles économétriques	*	*	*		**			8	8
Décomposition en séries chronologiques									
Décomposition	*			*	*	*	*	4	4
Census II	*			*	*	*	*	6	7
Méthodes qualitatives									
Courbe en S			*					5	6
Recherche morphologique			*					9	
Méthode de Delphi	*	*	*					5	
Précision				Type de modèle				Compréhension	
				chronologique	causal	statistique	non statistique	mixte	
Méthodes quantitatives									
Méthodes de lissage									
Moyenne mobile simple		2		*			*		10
Moyenne mobile double		2		*			*		9
Lissage expo simple		3.5		*			*		8

Lissage expo double	2.5	*			*		7
Méthodes de contrôle							
Filtrage adaptatif	7	*			*		7
Méthode Box et Jenkins	10	*	*	*			4
Régression							
Régression simple	5	*	*	*			9
Régression multiple	8	*	*	*			7
Modèles économétriques	10		*	*			3
Techniques de décomposition							
Décomposition	5	*			*		9
Census II	7	*				*	7
Méthodes qualitatives							
Courbe en S	5	*			*		6
Recherche morphologique	5	*	*		*		7
Méthode Delphi	5	*	*		*		8

*: autocorrélation positive

** : autocorrélation négative

III.4 Conclusion

Beaucoup de managers ont du mal à suivre le champs de prévisions qui devient de plus en plus complexe. En général, le nombre de prévisionnistes prêts à utiliser toutes les méthodes de prévision disponibles et à choisir la méthode appropriée à la situation considérée est très restreint.

Certes, un résultat évident, la prévision est devenue une profession.

Aussi, les chercheurs se sont orientés vers les techniques de pointe spécialement vers les systèmes experts.

Chapitre IV

L'approche systèmes experts et la gestion prévisionnelle

"It would be nice for humans to have intelligent machines to serve them"

ARISTOTE

IV.1 Introduction

La force du prévisionniste réside dans sa capacité à manipuler des concepts flous, des informations implicites, imprécises, voire contradictoires, d'entrevoir des analogies entre des cas dont les liens ne sautent pas forcément aux yeux. Sa capacité à tirer le pertinent dans une masse d'informations, le rend apte à résoudre des problèmes difficiles en allant rapidement vers la solution, ne considérant qu'un petit nombre de possibilités.

A l'inverse, l'ordinateur est réputé pour sa puissance et sa précision de calcul, sa capacité de mémoire quasi infinie.

La construction d'un système expert vise à combiner ces deux avantages, c'est à dire à formaliser le raisonnement d'un expert en prévision tout en conservant la puissance combinatoire de l'ordinateur.

V.2 De l'informatique algorithmique aux systèmes experts

Lors des années 60, l'informatique se propage en dehors des laboratoires pour lesquels elle naquit, destinée à aider les chercheurs.

Les connaissances chiffrées disponibles se multipliant, il devient nécessaire de les traiter promptement, de les rapprocher et d'en effectuer la synthèse sans noyer l'esprit humain.

[Quibel 89]

Pour sa part, l'informatique algorithmique répond en partie à une telle exigence. Pour reproduire la réalité, il est loisible d'examiner de nombreuses suppositions dans un court laps de temps.

Aussi, la suite des décisions à prendre est explicitement programmée.

Néanmoins, rarement la complexité des situations observées est prise totalement en compte parcequ'elles sont simplifiées.

En revanche, pour l'entreprise, les observations imprécises ou judicieuses des vendeurs, les aspirations des prospects, les critiques des clients, les synthèses d'interviews d'utilisateurs de produits, les jugements portés, sont incertains, imprécis et ambigus.

Manager, dirigeant et spécialiste, chacun s'efforce de ne pas parodier les réalités, s'astreignant à limiter ses exigences vis à vis de l'informatique traditionnelle. Briser ces limites devient à la fois rêve et nécessité. Ainsi, naissent les systèmes experts.

Dans ces systèmes, les connaissances sont séparées de leurs mécanismes d'interprétation. Il en résulte que le chemin de résolution de problèmes d'un système expert n'est pas bâti à l'avance; il est construit dynamiquement par le moteur en choisissant et en appliquant des règles de raisonnement. Aussi, il offre de plus grandes facilités de modifier les connaissances du système, ainsi que des capacités d'expliquer leur mode de raisonnement et une plus grande transparence des connaissances manipulées.

figure - V.2- Différence entre programmation classique et systèmes experts

Programmation conventionnelle	Systèmes experts
Programmation surtout numérique	Programmation surtout symbolique
Algorithmes à étapes successives conduisant à la solution	Recherche heuristique
La connaissance et son utilisation sont intégrées	La connaissance et son utilisation sont séparées
Difficulté à modifier le programme	Aisance pour ajouter, retrancher, modifier des connaissances et des règles
Le fonctionnement du programme conduit à une réponse correcte en égard à l'information qui lui a été fournie	La réponse n'est pas forcément vraie. On se contente souvent d'obtenir une solution valide pour 80 ou 90 % des cas. On admet des réponses incorrectes
La programmation traditionnelle nécessite de la rigueur et beaucoup d'efforts pour trouver l'information à utiliser	Le système-expert n'est pas instrument magique. Il nécessite de la rigueur et beaucoup d'efforts pour trouver, formaliser la connaissance et construire des heuristiques

V.3 Généralités sur les systèmes experts

IV.3.1 L'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle est la discipline visant à comprendre la nature de l'intelligence en construisant des programmes d'ordinateur imitant l'intelligence humaine.

Elle étudie la possibilité de rendre les ordinateurs capables d'accomplir des tâches pour lesquelles - à présent - l'être humain est meilleur. [Farreny 89]

Elle s'intéresse aux processus cognitifs mis en oeuvre par l'être humain lors de l'accomplissement de tâches intelligentes.

Elle a pour but de développer le comportement intelligent sur une base heuristique, de rendre l'ordinateur capable de manipuler des symboles, de reconnaître correctement des modèles, d'être capable d'apprendre et d'adapter tel un comportement humain.

En même temps, l'intelligence artificielle doit pouvoir remplacer les algorithmes de computation exhaustive en donnant des résultats précis en un temps minimum.

Si l'intelligence artificielle répond à ces besoins alors elle donne une fondation au "système expert".

IV.3.2 Les systèmes experts

Un système expert est un ensemble de programmes capables de simuler la démarche d'un expert humain à la recherche d'un diagnostic dans un domaine de compétence.

Les systèmes experts sont conçus pour répondre à une double finalité [Bonnet 86] qui est:

- d'égaliser ou même de dépasser les facultés de compréhension de spécialistes par effet de démultiplication du raisonnement humain;

- de transférer le savoir faire de spécialistes à des individus qui ne possèdent pas complètement cette expertise.

Un système expert aura l'avantage sur un expert humain d'être toujours disponible et duplicable.

Il est constitué de [Farrenney 89] trois modules:

- Une base de connaissances;
- Une base de faits;
- Un moteur d'inférence.

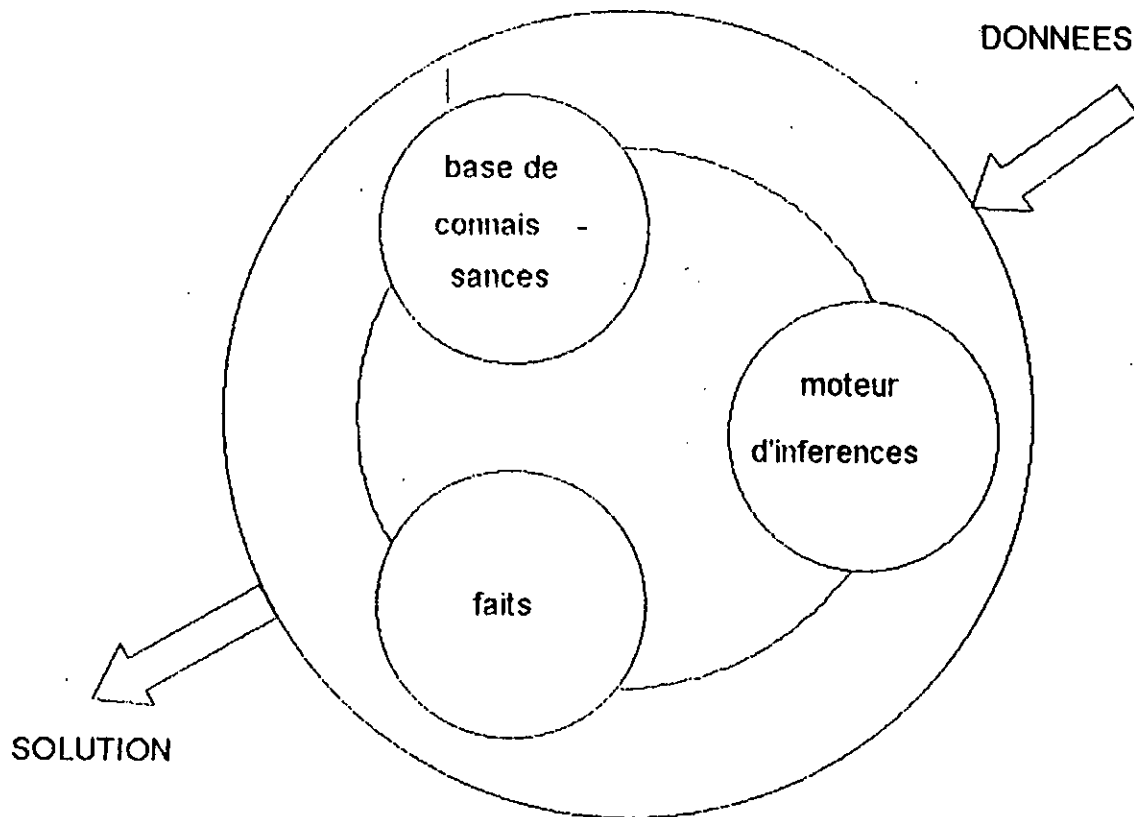


figure - IV.3.2 - Architecture de base d'un système expert [Bonnet 86]

IV.3.2.1 Base de connaissances

Donnée sous forme déclarative, elle contient toutes les compétences spécifiques au domaine de l'expertise. Elle se présente généralement sous forme de règles dites règles de production qui représentent le savoir faire sur le domaine: elles indiquent quelles conséquences tirer ou quelles actions accomplir lorsque telle situation est établie ou est à établir.

Les règles de production sont des granules de connaissances opératoires se référant aux faits par rédaction associative. [Bonnet 84]

Une règle doit être conforme à la forme suivante:

«Déclencheur» -----> «Corps de règle» FC

Le coefficient de certitude (FC) ou coefficient de vraisemblance ou bien encore le facteur de certitude, évalue la confiance qu'on peut accorder à la conclusion de la règle.

[Bonnet 86]

IV.3.2.2 Base de faits

Les faits sont des connaissances assertionnelles décrivant des situations établies ou à établir. Ils représentent les données fixes qui ne changent pas au cours du raisonnement. Ils regroupent les hypothèses propres au problème à traiter.

Les faits peuvent être [Bonnet 1984] de deux types:

- Des faits permanents au domaine, qui sont toujours présents dans la base des faits;
- Des faits propres à une situation particulière, lesquels sont observés et introduits par l'utilisateur dans la base de faits.

IV.3.2.3 Moteur d'inférence

C'est la partie centrale du système expert, c'est un logiciel qui est chargé d'exploiter les connaissances et d'effectuer les déductions.

En effet, il met en œuvre des mécanismes généraux de combinaison des connaissances assertionnelles (faits) et des connaissances opératoires (règles).

Selon des stratégies variées, souvent très largement indépendantes du domaine d'application, le moteur d'inférence puise parmi les règles, les interprète, les enchaîne jusqu'à satisfaire des conditions d'arrêt. [Farreny 89]

Principe de fonctionnement des moteurs d'inférence [Farreney 89]

1- Le cycle de base d'un moteur d'inférences

Nombreuses sont les façons de raisonner et d'envisager des situations complexes. Il existe en effet deux modes de base:

- mode déductif;
- mode inductif.

La déduction permet de tirer des conclusions à partir de règles dont on vérifie les prémisses (chaînage avant) (ie: on part des données pour arriver au résultat);

L'induction conduit aux règles à partir d'observations partielles (chaînage arrière) (ie: on part du but à prouver et on remonte jusqu'aux hypothèses).

La représentation de chaque règle réunit des informations relatives aux conditions de déclenchement et des informations relatives aux effets résultant du déclenchement de la règle.

$$\text{Règle} = \langle \text{déclencheur} \rangle + \langle \text{corps} \rangle$$

Le moteur d'inférences enchaîne des cycles de travail comportant chacun deux phases:

- la phase d'évaluation;
- la phase d'exécution.

Lorsque le moteur est lancé, la base des connaissances contient les informations représentatives de l'énoncé du problème à traiter :

- les faits avérés et faits à établir (expression de problème ou buts) constituent la « base des faits » qui est la mémoire de travail;
- les connaissances opératoires sur le domaine constituent «la base des règles ».

Schématiquement: en phase d'évaluation, le moteur détermine s'il existe, dans la base des règles courantes, des règles à déclencher au vu de l'état courant de la base des faits, et si oui quelles sont ces règles; en phase d'exécution le moteur déclenche les règles retenues par l'évaluation.

L'arrêt du moteur est commandé soit en phase d'évaluation, soit en phase d'exécution. Un arrêt en phase d'évaluation proviendra de l'absence de règles déclenchantes au vu de l'état courant des bases de faits et de règles. Un arrêt en phase d'exécution résultera d'un ordre donné par l'une des règles déclenchées.

1-a Phase d'évaluation

Elle comprend trois étapes:

- La sélection;
- Le filtrage;
- La résolution des conflits.

La sélection

Cette phase détermine à partir d'un état présent ou passé (noté BF) de la base des faits et d'un état présent ou passé (noté BR) de la base de règles un sous ensemble F_1 de la base de faits et un sous ensemble R_1 de la base de règles qui, à priori, méritent d'être comparés lors de la seconde étape.

Une technique courante consiste à exploiter les connaissances éventuellement disponibles sur la répartition des faits et des règles en familles particulières. Par exemple, dans un contexte de prévision, on peut distinguer à priori, les règles propres à la classe des méthodes de contrôle, des autres règles, on distingue les faits relatifs au traitement des données des autres faits.

Ceci permet au moteur de privilégier, pour la durée d'un ou plusieurs cycles, tel groupe de règles ou de faits. La distinction en familles de faits ou familles de règles est souvent matérialisée par la définition de structures séparées.

Le filtrage

Dans cette étape, le moteur d'inférences compare la partie déclencheur de chacune des règles de R_1 par rapport à l'ensemble F_1 de faits. Un sous ensemble R_2 de R_1 rassemble alors les règles jugées compatibles avec F_1 c'est à dire celles dont les conditions de déclenchement ont été jugées satisfaites par l'état de F_1 .

R_2 est appelée "ensemble des conflits".

La résolution des conflits

Lors de cette étape, le moteur détermine les règles, soit un sous ensemble R_3 de R_2 , qui doivent être effectivement "déclenchés". Si R_3 est vide il n'y aura pas de phases d'exécution pour le présent cycle.

Couramment, le choix est fondé sur des critères sans rapport apparent avec la signification attachée aux règles dans le contexte d'application.

Parfois, le choix est fondé sur des critères susceptibles de prendre en compte la signification des règles vis à vis du contexte d'application. Par exemple certaines règles semblent plus prometteuses, quant à la résolution du problème considéré que d'autres.

1. b Phase d'exécution

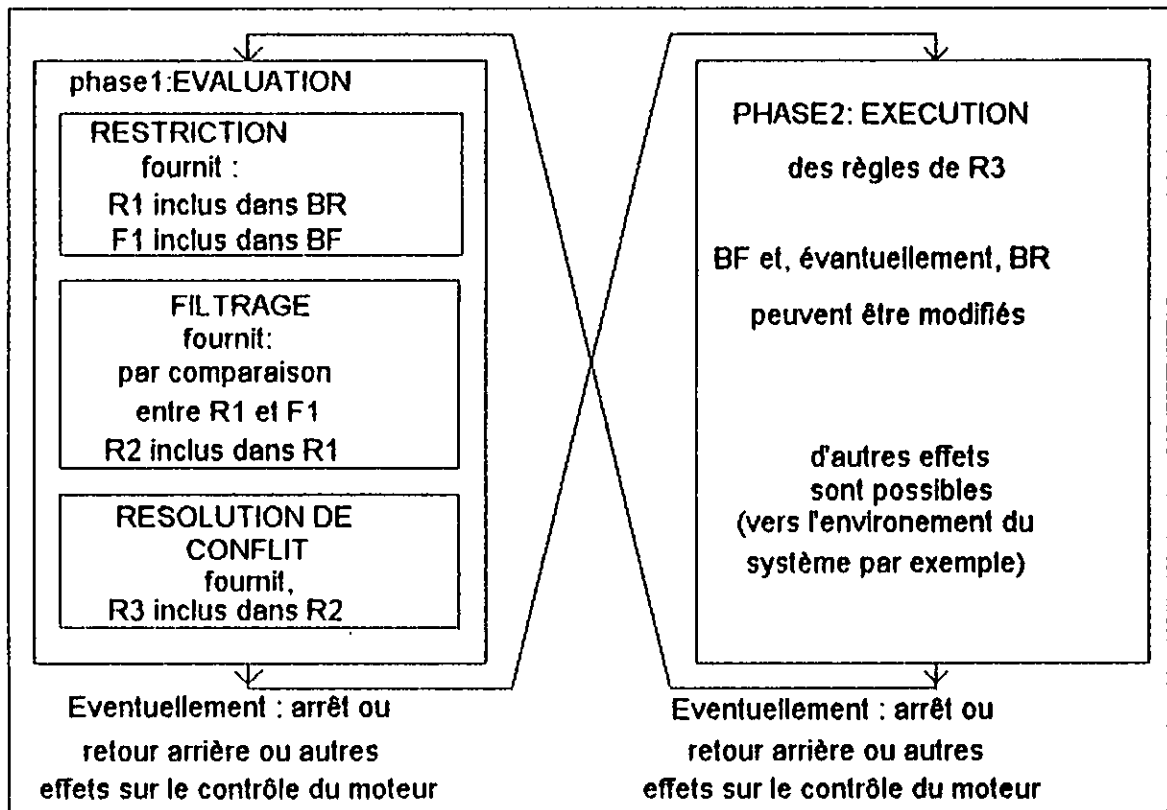
La phase d'exécution constitue la 2ème partie de chaque cycle: le moteur d'inférences commande la mise en oeuvre des actions définies par les règles de R_3 (si R_3 non vide). La conduite à tenir lorsque R_3 compte plus d'une règle peut-être très différente d'un moteur à l'autre.

2- Les régimes de contrôle d'un moteur

Lorsque R_3 est vide, certains moteurs très simples s'arrêtent, on dit que ces moteurs ont un "moteur de contrôle irrévocable". D'autres moteurs reconsidèrent l'ensemble des conflits R_2 d'un cycle antérieur et examinent la possibilité de déclencher d'autres règles de R_2 .

A l'inverse, de « régime de contrôle par tentative » lorsqu'il y a remplacement de déclenchements de règles par d'autres.

figure - IV.3.2.3 - Représentation du cycle de base d'un moteur d'inférences



BR : base de règles.
 BF : base de faits

IV.3 Les caractéristiques des problèmes visés par les systèmes experts [Bonnet 86]

Le choix d'une application résulte d'un travail collectif d'identification et de sélection. Au cours de ce processus les intervenants vont être amenés à passer les applications candidates au crible d'un ensemble de critères.

Ces critères se résument comme suit:

*** L'existence d'experts reconnus, motivés et disponibles:**

Si beaucoup de personnes peuvent résoudre le problème de manière satisfaisante, le recours à un système expert n'a aucun sens.

Cependant, lorsque le domaine est neuf ou en évolution trop rapide ou lorsqu'il n'existe aucune expertise l'utilisation de la technique des systèmes experts s'avère bénéfique.

*** L'inexistence d'une solution algorithmique connue, possible ou souhaitable**

Le cas le plus courant est celui où il n'existe pas d'algorithme connu et où l'expert utilise des méthodes dites heuristiques qu'il a lentement mises au point au fil de l'expérience et dont le succès n'est pas garanti.

Un autre cas est celui où il existe un algorithme menant à coup sûr vers la bonne solution, mais dont l'exécution demande un temps trop long en regard de la capacité de calcul des ordinateurs actuels.

Un troisième cas est celui où les connaissances sont intuitives c'est à dire difficiles à justifier.

*** Nature qualitative des informations:**

L'aspect original apporté par les recherches en intelligence artificielle est le fait de manipuler des informations symboliques en majorité qualitatives.

Cela n'exclut bien entendu pas la nécessité d'exploiter les résultats de calculs numériques, mais ceux-ci ne sont pas la partie prépondérante des systèmes experts.

*** Evolution rapide et constante des connaissances:**

Parmi les qualités admises de la méthodologie des systèmes experts figure en bonne place la facilité de modification des programmes.

L'architecture qui caractérise les systèmes experts est le résultat d'une nécessité qui vient du fait que l'expérience et le raisonnement d'un expert prennent du temps pour être représentés dans un ordinateur.

*** Rareté de l'expérience:**

Dans une entreprise, les spécialistes qui ont acquis une connaissance solide d'un matériel ou d'un logiciel ne sont souvent plus là lorsque ce matériel ou logiciel est mis en exploitation. Leur expertise n'a pas été conservée.

La question à poser à ce niveau est: dans quelles mesures l'application choisie: i.e la prévision répond-elle à aux critères cités ci-dessus?

IV.5 Systèmes experts et prévision

IV.5.1 Opportunité des systèmes experts pour la prévision

Les spécialistes en prévision et les managers vivent dans un univers partiellement inconnu, où règnent l'incertitude et l'ambiguïté. Les observations s'accordent mal aux méthodes scientifiques des esprits cartésiens et aux réflexions des gestionnaires nourris de chiffres.

Par ailleurs, la prévision est une discipline, où les données qualitatives interviennent souvent.

En effet, dans l'élaboration de prévisions, le jugement des spécialistes intervient dans toutes les étapes presque au même titre que l'aspect calcul.

Aussi, la plupart des erreurs de prévision proviennent du fait que les prévisionnistes ne connaissent qu'un sous ensemble des méthodes existantes; de plus ils en connaissent rarement les limites.

Confrontés aux problèmes de calcul et de choix en matière de prévisions, les spécialistes ont fait recours à la programmation algorithmique. Ils ont élaboré d'excellents logiciels qui aident l'utilisateur à calculer ses prévisions.

On peut citer les plus utilisés à savoir: Micro TSP, SHAZAM,...

Aussi, l'utilisation de logiciels en économétrie et en statistique à des fins de prévision est très répandue.

Contrairement au calcul, le processus de choix d'une méthode de prévision n'est pas vraiment algorithmique.

En effet, les critères de choix sont très nombreux et les jugements des spécialistes sont très importants

Pourtant, des travaux ont été faits dans ce sens. Il s'agit d'algorithmes de choix de méthodes de prévisions.

En omettant l'aspect qualitatif, les spécialistes ont voulu trouver une solution au problème posé. cette perte d'informations ne peut ne pas avoir des répercussions sur le résultat obtenu

L'apparition de programmes informatiques résolvant des problèmes presque à la manière des experts humains, a révolutionné les conceptions sur le genre de tâches que les ordinateurs peuvent exécuter.

En effet, l'introduction des techniques de l'intelligence artificielle a joué un rôle majeur dans le remodelage des notions traditionnelles de nature et mode de gestion des entreprises et de prise de décisions.

Les premiers systèmes experts appliqués essentiellement dans des domaines scientifiques tels que: la médecine, la géologie, la chimie se sont révélés performants.

Dans le domaine de la gestion, les systèmes experts sont nés de la convergence de deux courants de recherche [Ernst 88]: celui des systèmes experts d'aide à la décision et celui des systèmes de représentation et de manipulation de connaissances en intelligence artificielle.

Le premier permet de disposer d'un cadre conceptuel rigoureux lorsqu'on désire procéder à une analyse structurale des processus de décision dans l'entreprise, le second apporte la technique des systèmes experts qui, en raison de ses spécificités permet de résoudre des problèmes de gestion dans ce cadre conceptuel, comme étant des problèmes non résolus ou mal résolus par des systèmes informatiques jugés non intelligents.

Les applications possibles en sont virtuellement infinies dans des champs d'application tels que :

- Etablissement des quotas de ventes;
- Planification des tâches;
- Choix des modèles de prévision;
- Sélection d'itinéraires de transport;
- Planification des besoins;
- Evaluation des performances;
- Conseil en investissement.

Les systèmes experts ont gagné en ampleur, pour devenir aujourd'hui un outil indispensable à la gestion et à l'organisation du savoir et du savoir faire dans l'entreprise.

Un peu plus tard, vers les années 80, ils pénètrent le domaine de la prévision

Relativement aux autres domaines, les systèmes experts en prévision sont peu nombreux et restent au stade de l'expérimentation.

On peut citer les plus connus à savoir: NOSTRADAMUS, FORECAST PRO,...

Les techniques des systèmes experts ne prétendent pas aujourd'hui prendre la place des techniques algorithmiques. Elles constituent seulement un nouvel outil de la gamme de l'informatique.

IV.5.2 Les systèmes expert et les problèmes de décision en prévision

Dans le domaine de la prévision, les problèmes de décision qui relèvent d'un système expert sont à priori des problèmes dont la résolution nécessite:

- soit des processus non structurés;
- soit des processus complexes;
- soit des processus décentralisés.

La combinaison de ces types de processus renforçant naturellement la justification d'un système expert.

IV.5.2.1 Processus non structurés

Les mécanismes de résolution utilisés en intelligence artificielle se caractérisent par leur non déterminisme.

Ils s'opposent ainsi aux mécanismes de résolution de type algorithmique.

Les problèmes de décisions de prévision qui font appel aux systèmes experts sont des problèmes dont le traitement n'est pas entièrement possible par l'algorithmique classique.

Ces processus de décisions sont fondés sur une logique de situation dans laquelle le traitement d'un même problème n'a pas le caractère répétitif d'un programme classique.

De telles problèmes peuvent être résolus efficacement en mettant en interaction le jugement d'un expert avec une base de données décrivant son environnement de travail et une base de connaissances traduisant son savoir faire.

V.5.2.2 Processus complexes

La complexité d'un processus de décision de prévision est définie par la complexité combinatoire des connaissances à manipuler. Celle-ci est d'autant plus importante que le problème nécessite une masse considérable de connaissances à savoir:

- des connaissances statiques décrivant la complexité du réel perçu par le prévisionniste;
- des connaissances actives rendant compte de la rationalité subjective sur ce dernier.

Cette complexité combinatoire devient vite inaccessible au raisonnement humain dès lors qu'un même processus de décision met en interaction plusieurs centres de décision, la masse de connaissances à manipuler étant proportionnelle à la fréquence de ces interactions.

Un système expert est de par sa fonction de démultiplication du raisonnement humain, un outil privilégié de traitement.

IV.5.2.3 Processus décentralisés

La résolution d'un problème de prévision peut être décentralisée dans une entreprise:

- soit en raison d'une dispersion géographique des centres de décision;
- soit en raison de contraintes de temps de réponse, notamment lorsque des centres de décision doivent agir dans un environnement incertain.

La prise de décision décentralisée entraîne sur le plan de l'organisation et du contrôle deux conséquences importantes:

- un transfert d'expertise vers les centres de décision opérationnels afin d'étendre leur domaine de compétence;
- un renforcement des mécanismes de contrôle des performances afin de garantir la cohérence du système de gestion dans son ensemble.

Ces systèmes sont appelés à devenir des instruments indispensables de contrôle de gestion surtout dans les entreprises à structure décentralisée, en raison des puissants mécanismes de déduction et d'interprétation qu'ils proposent.

IV.6 Nouveaux développements en matière de systèmes experts pour la prévision

L'analyse des systèmes experts montre qu'une distinction doit être faite concernant au moins trois types d'expertise différents [Fontela 90]:

- l'expertise technique, statistique et économétrique, nécessaire pour formaliser n'importe quel type de modèle prévisionnel;
- l'expertise économique sur le fonctionnement du système macro économique;
- l'expertise conjoncturelle sur les conditions d'environnement qui peuvent être de nature à modifier le comportement à court terme d'un système économique donné et qui normalement échappent à une prévision formalisée.

À première vue, l'expertise technique est la plus facile à être programmée à l'aide de l'intelligence artificielle; c'est vers elle que se sont dirigés les premiers efforts des spécialistes.

L'expertise particulière que requiert le choix d'une bonne méthode d'extrapolation est aujourd'hui un domaine prioritaire de l'enseignement de la statistique et des méthodes économétriques dans toutes les universités européennes et américaine et de nombreuses équipes universitaires travaillent à l'automatisation des choix qui sont demandés aux chercheurs lorsqu'ils traitent des séries temporelles.

Cette activité va continuer à s'intensifier au cours des prochaines années car la demande pour les modèles d'extrapolation à court terme plus performants que des règles naïves ne peut qu'augmenter (par exemple, pour la prévision des ventes hebdomadaires et mensuelles dans les chaînes de distribution ou pour l'évolution horaire ou journalière des cours de bourse, etc.). [Fontela 90]

On mentionne déjà l'existence, de software pour ordinateurs personnels, d'un système expert spécialisé dans l'élaboration de modèles ARIMA et de fonctions de transfert élaborées par l'équipe du Professeur Jenkins, ainsi que d'un système expert qui inclut outre le traitement ARIMA, le lissage exponentiel et la possibilité d'ajustements économétriques simples (FORECAST PRO).

Ce système expert inclut une phase d'analyse et recommandation en matière de choix de la méthode d'extrapolation.

Ce choix porte sur trois modèles:

- lissage exponentiel (avec cinq possibilités de lissage);
- Box-Jenkins;
- un modèle de régression (jusqu'à 50 variables explicatives).

MICRAL, le programme de Jenkins à très court terme a trouvé une extension dans deux programmes en systèmes experts, l'un porte sur les biens de consommation (simulation et prévisions d'impacts de prix, activité promotionnelle, publicité, etc.) et l'autre sur la demande d'énergie (simulation et prévision d'effets de changements climatiques, congés, vacances, etc.).

Des besoins réels existent dans le but de faciliter l'élaboration de modèles économétriques plus complexes à partir de bases de données contenant des séries temporelles, et en liaison avec des programmes automatiques de choix de régression en fonction de critères statistiques prédéfinis.

IV.7 Outils de développement de systèmes experts

Plutôt que d'écrire complètement un nouveau moteur d'inférence avec tout son environnement d'exploitation, il est recommandé d'utiliser des outils logiciels, qui, d'une part, déchargent le concepteur de l'écriture de certains modules du système et, d'autre part, facilitent grandement la mise en service de ce système.

Plusieurs dizaines d'outils de développement de systèmes experts ont été élaborés. Ils se distinguent par leur complexité, leur degré d'achèvement (de la maquette universitaire au produit commercial), le type de machines ciblé des gros ordinateurs universels aux micro ordinateurs).

On peut en fait distinguer différents types d'outils [Bonnet 86]:

- des systèmes experts vides ou noyaux ou systèmes essentiels, obtenus souvent à partir d'un système expert existant en enlevant la base de connaissances

(ex : essential mycin, Van Melle, 1980)

Ces systèmes contiennent à la fois un moteur d'inférence et un ensemble d'outils logiciels plus ou moins élaboré pour contrôler les étapes de la réalisation du système expert dans un domaine précis.

- des langages et systèmes de très haut niveau conçus pour les applications de génie cognitif et susceptibles d'être réutilisés dans divers domaines. certains sont fondés sur une représentation des connaissances par règles de production en logique des propositions ou des prédicats. (ex : OPS-5, Forgy, 1977)

- des outils intégrant plusieurs modes de représentation d'objets hiérarchisés (ex : Loops, Bobrow, 1983 et Kee, Kehler, 1984)

Il existe une grande variété d'outils pour le développement de systèmes experts. En fait, il n'existe pas d'outils et de moteurs susceptibles d'être utilisés pour tous les domaines.

Le choix se fera essentiellement en fonction du type des tâches envisagées (diagnostic, planification, conseil...)

IV.8 Conclusion

Par leur capacité de démultiplier le raisonnement, les systèmes experts sont appelés à être de véritables assistants pour les gestionnaires.

De plus, ils aident à formaliser les connaissances implicites, qualitatives, floues, imprécises, ... sans porter de préjudice à l'algorithmique classique.

Les connaissances heuristiques manipulées sont stockées dans une base de connaissances. Cette base peut connaître des modifications et des enrichissements pour constituer enfin la mémoire de l'entreprise.

Malheureusement, la connaissance, son acquisition et sa représentation constituent un problème dans le développement de systèmes experts. Le problème se situe essentiellement dans les deux points suivants:

- l'acquisition des connaissances;
- le choix d'un formalisme de représentation de ces connaissances.

Chapitre V

Représentation des connaissances

*Pour rehausser la performance des programmes
d'intelligence artificielle, la connaissance est la puissance.*

E. FEIGENBAUM

V.1 Introduction

L'acquisition et la représentation des connaissances sont au coeur des préoccupations des concepteurs de systèmes experts.

Le but de la représentation de la connaissance consiste à l'organiser de telle façon que le système expert puisse reconnaître des objets et des situations, planifier, prendre des décisions et aboutir à des conclusions.

On ne peut aboutir à un bon système sans avoir à la base un très bon expert, un grand nombre de connaissances adaptées au domaine et au raisonnement de l'expert.

Aussi, on ne peut dissocier les performances d'un système expert de sa capacité à reproduire fidèlement le raisonnement humain. La pertinence des réponses qui sont fournies par le système dépend en effet, directement du chemin qui a été suivi pour atteindre le résultat recherché.

Cette contrainte impose au comportement d'un moteur d'inférence le choix de stratégies de résolution qui doivent être conformes à la logique de pensée et d'action des experts.

La construction de base de connaissances structurées à partir du raisonnement des experts pose des problèmes méthodologiques particulièrement délicats lors des phases d'acquisition et de formalisation des connaissances.

V.2 Acquisition des connaissances

Dans la construction d'un système expert, la phase de l'acquisition des connaissances est très importante. Le problème central de cette étape est celui du transfert des connaissances de l'expert dans la base de connaissances du système. Le transfert des connaissances est réalisé par un ingénieur de la connaissance: le cogniticien. Le chargement de la base de connaissances est l'aboutissement d'un processus complexe qui mêle plusieurs tâches: détermination du problème à résoudre, conceptualisation, acquisition, structuration,...

En effet, il est clair qu'en réalité, l'ingénierie de la connaissance est souvent réalisée par une équipe dans laquelle certains membres peuvent être spécialistes et n'être chargés que de cognitique.

L'expertise à extraire est de deux types:

- expertise livresque répertoriée;
- expertise résultant de l'expérience personnelle acquise avec le temps.

Expertise livresque

Les connaissances à prendre en considération dans ce cas proviennent des livres de spécialistes. Ici, nous n'avons pas besoin de cogniticien, il faut seulement être doté d'un esprit de synthèse pour pouvoir tirer le pertinent dans une masse d'informations. Aussi, il faut être capable de manipuler des concepts flous et des informations imprécises ou implicites voire contradictoires.

Expertise résultant d'une expérience personnelle acquise

dans ce cas, le recours au cogniticien est primordial. Ce cogniticien va demander à l'expert, pendant une certaine période, de raisonner « tout haut » et de détailler ses raisonnements.

Au bout d'un certain temps, le cogniticien pourra dans certains cas standards anticiper les réactions de l'expert devant un problème donné, il aura alors identifié une partie des raisonnements de l'expert.

Il lui reste alors à comprendre les raisonnements qui n'entrent pas dans son premier canevas, c'est en général l'occasion de subdiviser des concepts primitifs, ou d'en introduire de nouveaux.

Dans l'accomplissement de son travail le cogniticien à recours à ce qui suit:

1- L'entretien

Par le biais d'un questionnaire, le cogniticien tente de situer le domaine sujet de l'expertise, de connaître la terminologie de l'expert et d'identifier les concepts de base et les interactions qui existent entre elles. [Benabdelouahab 92]

2- L'observation

En observant l'expert travailler, le cogniticien pense pouvoir compléter ses connaissances sur le domaine considéré.

3- L'analyse de protocole

Les protocoles ont pour but de capter la logique du raisonnement de décideurs. Un protocole est composé d'un ensemble d'assertions au moyen desquelles un expert exprime son raisonnement. Il s'agit pour le cogniticien, d'identifier la structure cognitive selon laquelle les experts organisent naturellement leurs connaissances. [Ernst 90]

V.3 Perception des connaissances [Ernst 90]

Le processus d'acquisition des connaissances a pour but d'aider les cogniticiens à faire ressortir la structure du raisonnement des experts.

Les mécanismes qu'utilisent les experts pour structurer leur raisonnement sont, dans le contexte de systèmes d'aide à la décision, des mécanismes de compréhension: le problème d'acquisition consiste pour le cognitif à accéder aux connaissances de l'expert en établissant des associations entre les modules de connaissances qu'il juge pertinentes par rapport au problème à résoudre. Ces mécanismes de l'intelligence sont liés à la faculté de comprendre.

Il convient de définir la structure cognitive de l'expert:

structure cognitive = connaissances + structure d'accès

a- Structure d'accès aux connaissances

Cette structure n'est pas simplement un générateur de connaissances accumulées par l'expert au cours de ses expériences antérieures mais elle a pour but de filtrer les connaissances de façon à répondre à la rationalité de l'expert.

b- Le problème ontologique

Le problème ontologique est sous-jacent à la structure cognitive d'un expert. Il porte moins sur la nature des connaissances que sur la nature des relations que l'expert établit entre modules de connaissances pour déterminer son comportement.

Au bout du compte, chaque expert comprend les problèmes qu'il rencontre dans des situations déterminées en se référant à une perception propre des connaissances accumulées.

V.3.1 Perception des problèmes

Le domaine de compétence d'un gestionnaire est généralement défini dans l'entreprise en termes fonctionnels: fonction financière, fonction production, fonction personnel.

La définition de ces fonctions étant associée à une organisation structurelle de l'entreprise en niveaux et centres de décision.

Dans ce contexte, les problèmes de gestion sont perçus comme des dysfonctions affectant les activités ou les ressources de l'entreprise. Ils sont identifiés au moyen des indicateurs de performance qui ont été sélectionnés pour déterminer les objectifs de l'entreprise.

V.3.2 Perception des activités

Conformément aux principes de rationalité, les connaissances qui déterminent le comportement d'un expert sont définies entièrement par rapport à l'environnement. La question qui se pose alors, au niveau de l'acquisition de ces connaissances dites statiques est: "comment un acteur perçoit-il son environnement?"

Tout d'abord, pour développer des systèmes experts, les processus de perception doivent être clairement distingués des processus de conception proprement dits. On peut, à ce sujet, énoncer le postulat suivant : Tout individu dont le comportement est orienté vers l'action perçoit son environnement en termes d'objets et de relations entre objets.

Ainsi, lorsqu'un gestionnaire exprime l'assertion suivante :

"Le service des achats s'occupe des fournisseurs de l'entreprise pour tous les produits dont elle a besoin", il ne fait qu'établir une relation entre les objets fournisseurs et les objets produits.

Il appartiendra ensuite au cogniticien d'identifier une relation d'agrégation entre la classe d'objets produits et la classe d'objets fournisseurs en créant une métaclasse appelée service des achats.

V.3.2.1 Relations spatiales

Un individu perçoit son environnement en localisant les objets les uns par rapport aux autres. Les relations spatiales sont de trois types :

a- Localisation

- relation d'inclusion (dans);
- relation de contiguïté (sur, sous, contre,...);
- relation d'identité de lieu (à).

b- Distance

relation de proximité ou d'éloignement entre objets (prés de, loin de).

c- Direction

localisation de l'origine ou de la destination d'objets en mouvement (en provenance de, vers).

V.3.2.2 Relations temporelles

Les relations temporelles ont pour objet d'établir un ordre parmi des événements, la notion de temps étant elle même assimilée à une séquence événements.

Soit S une assertion décrivant un événement déterminé et $R_t(S)$ un opérateur assignant à S une localisation temporelle t .

Les relations temporelles qui sont essentielles dans la conception de bases de connaissances sont de trois types:

a- Durée

Si l'événement S désigne une tâche ou opération qui est réalisée durant un intervalle de temps $[t_{i-1}, t_{i+1}]$, on peut écrire:

$$t_{i-1} < t < t_{i+1} \supset R_t(S)$$

t_{i-1} : date de création de l'objet;

t_{i+1} : date de destruction de l'objet;

t : concerne l'existence d'un objet.

b- Antériorité

Un événement S est réalisé avant un événement S' s'il existe un intervalle de temps t entre la réalisation de ces deux événements:

$$\text{Avant}(S, S') : (\exists t)[R_t(S) \text{ et non } R_t(S')]$$

c- Postériorité

Après (S',S) : $(\exists t) [R_t(S) \text{ et } R_t(S')]$

V.3.2.3 Relations causales

Le concept de causalité implique un modèle de comportement basé sur l'intentionnalité des acteurs; cela signifie que ces derniers établissent une relation entre un objectif R et une tâche S de telle sorte que R implique S.

On retrouve là, la notion de finalité qui caractérise les activités placées sous le contrôle d'un acteur: produire les informations qui lui sont nécessaires pour agir sur son environnement.

V.3.3 Perception des comportements

La fonction de contrôle d'un acteur est fondée sur une logique de situation qui échappe par le caractère non déterministe à la programmation algorithmique. Chaque situation correspond à un état de l'environnement à travers lequel l'acteur perçoit ses problèmes en termes d'écart par rapport aux objectifs qui lui ont été assignés et en se référant à des indicateurs de performance.

Les indicateurs de comportement d'un acteur sont de deux types :

Les critères objectifs

mesurant les objectifs généraux du système : il s'agit, dans le domaine de la gestion, des objectifs économiques de l'entreprise qui sont établis par ses dirigeants en vue d'imposer à tous les acteurs un comportement normatif et cohérent.

Les critères subjectifs

mesurant les objectifs particuliers de chaque acteur: la perception d'un problème par un acteur est guidée par des indicateurs qui sont déterminés par sa formation, son expérience et sa personnalité.

V.4 Représentation des connaissances

Le premier critère à considérer lors du choix d'un outil est le pouvoir expressif du formalisme proposé, c'est à dire l'étendue de la représentation des connaissances comprises et interprétables par le moteur d'inférences.

Il y a toujours un compromis à trouver entre un formalisme riche mais qui peut être difficile à maîtriser et un formalisme simple qui oblige trop fréquemment le concepteur du système à développer lui-même des possibilités nouvelles pouvant se greffer sur l'existant. [Bonnet 86]

V.4.1 Problématique de la représentation des connaissances

Les connaissances qu'on manipule et qu'on désire par suite représenter sur machine sont de plusieurs types à savoir des éléments résultants de la perception immédiate, des assertions, des définitions, des relations entre objets, des théorèmes, des algorithmes, des heuristiques, des informations qualitatives,...

Dans la représentation de ces connaissances, le spécialiste est confronté à un grand problème. Il doit trouver un formalisme qui puisse traduire fidèlement ses connaissances.

Ceci est très important dans le sens où une modification éventuelle de l'univers à représenter implique pour l'expert des modifications à porter sur la base de connaissances.

Aussi, l'utilisation d'informations imprécises aboutit à des raisonnements approximatifs. C'est pourquoi, il faut choisir la bonne représentation c'est à dire celle qui tient compte de l'incertitude et nous évite des résultats forcément erronés. Par ailleurs des niveaux supérieurs de connaissances, les métaconnaissances peuvent s'avérer très intéressants. Ces connaissances spécifient la façon d'utiliser une base de connaissances, de raisonner sur elle, de la structurer, de la généraliser,...

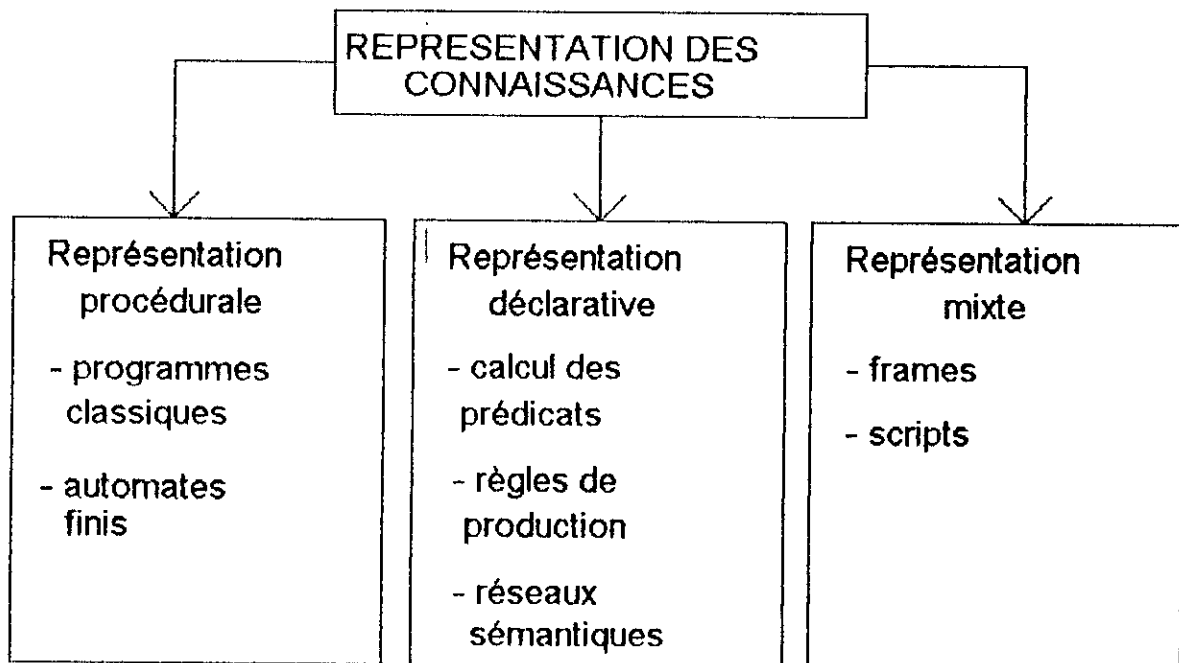
V.4.2 Formalismes de représentation des connaissances

Pendant longtemps les recherches en intelligence artificielle se sont penchées sur la maîtrise de certains concepts et techniques de base tels que la représentation des connaissances.

Il existe plusieurs formalismes permettant la représentation de ces connaissances à savoir:

- la représentation procédurale;
- la représentation déclarative;
- la représentation mixte.

figure - V.4.2 - La représentation des connaissances



V.4.2.1 Représentation procédurale

La représentation procédurale des connaissances consiste à décrire soigneusement un algorithme tout en imposant le cheminement entre les différentes procédures et fonctions du programme. Il englobe la programmation classique et les automates finis qui peuvent être utilisés pour représenter des protocoles ou planning d'actions.

Un automate fini peut être déterministe ou non déterministe. Dans le cas non déterministe, le mécanisme de contrôle est plus complexe car il doit examiner tous les chemins partant d'un état et choisir celui qui aboutit à une solution.

Par contre le nombre d'états d'un automate déterministe est inférieur à celui de l'automate non déterministe réalisant les mêmes calculs. [Gondran 84],[Pinson 81]

V.4.2.2 Représentation déclarative

Les connaissances déclaratives sont pour le moteur ce qu'est une donnée pour un programme. Ne pouvant fonctionner seules, ces connaissances ont besoin de complément procédurale pour les interpréter.

Elles englobent le calcul des prédicats, les règles de production et les réseaux sémantiques.

La principale différence entre ces deux types de programmation est qu'en déclaratif les règles sont données d'un côté, la façon de les mettre bout à bout se trouve dans le moteur d'inférences, elle est indépendante des règles.

En procédural, les règles sont données avec leurs enchaînements puisqu'elles s'appellent les unes les autres.

a- Calcul des prédicats

Le calcul des prédicats fournit un moyen naturel de représenter les connaissances de façon déclarative. Il comporte le calcul des propositions et les quantificateurs universel et existentiel.

Le calcul de propositions est basé sur les trois règles suivantes:

Pour des assertions logiques P et Q, nous avons:

1- Si P est vraie et $P \Rightarrow Q$ est vraie
Alors Q est vraie

2- Si Q est fausse et $P \Rightarrow Q$ est vraie
Alors P est fausse

3- NON (P et Q) = NON (P) ou NON (Q)
NON (P ou Q) = NON (P) et NON (Q)

b- Règles de production

Une règle de production encore appelée règle d'inférences est la spécification d'une action conditionnelle.

Elle est de la forme:

If <condition> Then <action>

A chaque fois que la condition est vérifiée, l'action est exécutée.

Un système à base de règles de production comporte essentiellement:

- les règles de production;
- une structure de données appelée base de faits contenant des faits connus ou des définitions utiles;
- un interpréteur des faits et des règles de production.

Les règles de production présentent [Bonnet 84] plusieurs aspects dont:

- l'aspect procédurale: interaction du système avec l'utilisateur;
- l'aspect logique: tirer des conclusions, supposer des faits, vérifier ou infirmer des faits;
- l'aspect stratégique : choisir le parcours de la base des faits.

Plus il y a des règles, plus la puissance du système augmente, néanmoins, il faut s'assurer de la cohérence des règles au fur et à mesure.

c- Réseaux sémantiques

Les réseaux sémantiques peuvent être une aide importante pour décrire la connaissance dans un système expert, et permettre ainsi d'écrire et structurer l'ensemble des règles. Un tel réseau peut permettre d'explicitier et de contrôler les relations qui ont été identifiées.

Un réseau sémantique est une méthode pour représenter de façon déclarative, les connaissances des relations entre entités. Ils ont surtout été utilisés dans les systèmes de compréhension du langage naturel mais aussi dans les systèmes où les connaissances sont fortement interconnectées.

Un réseau sémantique est une source de connaissances. C'est un graphe étiqueté constitué de noeuds représentant des concepts; les relations entre ces concepts étant représentées par des arcs entre les noeuds.

Un réseau sémantique est construit à partir de fragments qui sont des relations de la forme:

$rel(a_1, \dots, a_n)$

a_1, \dots, a_n : concepts

rel: nom d'une relation

Les réseaux sémantiques permettent une représentation aisée des connaissances relationnelles mais ont des difficultés étant donné la petite taille des fragments de connaissances à fournir des explications.

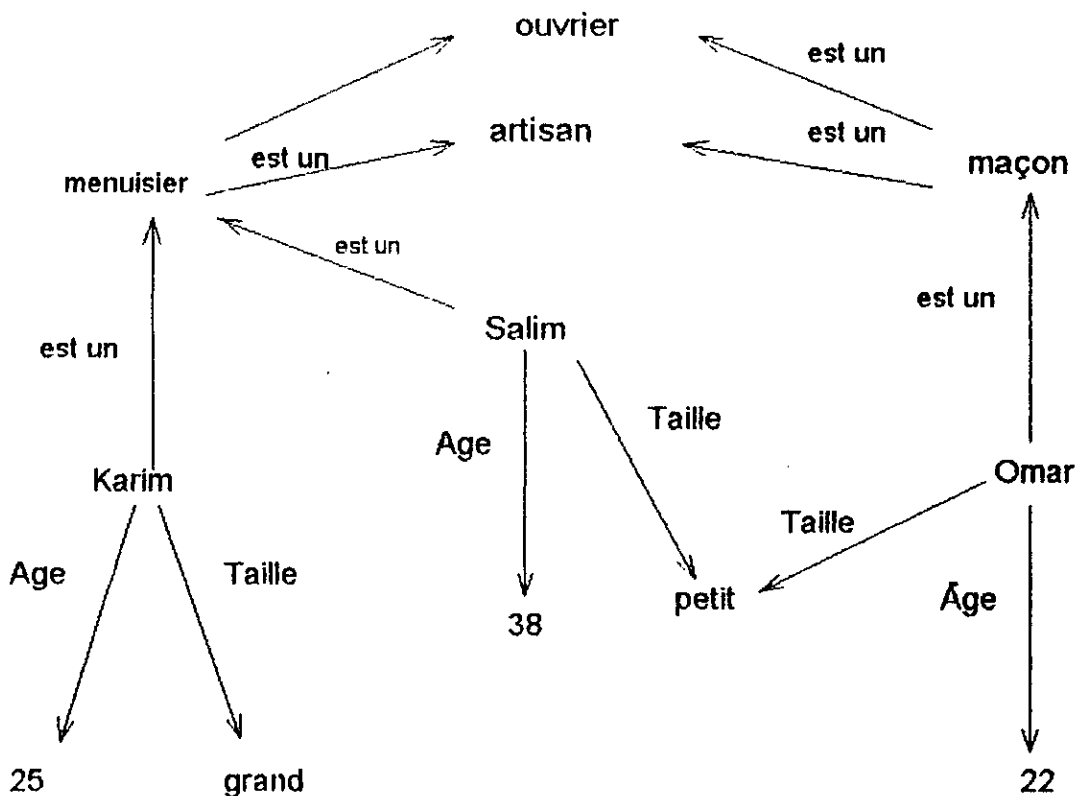


figure - V.4.2.c - Exemple de réseau sémantique

V.4.2.3 Représentation mixte

Les frames [Pinson 81]

La théorie des frames constitue un domaine de recherche actif en intelligence artificielle. Elle permet:

- une représentation mixte (procédurale et déclarative) des connaissances;
- une représentation des connaissances même si elles sont contradictoires
- une représentation des connaissances ad hoc, spécifiques ainsi que des connaissances plus répétitives.

On peut considérer les frames comme une généralisation des réseaux dans le cas où les concepts deviennent très compliqués.

Le niveau supérieur d'une frame est fixe et représente les entités (objets, relations) qui sont toujours vraies dans la situation décrite. Les niveaux inférieurs sont des éléments terminaux ou emplacements qui doivent être remplis avec des données.

Chaque terminal peut spécifier des conditions que doivent remplir ces données. Une frame peut être donc décrite comme un arbre dont la racine est étiquetée par son nom.

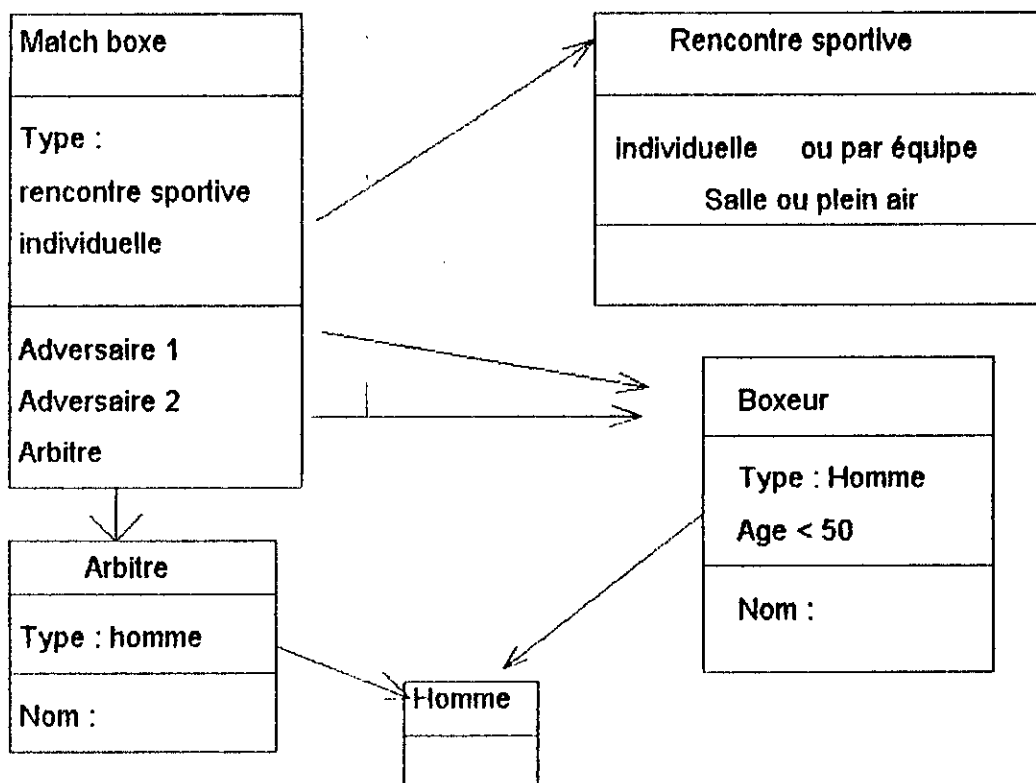


figure - V.2.3 - Exemple de frame

V.4.2 Comparaison des méthodes de représentation des connaissances

Etant donné le type d'application qu'on veut réaliser, certaines méthodes de représentation conviennent mieux que d'autres rendant ainsi le choix difficile. Le tableau suivant [Pinson 81] essaie de faire une synthèse des méthodes.

figure - V.4.2 - Comparaison des méthodes de représentation des connaissances

	automate	prog	prédicat	prod	réseau	frame	script
représente SC déclarative	2	1	3	3	3	3	3
représente SC procédurale	3	3	1	2	1	3	3
coef de crédibilité	2	2	1	3	2	3	3
métaconnaissances	1	3	2	3	2	3	3
connaissances ad-hoc	2	3	1	2	2	3	3
taille du fragment	gros	gros	petit	moyen	petit	gros	gros
explications	1	1	2	3	2	1	1
facile à utiliser par un expert	2	1	2	3	2	1	2
modularité	2	1	3	3	3	2	2
facile à étendre	2	1	3	3	3	2	2
efficace temps d'exécution	2	3	1	2	1	2	2
tolère les inconsistances	2	2	1	3	1	3	3
théorie disponible	3	2	3	2	3	1	1

1. Mauvais

2. Moyen

3. bon

V.4.3 Représentation des connaissances incertaines ou imprécises

Les connaissances qu'on manipule dans le développement d'un système expert (faits et règles) sont bien souvent entachées d'imprécision ou d'incertitude. Il est donc très important de quantifier et de manipuler l'incertain, de façon à tenir compte de l'indéterminisme des problèmes traités et à le propager tout au long des raisonnements. [Bonnet 86], [Farreny 89], [Ernst 88]

Un fait est incertain lorsqu'il contient une assertion dont on ne peut affirmer ou infirmer la véracité. La règle est incertaine lorsqu'elle produit des conclusions incertaines même à partir de prémisses certaines.

Un fait est imprécis s'il implique des objectifs incomplètement identifiés. Une règle est imprécise si elle implique des faits imprécis en prémisses ou en conclusion.

La façon la plus classique de traiter l'incertain est essentiellement fondée sur l'utilisation du calcul des probabilités. Les méthodes utilisées dérivent pour la plupart de la méthode de Bayes à savoir les facteurs de certitude, les mesures de crédibilité... Ces méthodes sont comme suit:

La logique des probabilités

La logique des probabilité repose sur les deux valeurs de vérité d'une proposition à savoir vrai/faux. Donc on ne peut savoir si une proposition est complètement vraie ou complètement fausse.

On se réfère à la loi de Bernoulli: la probabilité d'un événement de se produire est p (p appartenent à $[0,1]$), alors que la probabilité d'apparition de l'événement contraire est $1-p$.

Quand il s'agit d'un ensemble de n événements probables, de probabilité p_i , cela implique que:

$$\sum p_i = 1 \quad i = 1, n$$

Cette théorie implique un paradoxe sur l'ignorance totale due à cette contrainte stricte.

En effet, si $n=2$ alors non $p_1=1-p_1=0.5$
si $n=3$ alors non $p_1=1-p_1=0.66$

La probabilité de p_1 ne se produise pas dépend donc des événements énumérés.

La logique floue

la théorie de la logique floue a été élaborée par le professeur L.A. Zadeh en 1965 en vue de prendre en compte le raisonnement approximatif.

Cette logique floue a conduit à la théorie des sous ensembles flous, théorie qui a permis de faire entrer le qualitatif dans les machines informatiques.

La logique floue pour sa part accepte des propositions ayant des valeurs de vérité graduellement variables entre le vrai et le faux.

dans ce cas, le facteur de certitude est propre à la proposition. il indique à quel point la proposition est vraie.

Les inférences à partir des connaissances floues nous permettent de nous rapprocher davantage du raisonnement humain qui peut difficilement être modélisé.

dans le domaine où les faits ou les règles traités sont entâchés d'incertitude, l'utilisation des facteurs de certitude apporte une solution acceptable pour la représentation du raisonnement approximatif.

Combinaison des facteurs de certitude

Lors d'un raisonnement mené sur une base de connaissances dont les faits ou les règles comportent des facteurs de certitude, le moteur d'inférence doit propager cette incertitude le long du moteur d'inférence en combinant les facteurs de certitude des connaissances traitées par des algèbres de facteurs de certitude inspirées du mode de raisonnement de l'expert du domaine.

Ces algèbres définissent des formules de calcul de:

- la certitude d'une prémisse constituée de faits incertains reliés par des opérateurs « et » ou « ou »;
- la certitude de la conclusion d'une règle incertaine à prémisse incertaine;
- la certitude d'une variable déduite par plusieurs règles incertaines.

V.5 Conclusion

Selon E. Feigenbaum, qui a incontestablement joué un rôle de premier plan dans la percée des systèmes experts "Pour rehausser les performances des programmes d'intelligence artificielle, la connaissance est la puissance. la puissance ne réside pas dans la procédure d'inférence. Pratiquement n'importe quelle méthode d'inférence ferait l'affaire. La puissance réside dans la connaissance".

Or, les connaissances ne sont pas toutes homogènes, elles ne peuvent être modélisées à l'aide d'un formalisme de représentation unique. La représentation nécessite en général, les choix suivants:

- le choix entre plusieurs formalisme de représentation des connaissances;
- le choix d'un outil ayant les capacités de traiter le problème considéré à la manière d'un expert humain.

Ceci tout en ayant une base de connaissances riche et nonétronée. Résoudre ces problèmes revient à avoir un bon système expert.

Chapitre VI

Description du système expert

« FORECAST »

To predict is to relate an event that has not occurred, is not occurring and will not occur.

AMBROSE BIERCE

VI.1 Introduction

Les systèmes experts de gestion apportent un renouveau fondamental dans les techniques d'aide à la décision qui sont utilisées dans les entreprises. Ils sont capables de démultiplier la capacité de raisonnement des décideurs.

L'objectif principal du système expert « FORECAST » s'insère dans cette perspective. Il tend à reproduire le raisonnement d'experts pour le choix d'une méthode de prévision pour la gestion.

Globalement le système expert devra :

- pouvoir stocker l'expertise du domaine de la prévision;
- pouvoir restituer cette expertise qui comprend l'art de s'en servir, pour aider des non experts à résoudre leurs problèmes;
- évoluer en fonction des connaissances du domaine des prévisions et multiplier les applications.

Aussi, des interfaces de dialogue permettent le transfert d'expertise et autorisent une expression du problème à résoudre et une expression de la solution qui puissent être comprises et admises par l'utilisateur.

La réalisation du système expert « FORECAST » s'est appuyée sur :

- une étude approfondie des méthodes de prévision et des hypothèses sous-jacentes à ces méthodes;
- un choix des critères pour l'évaluation des méthodes de prévision;
- une évaluation des méthodes de prévision en fonction des critères retenus;
- une évaluation des connaissances;
- un choix de l'outil de traitement des connaissances;
- une mise au point d'un interface d'interaction avec l'utilisateur.

VI.2 Esquisse du travail

Nous indiquons dans ce paragraphe les hypothèses de travail qui sous-tendent notre approche.

VI.2.1 Esquisse du travail

La prévision est un processus complexe qui implique un grand nombre de connaissances et de choix. En dépit du calcul, elle intègre un aspect qualitatif qui rend le recours à des experts inévitable.

Dans l'entreprise, le processus d'élaboration de prévisions consiste globalement à collecter des données, à les analyser, à choisir la méthode qui s'adapte le mieux au cas considéré, enfin à calculer des prévisions. Toutefois, une révision des prévisions en fonction des facteurs qualitatifs et du jugement des prévisionnistes est fort bénéfique. -

Notre ambition au départ était d'automatiser le processus d'élaboration de prévision. Un tel système devrait comporter:

- une sous base de traitement statistique des données et de détection des différents facteurs (cyclique, tendanciel, saisonnier);
- une sous base de choix de classe de méthodes de prévision;
- une sous base de choix de méthode de prévision;
- une sous base pour le calcul des prévisions; ceci peut se faire par l'utilisation de logiciels statistiques (ex Micro TSP, SHAZAM...)

Or, une telle tâche demanderait des années de travail et la collaboration de divers experts, ce qui est hors de notre portée.

Ces restrictions faites, l'objectif du système expert élaboré « FORECAST » est de tenter de choisir une bonne méthode de prévision. L'utilisateur étant sensé reconnaître les différentes allures des données (cyclique, tendancielle, saisonnière, complexe...)

Ce système est donc destiné à des gestionnaires qui possèdent des notions en statistique.

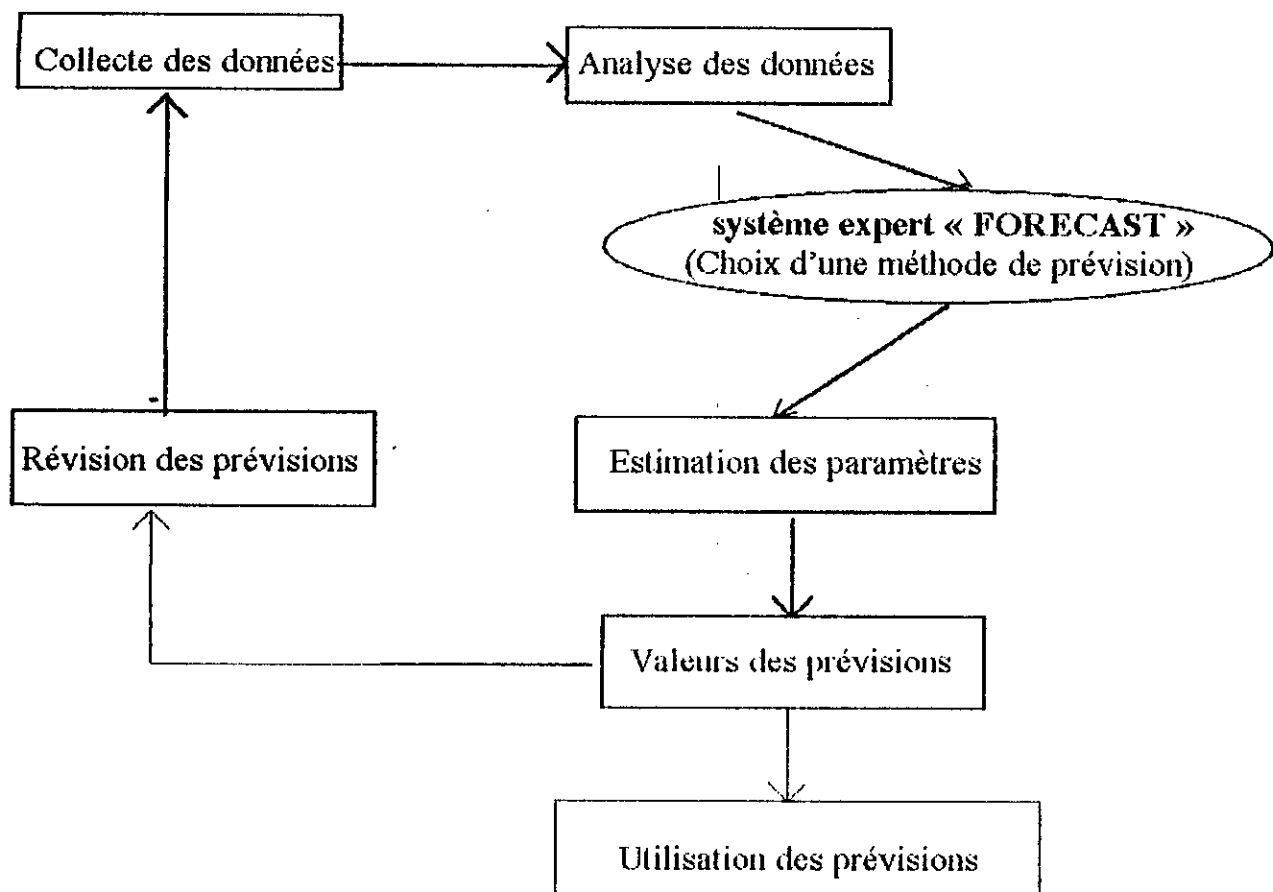


figure 6.2.1 Processus d'élaboration de prévisions

Il existe de nombreuses méthodes de prévision. Les spécialistes dénombrent une centaine réparties sur une vingtaine de classes.

VI.2.2 Les méthodes de prévision

Une étude des méthodes prises en considération dans le présent travail a été faite. Dans un premier temps, nous avons défini des critères qui ont un grand impact sur le choix d'une méthode de prévision. Il s'agit de:

- l'horizon temporel;
- le coût de la méthode;
- l'applicabilité;
- la loi des données;
- le type de modèle représenté par la technique de prévision;
- la précision de la méthode.

Ensuite nous avons procédé à une évaluation des méthodes de prévision en fonction des critères sélectionnés.

Les méthodes de prévision se divisent en:

- méthodes quantitatives;
- méthodes qualitatives.

Les méthodes utilisées dans ce travail sont comme suit:

Les méthodes quantitatives:

- les moyennes mobiles simples;
- les moyennes mobiles doubles;
- le lissage exponentiel simple;
- le lissage exponentiel double;
- le filtrage adaptatif;
- la méthode de Box et Jenkins;
- la régression simple;
- la régression multiple;
- la décomposition en séries chronologiques;
- la méthode de Census II.

Ces méthodes se répartissent sur les classes suivantes:

- classe des méthodes de lissage;
- classe des méthodes de contrôle;
- classe des méthodes de régression;
- classe des modèles économétriques;
- classe de la décomposition en séries chronologiques.

Les méthodes qualitatives

- l'approche logistique de la courbe en S;
- la méthode de la recherche morphologique;
- la méthode de Delphi.

Le système fournira pour les méthodes quantitatives le choix de la classe des méthodes, ensuite, il fournira la méthode de prévision qui peut s'adapter à la situation considérée.

Pour les méthodes qualitatives, le système fournira uniquement les méthodes de prévision.

VI.3 Connaissances du système expert « FORECAST »

Le développement d'un système expert est une tâche ardue. Elle est longue et délicate. Elle nécessite:

- des spécialistes du domaine d'expertise;
- des cognitiens (ingénieurs de la connaissance);
- des logiciels comportant des outils de développement ou bien un langage de programmation en intelligence artificielle;
- des machines dédiées à l'intelligence artificielle.

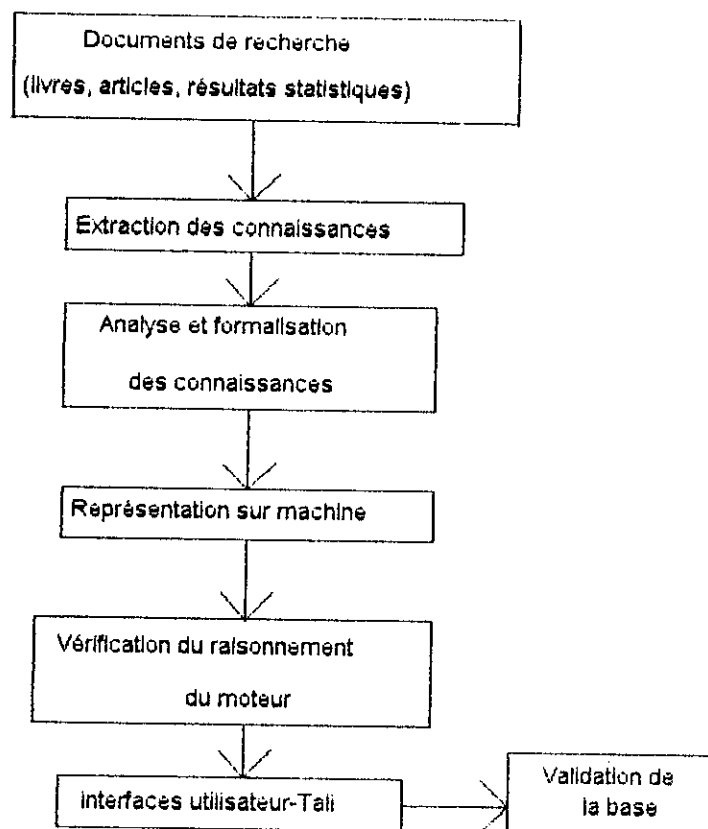


Figure - VI.3 - Démarche de développement de « FORECAST »

VI.3.1 Acquisition des connaissances

Le développement d'un système expert pour la prévision dans l'entreprise demande la collaboration de plusieurs experts, vu la multitude des méthodes de prévision et la variété des connaissances utilisées. On dénombre environ une centaine de méthodes de prévision réparties sur une vingtaine de classes. Or, le nombre de spécialistes dans ce domaine est très restreint. (environ une dizaine en France)

Un bon prévisionniste doit actuellement combiner des qualités fort diverses. Sa formation n'est pas facile: l'enseignement universitaire privilégie souvent l'un ou l'autre aspects des étapes du processus d'élaboration de prévisions, tandis que seule l'expérience acquise au cours d'une vie professionnelle permet d'introduire l'élément de jugement indispensable à toute prévision.

La prise de l'expertise repose sur deux intervenants: l'expert du domaine considéré et le cogniticien. Les rapports entre ces deux intervenants doivent être fondés sur une bonne compréhension mutuelle, une confiance réciproque et l'absence de rétention d'informations.

La réalisation avec succès d'un système expert dépend étroitement de la capacité de ces deux hommes et de celle de leur relation.

Ils devront s'entendre, s'écouter, savoir instaurer un lien délicat fait d'empathie et de recul critique, de volonté d'assimiler l'autre sans perdre sa propre identité.

L'expert en prévision doit combiner:

- des connaissances approfondies des techniques de prévision et des hypothèses sous jacentes aux techniques;
- des connaissances en statistique et en économétrie;
- une expérience acquise au cours d'une vie professionnelle.

Or, des experts de cette envergure sont rares à travers le monde. Aussi, les documents traitant des méthodes de prévision sont peu nombreux.

L'expertise formalisée dans le présent travail est essentiellement inspirée de livres de spécialistes en la matière et des travaux de recherche.

En effet, les connaissances utilisées sont les résultats d'une synthèse élaborée sur la base de travaux de spécialistes de renommée mondiale (ex: Makridakis, Fontela, Wheelwright,...). Certaines règles proviennent de travaux de recherche publiés. L'aide d'enseignants en économétrie de l'Institut des Sciences Economiques de l'Université d'Alger nous a été très bénéfique.

Ces connaissances sont de deux types:

- les techniques de prévision acquises par le prévisionniste le long de sa formation: ce sont les connaissances analytiques;
- le savoir faire qui résulte d'une longue expérience dans le domaine.

VI.3.1.1 Les connaissances analytiques

Les connaissances analytiques se présentent sous forme de procédés systématiques de calcul. Ce sont des modèles mathématiques rigoureux. La programmation procédurale est par conséquent le premier formalisme de représentation de connaissances à utiliser.

Le système expert « FORECAST » n'utilise pas ce type de connaissances, toutefois le générateur utilisé nous permet de programmer les différentes méthodes ou bien de faire appel à des logiciels statistiques.

VI.3.1.2 Le savoir faire

Dans le choix d'une méthode de prévision, l'expert ne peut pas utiliser des méthodes rigoureuses, les connaissances étant d'une nature heuristique. Confronté à un problème n'ayant pas de solution structurée et bien formalisée, il effectue des raisonnements logiques en tenant compte de la situation courante et de ses spécificités.

Exemple

Un manager d'une petite entreprise veut élaborer les prévisions de ses ventes à court terme. Pour cela, il doit choisir une méthode.

Il doit tout d'abord décider des spécificités de son cas pour essayer de faire ressortir les critères de choix qui ne sont pas régis par des lois formalisées.

Ensuite, en fonction de son expérience dans le domaine, de son savoir faire, il tente de trouver la solution la mieux adaptée

VI.3.1.3 Les métaconnaissances

Pour assurer une efficacité dans la recherche d'une solution pour le problème posé et minimiser le temps alloué pour cette recherche, l'expert organise ses connaissances en les répartissant sur plusieurs blocs indépendants. Ensuite, il définit des stratégies d'accès et de traitement de ces connaissances.

Dans l'élaboration de prévisions, les connaissances utilisées nombreuses. Leur utilisation en même temps complique le processus de recherche.

De ce fait, la création d'un niveau supérieur de connaissances: les métaconnaissances s'avère être importante. Dans ce cas, l'expert n'utilise que celles qui sont directement liées au problème posé.

Exemple

Si on est dans le court terme

Alors consulter la base des classes de méthodes en premier

Dans ce cas, le système oriente l'utilisateur vers une base spécifique, au lieu de le laisser consulter toutes les bases existantes.

VI.3.1.4 Les raisonnements approximatifs

Dans le domaine de la gestion, précisément celui des prévisions, les experts manipulent des données et des règles de décision dont la certitude n'est pas entièrement établie.

L'imprécision des données résulte des termes vagues utilisés par l'expert. En effet, pour faire une description de son environnement, l'expert a recours à des termes non quantifiés.

Exemple

La méthode à appliquer est peu coûteuse

Le terme « peu » ici n'est pas bien déterminé. Le problème à ce niveau est d'essayer d'établir une échelle, et de décider de la fourchette des valeurs balayée pour tous les cas considérés.

VI.3.1.5 Incertitude des raisonnements

Dans l'applicabilité de ses règles de décision, l'expert n'est pas entièrement certain de la conclusion qui en découle. C'est pourquoi, il associe des facteurs de certitude qui traduisent la certitude qu'il voue à la règle.

Exemple

Si l'horizon de la prévision est court
Et si on dispose de séries chronologiques
Et si on désire une méthode peu coûteuse
Alors il faut examiner les méthodes du lissage CF (95)

Même si l'expert est convaincu que le facteur de certitude est inférieur à 100, il ne peut pas le préciser.

En effet, la quantification de ce facteur reste un des problèmes les plus épineux de l'expression du savoir faire de l'expert. L'expert lui même utilise des règles incertaines sans pouvoir vraiment les quantifier.

VI.3.1.6 Mise au point de facteurs de certitude

Dans son raisonnement, l'expert utilise des règles imprécises. Cependant la quantification de cette imprécision est très difficile.

Dans le choix d'une méthode de prévision, les données qualitatives sont les valeurs prises par les différents critères considérés qui sont:

- l'applicabilité;
- le coût;
- la complexité;
- le type de modèle;
- la nature des données.

En se référant à sa longue expérience dans le domaine, l'expert tente de préciser les valeurs prises par les critères pour chaque cas considéré.

Cette façon de faire est arbitraire. L'expert risque de sous estimer un élément très important en lui accordant un facteur de certitude faible ou le surestimer en gonflant son facteur de certitude

Combinaison des facteurs de certitude

Du fait que les raisonnements menés par l'expert peuvent utiliser des faits et des règles incertains, les conclusions peuvent aussi être incertaines.

La conclusion d'une règle est incertaine lorsque:

- un fait de la règle est incertain;
- la règle est incertaine;
- la règle et le fait sont incertains.

Or, la prémisse d'une règle peut être composée. Elle peut en effet, comporter plus d'un fait. Aussi, une conclusion peut être inférée par plusieurs règles.

Pour que la prémisse soit certaine, il faut que tous les faits soient certains en même temps. Ces faits sont dits conjonctifs.

Cette prémisse a la forme suivante:

Si A et B et.....N Alors C

Dans ce cas, on associe à la prémisse un facteur de certitude au maximum égal au minimum des facteurs de certitude des faits de cette même prémisse.

Certitude de la prémisse \leq minimum (certitudes des faits)

Cependant dans le cas de faits disjonctifs, il suffit qu'un fait soit vrai pour que la prémisse ait un facteur de certitude 100.

Cette prémisse a la forme suivante:

Si A ou B ou.....N Alors C

Dans ce cas, l'expert associe à la prémisse une certitude au moins égale au maximum des certitudes des faits qui la composent

Certitude de la prémisse \geq maximum (certitudes des faits)

Enfin, un fait est certain dès qu'une règle le concluant est certaine. La certitude d'une conclusion ne pourrait être inférieure au maximum des certitudes des règles la concluant.

Nous avons la forme suivante:

Si A Alors C CF (a)

Si B Alors C CF (b)

.

.

Si N Alors C CF(n)

Certitude (C) \geq Maximum des certitudes (a,b,...,n)

VI.3.2 Analyse des connaissances

Une fois les connaissances acquises, on les analyse en vue de les formaliser.

L'analyse est une étape très importante dans le sens où elle nous permet de faire la synthèse de la connaissance acquise.

A ce niveau, une liste de critères a été établie. Ces critères sont à notre sens ceux qui ont un impact important sur le choix d'une méthode de prévision. Ils se résument comme suit:

- l'horizon temporel;
- l'applicabilité de la méthode;
- le coût de la méthode;
- la loi des données;
- le modèle utilisé;
- la précision de la méthode.

L'horizon temporel, le modèle utilisé et la loi des données prennent leurs valeurs respectivement dans les ensembles suivants: {court, moyen, long} {horizontale, tendancielle, complexe, saisonnière, cyclique}, {statistique, non statistique, mixte, causal, chronologique}.

Le qualitatif peut intervenir dans la reconnaissance de la loi des données et dans la détermination du modèle adapté au cas considéré.

L'évaluation du reste des critères: l'applicabilité, le coût et la précision se fait en se référant à une échelle allant de 0 à 100.

Les différentes méthodes utilisées ont alors été évaluées en fonction des critères considérés.

Une fois l'évaluation faite, les connaissances ont été formalisées sous forme de règles de production pour les avantages qu'elles présentent (voir chapitre 5).

VI.3.3 Formalisation des connaissances

Les connaissances utilisées sont de deux types:

- des connaissances heuristiques;
- des connaissances approximatives.

VI.3.3.1 Connaissances heuristiques

Les connaissances recueillies pour le choix d'une méthode de prévision prennent la forme d'une règle de production:

SI prémisses **ALORS** conclusion

Exemple

Si l'horizon temporel est le long terme
et le modèle utilisé est le modèle causal

Alors la méthode de prévision à utiliser est la méthode de Delphi

VI.3.3.2 Raisonnements approximatifs

Les raisonnements approximatifs des experts peuvent être représentés en associant aux faits des facteurs de certitude pour leur permettre d'être graduellement vrais ou faux, en incluant les facteurs de certitude dans les règles.

Exemples:

La précision de la méthode est bonne CF 70 (association d'un facteur de certitude à un fait)

SI l'horizon temporel est le moyen terme

ET modèle utilisé est le modèle statistique

ALORS la classe des méthodes à considérer est la classe des régressions CF 80

ALORS la classe des méthodes à considérer est la classe économétrique CF 60

Les raisonnements approximatifs peuvent aussi être présentés en prévoyant des algèbres de calcul des facteurs de certitude adéquats pour déterminer:

- le facteur de certitude d'une prémisse composée de faits incertains;
- le facteur de certitude d'une conclusion de règle incertaine à prémisse incertaine;
- le facteur de certitude d'une conclusion provenant de plusieurs règles incertaines.

VI.3.4 Choix de l'outil de développement

En général, il n'existe pas d'outil universel que l'on peut utiliser dans tous les domaines. En effet, la diversité des connaissances et des modes de raisonnement mis en oeuvre dans des domaines différents ne permettent pas d'envisager une pareille possibilité.

Aussi, un outil de développement de systèmes experts est un logiciel qui facilite la construction de systèmes experts.

Un gestionnaire de bases de règles est un logiciel de construction et de maintenance de bases de règles propres à des classes de problèmes variés.

Un moteur d'inférences généralisé peut raisonner avec n'importe quelle base de règles. Ainsi, la tâche de créer un système expert est réduite à l'activité de construire sa base de règles.

La clé pour mettre les systèmes experts dans la lignée des applications professionnelles réside dans les diverses règles qui peuvent être construites et traitées ultérieurement.

Les grandes lignes qui doivent guider le choix d'un outil [Bonnet 86] sont:

- le type de représentation des connaissances permis avec les stratégies de contrôle associées (moteur d'inférences) ;
- les qualités des interfaces concepteur et utilisateur ;
- la portabilité et le prix de l'outil.

La raison pour laquelle des outils de développement de systèmes experts classiques sont très peu pratiques et lourds lorsqu'il s'agit de construire des systèmes experts est l'absence de support de construction et de traitement de règles à caractère professionnel.

Parcequ'ils ignorent les nécessités journalières du traitement de gestion, les logiciels classiques de construction de systèmes experts ont une faible portée.

Bien que souvent lancés comme systèmes de « science des connaissances », les outils classiques d'intelligence artificielle ne supportent même pas les moindres représentations et traitements des connaissances (la gestion des bases de données, les tableurs, le traitement de texte, la programmation structurée)

Guru est un logiciel qui rend le potentiel d'intelligence artificielle exploitable.

Ceci est dû essentiellement à ses importants moyens de traitement tels que les tableurs et la gestion des bases de données intégrés au langage naturel et aux techniques des systèmes experts formant ainsi un environnement d'intelligence artificielle sans précédent pour le développement d'applications et l'aide à la décision.

La philosophie de Guru est tout à fait différente. C'est une philosophie inclusive qui intègre toutes les méthodes de calcul bien connues dans un environnement d'intelligence artificielle unifié qui supporte le développement de systèmes experts, l'utilisation des systèmes experts et le traitement du langage naturel.

Le résultat est un programme unique qui adopte les possibilités de l'intelligence artificielle au monde de la gestion.

Enfin, Guru est le premier système qui intègre tous les outils traditionnels de développement d'applications avec les deux constituants principaux de l'intelligence artificielle: le langage naturel et le traitement des systèmes experts. Il s'agit d'une intégration réelle d'outils de premier ordre et non simplement d'une collection de programmes indépendants.

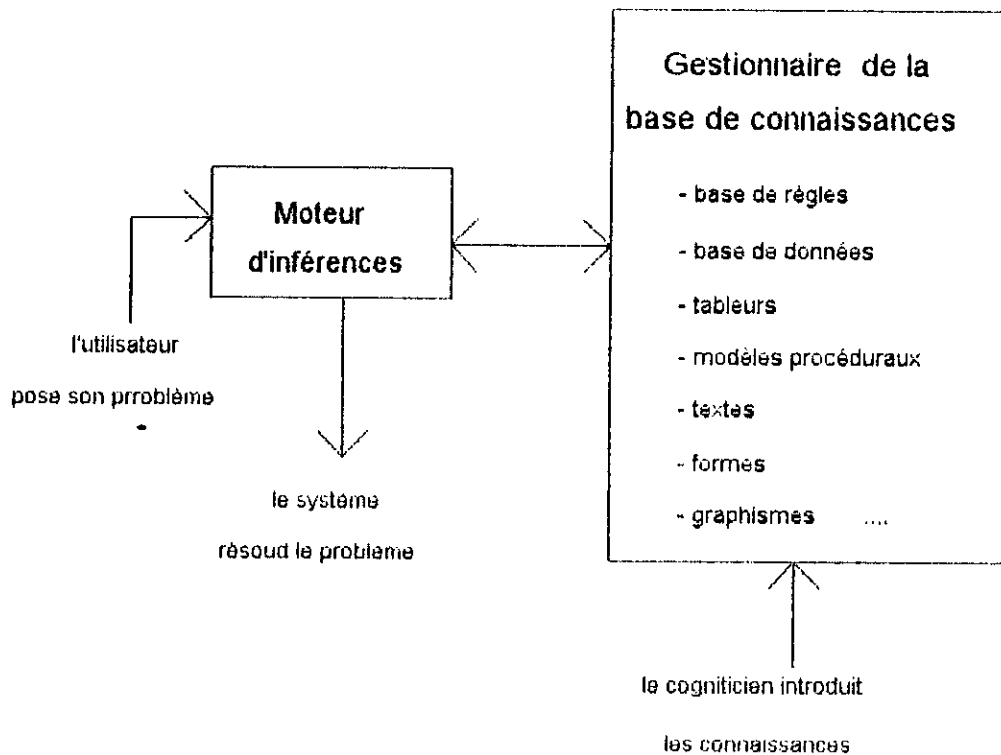


Figure - VI.3.4 - Structure du générateur Guru

VI.3.5 Représentation des connaissances sur machine

Les connaissances formalisées sont à ce niveau représentées sur machine. Pour ce fait, nous avons utilisé l'outil de développement de systèmes experts dédié à l'entreprise, le générateur de systèmes experts GURU.

GURU nous offre les possibilités suivantes:

- possibilité pour le manager d'écrire lui même les règles, en utilisant un large vocabulaire, dans un logiciel qui peut apprendre de nouveaux mots;

- chaque règle composée d'une prémisse et d'une conclusion qui représentent le savoir et le raisonnement de l'expert peut être affectée d'une priorité, d'un coût, d'un commentaire;

- les problèmes complexes sont décomposables en éléments modulaires tels que les bases de règles structurées;

- le calcul mathématique est possible afin de tenir compte de facteurs d'incertitude, affectés aux prémisses, aux conclusions et également à des valeurs de variables;

- la mise à jour permanente de l'ensemble des règles est aisée, s'agissant de retrancher, d'en ajouter ou de modifier certaines d'entre elles pour tenir compte de l'évolution de la connaissance de l'expert.

Systeme expert « FORECAST »

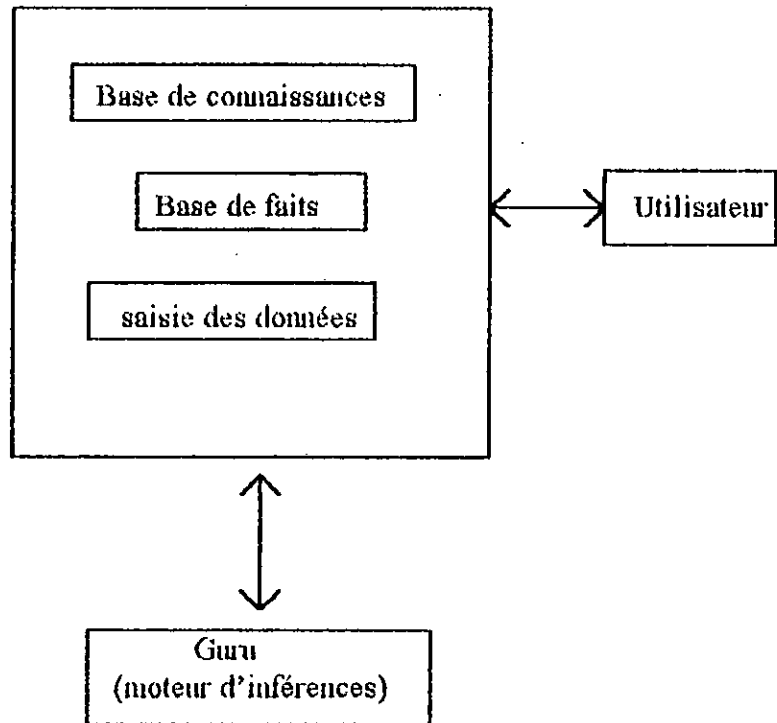


figure - VI.3.5 - Structure du système expert « FORECAST »

VI.4 Base de connaissances du système expert « FORECAST »

Conformément à l'architecture d'un système expert classique, le système expert « FORECAST » est constitué comme suit :

- un moteur d'inférence;
- une base de connaissances;
- une base de faits.

Aussi, il comporte un module de saisie pour fixer les valeurs des différents critères considérés.

La base de connaissances de « FORECAST » se compose de trois sous bases:

- une sous base pour le choix d'une classe des méthodes de prévision quantitatives;
- une sous base pour le choix d'une méthode de prévision;
- une sous base pour les tests statistiques;
- une sous base de métarègles.

Pour élaborer ses prévisions, le gestionnaire doit spécifier tout à fait au départ l'horizon temporel qui l'intéresse.

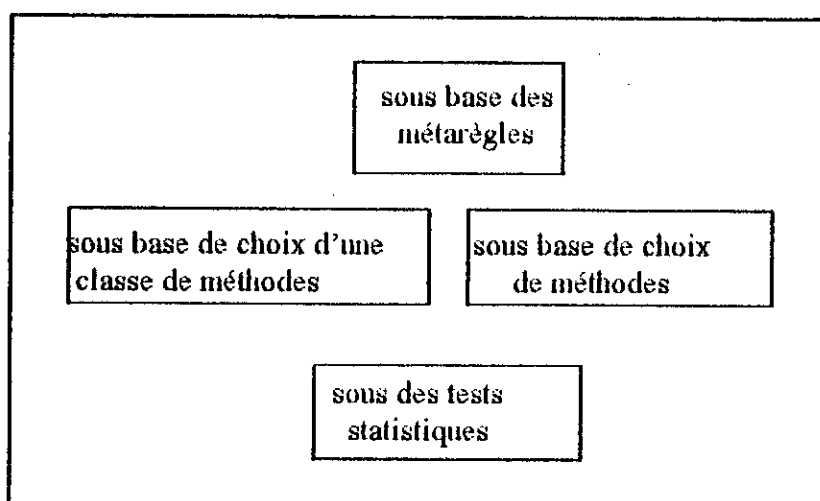


figure - VI.4 - Base de connaissances du système expert « FORECAST »

On discerne:

- le court terme;
- le moyen terme;
- le long terme.

VI.4.1 Le court terme:

En général, pour le court terme, on utilise pour la prévision les méthodes quantitatives.

Le gestionnaire peut consulter tout d'abord la sous base des classes des méthodes de prévision. Cette consultation va lui permettre de choisir la classe des méthodes de prévision qui s'adapte au cas considéré.

Une fois la classe déterminée, il consulte la sous base des méthodes de prévision pour choisir la méthode de prévision qui répond à son besoin.

Si le gestionnaire trouve que plus d'une méthode répondent à ce qu'il veut, il pourra choisir en comparant les écarts des valeurs prévues résultant des méthodes retenues.

Les calculs faits, il pourra consulter la sous base des tests statistiques pour pouvoir trancher en faveur d'une des méthodes considérées.

Concernant le court terme, nous avons élaboré 30 règles.

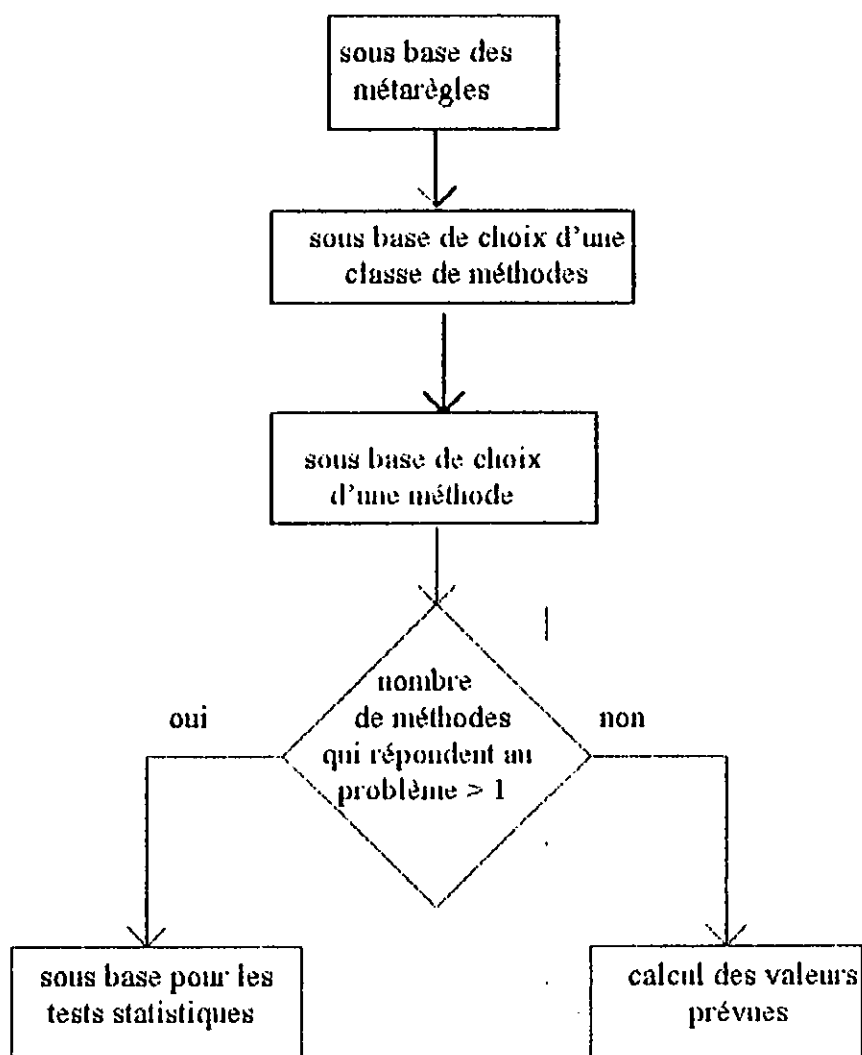


figure - VI.4.1 - Processus de choix d'une méthode de prévision pour le court terme

Exemples de règles:

Règle R1

Si l'horizon temporel est le court terme

et le modèle utilisé est le modèle chronologique

et le coût de la méthode est faible

Alors la classe des méthodes à considérer est la classe des méthodes du lissage

Règle R2

Si la classe des méthodes à considérer est la classe des méthodes du lissage

et la loi des données est une loi horizontale

et le coût de la méthode est faible

Alors la méthode de prévision à utiliser est le lissage exponentiel simple

Règle R3

Si l'horizon temporel est le court terme

et la loi des données est une loi tendancielle

et l'autocorrélation des données est négative

et le coût de la méthode est faible

Alors la classe des méthodes à considérer est la classe des méthodes de régression

Règle R4

Si la classe des méthodes à considérer est la classe des méthodes du lissage

et la précision des méthodes est très bonne

Alors la méthode de prévision à utiliser est la régression multiple

VI.4.2 Le moyen terme

En général, pour le moyen terme, on peut utiliser des méthodes de prévision quantitatives et qualitatives en fonction du cas considéré.

a/ Les méthodes quantitatives:

Dans le cas des méthodes quantitatives, le gestionnaire choisit d'abord la classe des méthodes de prévision qui s'adapte au cas considéré, ensuite, suivant la classe des méthodes choisie, pourra choisir telle ou telle méthode.

Si le gestionnaire trouve que plus d'une méthode répondent à ce qu'il veut, il pourra choisir en comparant les écarts des valeurs prévues résultant des méthodes retenues.es.

Les calculs faits, il pourra consulter la sous base des tests statistiques pour pouvoir trancher en faveur d'une des méthodes considérées.

b/ Les méthodes qualitatives:

Pour le cas des méthodes qualitatives, le gestionnaire choisit sa méthode de prévision en consultant uniquement la sous base des méthodes de prévisions.

Pour le moyen terme, nous avons élaboré 18 règles.

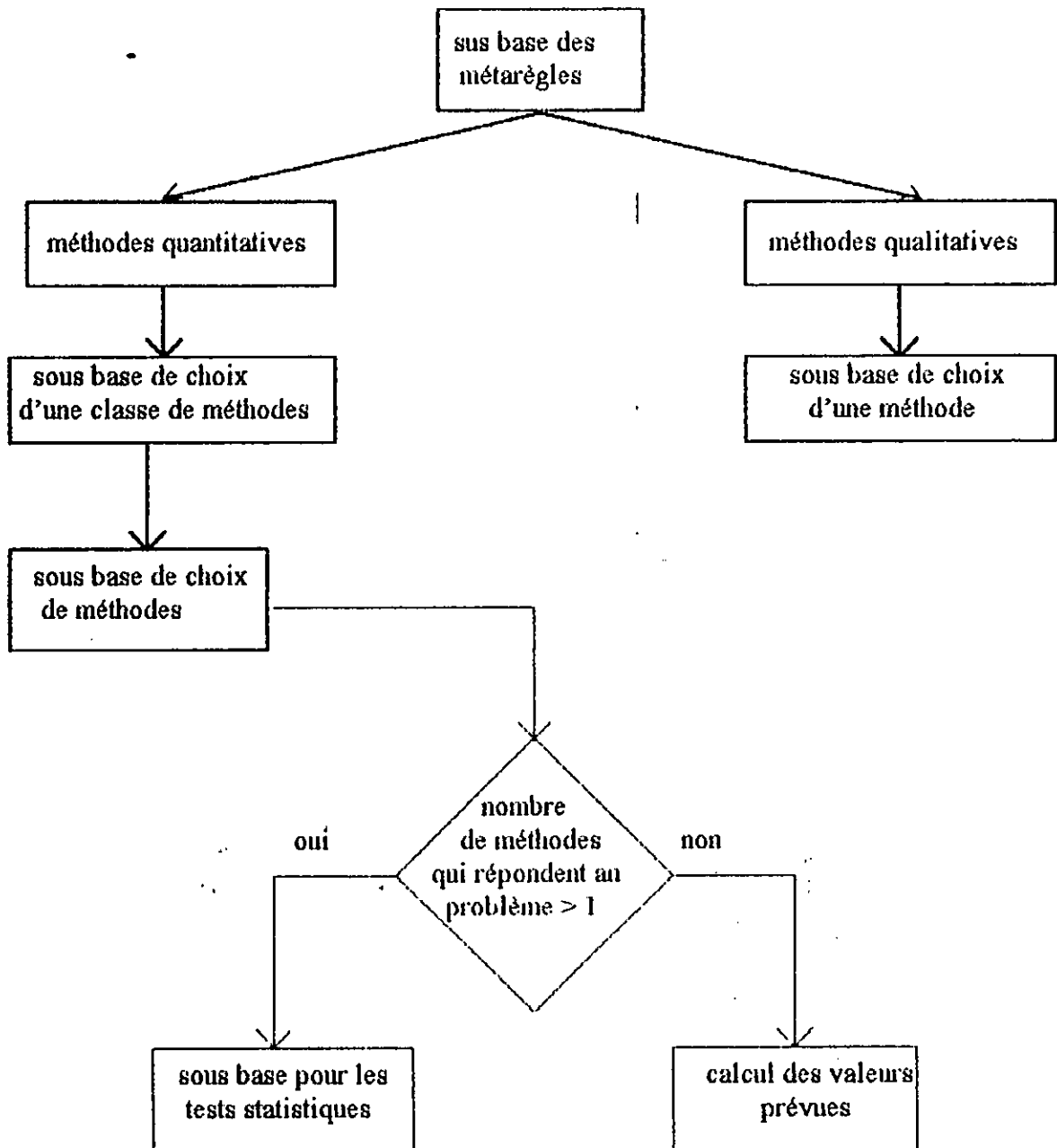


figure - VI.4.1 - Processus de choix d'une méthode de prévision pour le moyen terme

Exemples des règles

Règle R1

Si l'horizon temporel est le moyen terme

et la loi des données est une loi tendancielle

et l'autocorrélation des données est positive

Alors la classe des méthodes à considérer est la classe des méthodes de contrôle

Règle R2

Si la classe des méthodes à considérer est la classe des méthodes de contrôle

et le modèle utilisé est le modèle causal

Alors la méthode de prévision à utiliser est la méthode de Box Jenkins

Règle R3

Si l'horizon temporel est le moyen terme

et le modèle utilisé est le modèle causal ou le modèle statistique

Alors la classe des méthodes à considérer est la classe des méthodes de régression ou la classe des méthodes économétriques

Règle R4

Si la classe des méthodes à considérer est la classe des méthodes de régression

et la loi des données est une loi tendancielle

et le coût de la méthode est faible

Alors la méthode de prévision à utiliser est la régression simple

VI.4.3 Le long terme

Au long terme, il ne s'adapte que les méthodes de prévision qualitatives. Dans ce cas, le gestionnaire ne pourra consulter que la sous base des méthodes de prévision. Pour le long terme, nous avons élaboré 10 règles.

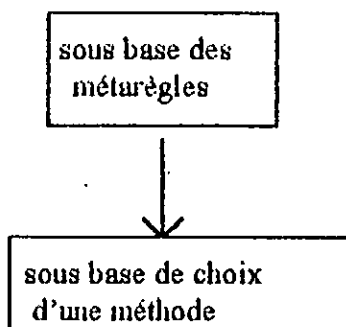


figure - VI.4.1 - Processus de choix d'une méthode de prévision pour le long terme

Exemples de règles

Règle R1

Si l'horizon temporel est le long terme
et la loi des données est une loi tendancielle
et l'autocorrélation des données est négative
et le modèle utilisé est le modèle chronologique

Alors la méthode de prévision à utiliser est la régression simple ou la régression multiple

Règle R2

Si l'horizon temporel est le long terme
et la loi des données est une loi tendancielle
et l'autocorrélation des données est négative
et le modèle utilisé est le modèle causal ou statistique

Alors la méthode de prévision à utiliser est la régression simple ou la régression multiple ou les modèles économétriques

Règle R3

Si l'horizon temporel est le long terme
et le modèle utilisé est le modèle chronologique ou non statistique

Alors la méthode de prévision à utiliser est la méthode de la courbe en S ou la méthode de Delphi

Règle R4

Si l'horizon temporel est le long terme

et le modèle utilisé est le modèle causal

Alors la méthode de prévision à utiliser est la méthode de Delphi

VI.5 Conclusion

Le système expert « FORECAST » décrit a les mêmes avantages que tout système expert de gestion.

Relativement aux systèmes experts en prévision, il présente la particularité de considérer un ensemble intéressant de critères et de travailler dans le court, le moyen et le long terme.

Ce système fournit aux gestionnaire un excellent moyen permettant:

- de guider les décisions et de corriger les raisonnements;
- d'enrichir la base au fur et à mesure;
- de former de nouveaux gestionnaires.

Le système expert ainsi élaboré ne peut être utilisé avant qu'il subisse des tests pour vérifier le bon fonctionnement du moteur d'inférences « FORECAST ». Ceci constitue l'objet du chapitre suivant.

Chapitre VII

Contrôle et exploitation de la base de connaissances de « FORECAST »

*Time present and time past are both perhaps present
in time future and time future contained in time past.*

T.S.ELIOT

VII.1 Introduction

Cette étape consiste à effectuer des tests pour vérifier le bon déroulement du raisonnement du moteur d'inférences du système expert « FORECAST ». Ceci nous a permis de modifier les connaissances mal représentées et d'opérer des ajustements sur le fonctionnement du moteur et de procéder aussi à une première validation.

VII.2 Contrôle du raisonnement du moteur

Le cycle de développement de systèmes experts est axé sur la construction de la base de règles. Le résultat donné par le système expert dépend de la base de règles et de la manière dont le moteur d'inférences raisonne avec celle-ci.

Cette étape consiste à effectuer des tests pour vérifier le bon déroulement du raisonnement du moteur d'inférences du système expert « FORECAST ». Ceci nous a permis de modifier les connaissances mal représentées et d'opérer des ajustements dans le fonctionnement du moteur et aussi, de procéder à une première validation.

Il existe divers types de contrôles gouvernant l'exactitude du comportement d'un moteur d'inférences au cours de son raisonnement. Nous pouvons citer:

- la rigueur du raisonnement;
- l'ordre de sélection des règles;
- le contrôle de la stratégie d'évaluation de la prémisse

VII.2.1 Rigueur du raisonnement

Le degré de rigueur dont on a besoin, que l'on souhaite ou qui est permis dépend de la situation dans laquelle a lieu la session de consultation.

Il serait intéressant de trouver un système expert qui soit capable d'imiter un expert humain raisonnant avec différents degrés de rigueur.

En ce qui concerne le moteur d'inférences du système expert « FORECAST », la rigueur de son raisonnement est contrôlée par la variable d'environnement E.RIGR. Les résultats obtenus dépendent énormément de la valeur prise par cette variable.

Le moteur peut s'arrêter de considérer la base des règles consultée dès qu'il déclenche une règle. On parle dans ce cas de rigueur minimale. Si par contre, l'utilisateur souhaite parcourir toute la base, il doit opter pour une rigueur maximale. Ceci lui garantit une meilleure qualité des résultats mais un temps de traitement plus important.

La variable « E.RIGR » prend les valeurs suivantes:

- « A »: rigueur absolue. Le moteur tire toutes les règles pertinentes qui peuvent être tirées.
- « M »: rigueur minimale. Le moteur ne tire plus de règles lorsque le degré de certitude de celles-ci dépasse une valeur seuil.
- « C »: rigueur réfléchie. Le moteur considère les règles restantes lorsque le degré de certitude excède la valeur seuil et tire toutes les règles ayant une prémisse vraie.

Dans le cas du système expert « FORECAST », la variable de contrôle de rigueur a la valeur « M ».

VII.2.2 Ordre de sélection des règles

Lorsqu'on raisonne sur un cas donné, un moteur d'inférences procède à une sélection et un traitement des règles de la base considérée.

Suivant les besoins des raisonnements qu'elles mènent, les règles peuvent être considérées dans leur ordre d'écriture, une priorité prédéfinie, un coût en temps ou en effort, leur nombre de variables inconnues, leur certitude

L'ordre dans lequel le moteur examine les règles peut avoir un effet à la fois sur la vitesse avec laquelle l'avis est donné et sur la nature effective de cet avis.

L'ordre de sélection que le moteur d'inférences de « FORECAST » utilise au cours d'une consultation particulière est contrôlé par la valeur de la variable E.SORD.

« E.SORD » prend les valeurs suivantes:

- « F »: sélectionner la première règle dans l'ordre de la base de règles.
- « P »: sélectionner la règle qui a la plus haute priorité.
- « C »: sélectionner la règle dont l'action est la moins coûteuse.
- « U »: sélectionner la règle ayant le moins de variables inconnues dans la prémisse.
- « H »: sélectionner la règle dont l'action donnera le plus grand facteur de certitude.
- « R »: sélectionner une règle aléatoirement

Dans le cas du système expert « FORECAST », la variable « E.SORD » est fixée à « U ».

VII.2.3 Contrôle de la stratégie d'évaluation de la prémisse

Ce contrôle permet de définir la stratégie à utiliser pour évaluer une prémisse composée de plusieurs variables liées par des opérateurs « et » et « ou » .

La stratégie d'évaluation de la prémisse est spécifiée à l'aide de la variable d'environnement « E.TRYP ».

Cette variable prend les valeurs suivantes:

« S »: Strict. Le moteur abandonne l'évaluation dès que la valeur d'une variable ne peut être déterminée.

« P »: Patient. Le moteur essaie de déterminer les valeurs de toutes les variables inconnues.

« E »: Pressé. Le moteur évalue les conditions après que chaque variable inconnue soit devenue connue et cesse de tester dès que la prémisse est fausse ou connue.

Dans le cas du système expert « FORECAST », la variable « E.TRYP » prend la valeur « S ».

Suivant le domaine d'expertise, les spécificités du cas considéré et les objectifs et les contraintes du manager, l'utilisateur opte pour des valeurs données des variables d'environnement.

Le moteur offre une certaine liberté au manager. En effet, en jouant sur les variables d'environnement, le manager peut élaborer des scénarios de plus en plus proches du raisonnement de l'expert.

Aussi, ils peuvent aider dans une large mesure pendant la phase de validation.

VII.3 Traitement de l'incertain

Les managers vivent dans un univers incertain. Or, l'aptitude à manipuler des notions floues, la capacité synthétique sont parmi les traits les plus importants de l'être humain. L'incertitude peut provenir:

- des faits;
- des règles.

VII.3.1 Les faits incertains

En répondant à la question du système qui demande que l'on fixe les valeurs des faits, l'utilisateur n'est pas très sûr de ce qu'il avance. Pour traduire cet incertain il a recours aux facteurs de certitude. Il introduit pour chaque fait un facteur qui traduit sa croyance en la véracité de cette proposition. Sur machine, nous avons la représentation suivante:

(Fact) FC (Facteur de certitude)

Exemple

La précision des méthodes est très bonne FC 80

VII.3.2 Les règles incertaines

L'expert peut mener des raisonnements incertains. Ces raisonnements prennent la forme de règles incertaines:

SI (prémisse) ALORS (Conclusion) FC (Facteur de certitude)

VII.3.3 Algèbres de facteurs de certitude utilisés

Si les faits d'une prémisse sont incertains alors la conclusion est sûrement entachée d'incertitude. Pour aboutir à cette incertitude de la conclusion, nous devons propager l'incertitude des faits. Ceci se fait en combinant les poids des faits à l'aide d'algèbres de calcul qui tiennent compte des opérateurs utilisés et du nombre de règles conduisant à la même conclusion.

Les prémisses composées

L'expert en prévision utilise deux types de prémisses composées:

- prémisse conjonctive;
- prémisse disjonctive.

La prémisse conjonctive

La prémisse conjonctive prend la forme suivante:

Fait (1) et fait (2)

Exemple

La loi des données est horizontale
et le coût de la méthode est faible

Dans le cas de la prémisse conjonctive, nous avons quatre possibilités de calcul de la certitude de la prémisse:

- la méthode du minimum

$$\text{FC (prémisse)} = \min (\text{FC (fait 1) , FC (fait 2)})$$

Cette méthode fournit la même certitude lorsque:

- la certitude du premier fait est fixée;
- la certitude du deuxième fait est au dessus de celle du premier fait.

- la méthode du produit

$$\text{FC (prémisse)} = ((\text{FC (fait 1)} * \text{FC (fait 2)})/100)$$

Cette méthode prend en compte la certitude des deux faits mais conduit à un fort affaiblissement de la certitude globale.

- la méthode de la moyenne

$$\text{FC (prémisse)} = (((\text{FC (fait 1)} * \text{FC (fait 2)})/100) + \min (\text{FC (fait 1) , FC (fait 2)}))/2$$

Cette méthode fournit un facteur de certitude de la prémisse plus proche de ceux des faits.

- la méthode de Bonczek-Eagin

$$\text{FC (prémisse)} = [(\text{FC (fait 1)} * \text{FC (fait 2)})/100] * [2 - \max (\text{FC (fait 1) , (fait 2)/100}]$$

De la méthode de la moyenne et de celle de Bonczek-Eagin, cette dernière fournit le facteur de certitude de la prémisse plus proche de ceux des faits.

$$\text{certitude (prémisse)} \leq \min (\text{certitudes des faits})$$

La prémisse disjonctive

La prémisse a la forme suivante:

fait (1) ou fait (2)

Dans le cas de la prémisse disjonctive, la certitude de cette dernière est au moins égale au maximum des certitudes des faits.

Guru offre quatre algèbres pour le calcul de la certitude:

- la méthode du maximum

$$\text{FC (prémisse)} = \max (\text{FC (fait 1)}, \text{FC (fait 2)})$$

- la méthode de la somme

$$\text{FC (prémisse)} = \text{FC (fait 1)} + \text{FC (fait 2)} - [\text{FC (fait 1)} * \text{FC (fait 2)}] / 100$$

VII.4 Interaction utilisateur-machine

Un des objectifs les plus importants des systèmes experts est de faire adhérer les divers intervenants au contenu et aux résultats du système expert.

Il faut donc que l'expert puisse définir, améliorer, tester la base de connaissances qui est le résultat du transfert d'expertise. Dans la mesure où les connaissances sont nombreuses et de natures diverses, le premier outil à offrir à l'utilisateur est une interface de dialogue.

De son côté l'utilisateur doit être encadré, dirigé, pour fournir au système une description du problème à résoudre.

Aussi, la solution qui est fournie par le système expert doit s'accompagner de possibilités d'explication sur les connaissances utilisées et leur enchaînement.

Exemple

Soit trois règles de la base de règles « méthodes de prévision »:

Règle R1:

Si la classe des méthodes est la classe des méthodes de lissage
et la loi des données est une loi horizontale

Alors les méthodes à utiliser sont le lissage exponentiel simple ou les moyennes mobiles simples

Règle R2:

Si la classe des méthodes est la classe des méthodes de lissage
et la loi des données est une loi horizontale

et le coût de la méthode est faible

Alors la méthode à utiliser est le lissage exponentiel simple

Règle R3:

Si la classe des méthodes est la classe des méthodes de lissage
et la loi des données est une loi horizontale

et la complexité de la méthode est faible

Alors la méthode à utiliser est les moyennes mobiles simples

Durant sa consultation, le moteur interagit avec l'utilisateur pour fixer les valeurs des différents critères.

Quelle est la classe des méthodes choisie?

- | |
|---|
| <ul style="list-style-type: none">1- lissage2- contrôle3- régression4- économétriques5- décomposition |
|---|

Taper le numéro correspondant.

L'utilisateur tape par exemple 1 s'il opte pour la classe des méthodes du lissage.

Quelle est la loi des données?

- 1- cyclique
- 2- tendancielle
- 3- horizontale
- 4- complexe

Taper le numéro correspondant.

L'utilisateur tape 1 s'il reconnaît dans les données une loi horizontale.

A ce niveau, le système conclut sur la règle 1.

VII.6 La fonction de consultation

Cette fonction concerne dans un premier lieu l'utilisation du premier type déjà évoquée.

Un système expert est avant tout un logiciel qui, à partir de données recueillies sur un problème précis, fournit une ou plusieurs solutions, ou au moins des éléments de réponse.

VII.5.1 Consultation en chaînage avant

Un des modes de fonctionnement d'un système expert, qu'on appelle chaînage avant simule l'attitude suivante : pour résoudre un problème, on collecte d'abord un ensemble de données, puis on construit le raisonnement à partir des données ainsi recueillies.

Dans ce type de fonctionnement, le système va donc d'abord procéder à l'enrichissement de la base de faits pour ensuite enclencher son mécanisme interne pour augmenter sa connaissance.

L'interaction à ce niveau se manifeste par une acquisition ou saisie des faits. Cette saisie se fait par le biais d'un utilisateur.

VII.5.2 Consultation en chaînage arrière

Un système expert possède un mode de fonctionnement, qu'on appelle chaînage arrière, qui lui permet de faire des hypothèses et de tenter de les vérifier dans l'état de sa connaissance.

Ce type de consultation est bénéfique dans les cas qui suivent :

- les données acquises sont insuffisantes ou incomplètes pour aboutir à une solution satisfaisante au problème posé ;
- le système ne possède aucune donnée initiale pour amorcer son raisonnement.

VII.6 La fonction d'explication

Un système expert est capable de donner une ou même plusieurs réponses, ou des éléments de réponse lorsqu'un problème lui est soumis, à la manière d'un expert. Ceci est tout à fait normal dans la mesure où le système est conçu selon le raisonnement d'un expert et pas seulement pour donner les mêmes résultats.

L'expérience prouve que si les utilisateurs font facilement confiance à un expert, il n'est pas de même avec un système informatique. De plus, on admet qu'un expert peut se tromper ou peut être indécis chose que l'on ne tolère pas d'un logiciel.

En effet, les rapports avec les humains sont tout à fait autres qu'avec les machines. Ce comportement est dû en partie au fait qu'un expert peut s'expliquer, donner les raisons de ses choix et éventuellement justifier ses erreurs.

Puisque un système expert est sensé reproduire le raisonnement d'un expert, il doit aussi reproduire sa capacité d'expliquer. C'est ainsi que tout système expert devra disposer d'un mode dit d'explication.

En effet, l'utilisateur peut accéder à l'ensemble de la démarche suivie et aux connaissances utilisées afin de saisir le raisonnement.

Généralement cette fonction est sollicitée par l'utilisateur dans les cas qui suivent:

- on a un doute sur la validité des résultats obtenus;
- on n'arrive pas à comprendre les résultats obtenus;
- on veut savoir pourquoi le système n'a pas abouti.

Dans bien des cas, la fonction d'explication peut s'avérer plus importante que la fonction de consultation. En effet, il est parfois plus intéressant de savoir le chemin emprunté pour arriver à un résultat que le résultat lui-même.

Pour le spécialiste, cette fonction si elle est bien riche lui permet de savoir à quel moment précis le système a fait un « mauvais » raisonnement, quelle règle l'a mené à ce raisonnement et par suite quelle modification porter sur le système.

VII.6.1 L'explication « comment »

Ce mode d'explication peut être activé une fois que la consultation est terminée. Il explique à la demande de l'utilisateur comment un fait a été déduit par le système de même comment une règle a été utilisée.

La manière la plus simple de l'expliquer est de donner la règle qui a permis de déduire ce fait. Mais on peut envisager une explication plus intéressante qui permet de suivre le raisonnement à tous les niveaux et dans plusieurs directions possibles.

Ceci a la forme suivante:

Comment expression

où expression est un nom de variable ou un numéro de variable.

Exemple

Le système consulte les règles suivantes :

Règle R1:

Si la classe des méthodes est la classe des méthodes de lissage
et la loi des données est une loi horizontale

Alors les méthodes à utiliser sont le lissage exponentiel simple ou les moyennes mobiles simples

Règle R2:

Si la classe des méthodes est la classe des méthodes de lissage
et la loi des données est une loi horizontale
et le coût de la méthode est faible

Alors la méthode à utiliser est le lissage exponentiel simple

Règle R3:

Si la classe des méthodes est la classe des méthodes de lissage
et la loi des données est une loi horizontale
et la complexité de la méthode est faible
Alors la méthode à utiliser est les moyennes mobiles simples

A la fin de la consultation de la base de règles « méthodes de prévision », le moteur a consulté ces trois règles avant d'arriver à un résultat.

Le système expert affiche alors le message suivant:

classe des méthodes: lissage loi des données: horizontale complexité de la méthode: faible la méthode à utiliser: moyennes mobiles simples
--

Pour demander une explication du résultat obtenu, le gestionnaire utilise la commande comment.

Suite à cette commande, le système affiche la dernière règle qui a été tirée et a servi comme base pour le résultat obtenu.

Règle3 méthode = moyennes mobiles simples

Dans le but de savoir plus sur le raisonnement, l'utilisateur peut se servir de la commande pourquoi.

VII.6.2 L'explication « pourquoi »

Ce mode d'explication est de type dynamique. Une explication intéressante consiste à demander au système pourquoi il cherche à appliquer telle ou telle règle. Il répondra par exemple, qu'il a besoin des conclusions de cette règle pour appliquer une autre règle et ainsi de suite. Ceci permet à l'utilisateur de suivre très précisément la direction qu'il a prise pour orienter sa recherche.

exemple

Règle R1 :

Si la classe des méthodes est la classe des méthodes de lissage
et la loi des données est une loi horizontale

Alors les méthodes à utiliser sont le lissage exponentiel simple ou les moyennes mobiles simples

Si le système expert se sert de la règle R1, l'utilisateur peut demander le pourquoi de cette utilisation.

Pourquoi R1?

Le système expert répond en spécifiant les valeurs prises par les variables considérées et éventuellement les raisons qui ont poussé les experts à conclure dans ce cas.

Règle R1 (déclenchée)
classe des méthodes : lissage FC 100
loi des données : horizontale FC 100
la méthode à utiliser : lissage exponentiel ou moyennes mobiles simples FC 100

L'utilisation des deux commandes pourquoi et comment est très intéressante dans le sens où elle nous permet de suivre pas à pas le raisonnement de l'expert.

VII.7 La fonction d'acquisition/modification

Même entièrement réalisé et validé, un système expert n'est jamais achevé.

En effet, il est amené à évoluer puisqu'aucune connaissance n'est jamais définitivement fixée.

La modification peut se faire au fur et à mesure de l'utilisation du système expert dans l'entreprise. Les experts peuvent enrichir avec de nouvelles connaissances.

Il est très important qu'un système expert propose à l'utilisateur des possibilités qui permettent de le faire évoluer.

Cependant, les problèmes sous jacents semblent extrêmement complexes et sont au centre des préoccupations des spécialistes en intelligence artificielle : comment s'assurer qu'en introduisant ou modifiant des connaissances, la base va rester un ensemble cohérent.

Quoiqu'il en soit un système expert se doit de posséder un module pour l'acquisition et la modification qui lui permet d'ajouter de nouvelles connaissances à la base. Cet outil est indispensable lorsqu'il s'agit d'un outil de création de systèmes experts.

Or, Guru, grâce à son gestionnaire de base de règles se prête très bien à ce type de travail. L'utilisateur a le choix entre deux façons de faire :

- par traitement de texte en utilisant la même syntaxe que celle qui a été utilisée pour les premières règles.
- par menu.

VII.8 Validation du système expert « FORECAST »

La validation est une étape cruciale dans le processus d'élaboration d'un système expert.

En général, la validation d'un système expert consiste à vérifier son adéquation à ses spécifications.

La validation d'un système expert diffère substantiellement de celle d'un programme informatique dans la mesure où :

- les spécifications du système expert sont appelées à évoluer, parfois de manière sensible tout au long du cycle de développement.

- la plupart du temps, il n'existe pas de critère objectif pour décider si le résultat trouvé est indiscutablement le meilleur.

En général, un système expert manipule des connaissances imprécises et inexacts et des modes de raisonnement incertains et non déterministes, pour aboutir à des résultats non optimaux et indémontrables.

La seule méthode utilisable dans de tels cas est la comparaison des performances obtenues par le système avec celle de nombreux experts sur des cas réels.

Cette première approche qui consiste, une fois la base de connaissances écrite et opérationnelle à vérifier qu'elle est bien adéquate à résoudre le ou les problèmes posés s'appelle la validation expérimentale.

Cette approche se fait essentiellement par des simulations, des évaluations, des tests. Elle est souvent très dépendante du domaine d'application.

Une seconde approche, par opposition s'appelle la validation formelle. Il s'agit dans ce cas de définir un modèle formel de la cohérence d'une base de connaissances et vérifier que le modèle formalisé de la connaissance s'y conforme.

La base de connaissances du système expert « FORECAST » a été validée une première fois par des économètres de l'Institut des Sciences Economiques de l'Université d'Alger et ceci en jouant sur les variables d'environnement.

Ceci ne va pas nous permettre de prétendre que le système est au point. Une seule validation n'est pas suffisante.

D'autres validations devront être menées avec des experts en prévisions et des experts en statistique.

VII.9 Conclusion

Actuellement, le nombre de systèmes experts existants en prévision est vraiment restreint.

Ceci est dû d'une part à la récente introduction de l'intelligence artificielle dans l'entreprise, d'autre part à la rareté de spécialistes à travers le monde.

Le système expert « «FORECAST» » permet à un gestionnaire:

- l'utilisation d'un même environnement de travail;
- la possibilité d'interaction entre les différentes phases du processus qui correspondent aux domaines des prévisions et des statistiques.

Aussi, il offre une précieuse aide à la décision et une capacité d'enseignement conviviale.

Conclusion

Les entreprises vivent dans un environnement en perpétuelle évolution. C'est pourquoi, elles opèrent continuellement des changements sur leurs méthodes de gestion.

De nos jours, l'informatique ne fait plus rêver, elle est entrée dans notre vie quotidienne et a acquis droit de cité dans la plupart des entreprises. En effet, lorsqu'une tâche est effectuée de façon répétitive suivant un algorithme bien défini, de classement, de calcul ou de tri, tout le monde sait que le travail peut être confié à un ordinateur.

Or, ces algorithmes sont incapables de traiter des problèmes où interviennent des cheminements de pensée variables et où l'on doit faire face à des situations multiples et non spécifiées à l'avance.

Longtemps, on a cru que le raisonnement humain dans ses composantes intuitives et qualitatives resterait hors de portée des machines. C'était compter sans l'intelligence artificielle et spécialement l'une de ses plus prestigieuses applications, les systèmes experts.

Dans le présent travail, nous tentons de préserver l'expertise dans le domaine de la prévision dans l'entreprise.

Cette expertise relativement complexe et décisive pour le bon fonctionnement d'une entreprise doit être exploitée au maximum. L'optimisation d'une telle exploitation se concrétise par un ensemble d'actions assurant:

- la longévité du savoir au sein de l'entreprise: la mobilité des détenteurs de ce savoir à l'intérieur de l'entreprise, voire leur départ, constitue souvent une perte considérable que l'on n'arrive à surmonter qu'au bout d'un certain temps.

- la disponibilité de l'expertise.
- l'évolutivité en fonction des changements du marché et des critères de l'environnement.

Aussi, l'objet de ce mémoire est le développement d'un système expert d'aide à la prévision, capable d'intégrer des connaissances diverses afin d'en assurer une meilleure exploitation.

Nous avons utilisé pour cela des techniques de l'intelligence artificielle dont les performances ont été démontrées dans le domaine de la gestion

Ceci nous a permis d'une part d'aborder un domaine d'actualité « l'intelligence artificielle », d'autre part d'acquérir des connaissances en prévision.

Le système expert développé « FORECAST » constitue:

- une mémoire en prévision pour l'entreprise;
- un moyen de formation pour les nouveaux gestionnaires.

Toutefois, « FORECAST » ne peut être utilisé qu'après une évaluation de manière approfondie de sa compétence. Ce qui nécessite une période d'essai afin de valider totalement les choix qui ont été faits, une première validation n'étant pas du tout suffisante.

A cet égard nous ne pouvons prétendre avoir réalisé un système expert performant. « FORECAST » n'est qu'une maquette, c'est un système expert qui est à son niveau zéro.

Cependant, on ne peut remettre en cause les principes de base qui nous ont permis d'élaborer ce système. Nous pouvons penser à d'éventuelles extensions telles que:

- L'introduction d'un module de maintien de la cohérence de la connaissance;
- l'introduction d'une interface en langage naturel;
- l'introduction de nouvelles méthodes de prévision;
- l'introduction de critères nouveaux;
- l'automatisation du choix d'une méthode;
- l'élaboration d'un multi-système expert qui englobera tout le processus d'élaboration de prévision.

BIBLIOGRAPHIE

[Akoka 91] **J. AKOKA, I. COMYN-WATTIAN,**
"PTILOT: Un système expert de prévision du taux d'intérêt à long terme"
Les éditions d'organisation 1991

[Aleksander 85] **I. ALEKSANDER**
« La conception des systèmes intelligents »
Les éditions Hermes 1985

[Azencott 90] **R. AZAENCOTT,**
"Modélisation ARIMA automatique: Le système MANDRAKE",
Cahiers du C.E.R.O Vol 32, N° 4

[Benabdelouahab 92] **D. BENABLOUAHAB**
"Développement d'un système expert pour le marketing des produits nouveaux"
Thèse de Magister Département Génie Industriel ENP 1992

[Benchimol 86] **G.BENCHIMOL, P.LEVINE, J.C POMEROL**
« Systèmes experts dans l'entreprise »
Les éditions Hermes 1986

[Bonnet 84] **A. BONNET**
"L'intelligence artificielle: promesses et réalités"
Interéditions 1984

[Bonnet 86] **A. BONNET, J.P. HATON, J.M. TRUONG-NGOC**
"Systèmes experts: vers la maîtrise technique"
Interéditions 1986

[Box 71] **G.E.P. BOX, G.M. JENKINS**
"Time series analysis forecasting and control"
Holden Day 1971 Tome 1 et Tome 2

[Branchaert 89] **E. BRANCHAERT, G. MELARD, J.M. PASTEELS, V. VANDER**
"Un système expert de prévision économique: prise en compte de l'information qualitative"
Cahiers du C.E.R.O, N° 14, 1989

[Chambers 71] **J.C. CHAMBERS, S.K. MULLICK, D.D.SMITH**
"How to choose the right forecasting technique"
Harvard business review july-august 1971

[Choffray 85] **J.M CHOFFRAY**
« Marketing expert »
Mc Graw-Hill 1985

- [Granger 86] **C.W.J. GRANGER, P. NEWBOLD**
"Forecasting economic time series"
Academic press incorporation 1986
- [Gupta 89] **Y.P. GUPTA, D.C. CHIN**
"Expert systems and their applications in production and operations management"
- [Holden 88] **K. HOLDEN, D.A. APPEL**
"Combining Economic forecasts"
Les éditions d'organisation 1988
- [Holsapple 86] **C.W. HOLSAPPLE, A.B. WHINSTON**
"GURU l'utilisation des systèmes experts dans l'entreprise"
Collection Hommes et Techniques, 1986,
- [Kestens 90] **P. KESTENS**
"Contrainte de la prévision macro-économique dans une petite entreprise"
Cahiers du C.E.R.O, Vol 32, N° 4, 1990
- [Laabas 92] **B. LAABAS**
"Processus stochastiques et modèles prévisionnels"
Notes de cours année théorique ENP 1992-1993
- [Laforet 90] **A. LAFORET, G. MELARD, J.M. PASTEELS**
"Vers un système expert de prévision et statistique économique"
Cahiers du C.E.R.O, Vol 32, N° 4, 1990
- [Lootsma 90] **F.A. LOOTSMA**
"The french and the american school in multicriteria decision analysis"RAIRO Recherche opérationnelle Vol 24, N° 3 1990
- [Mareschal 90] **B. MARESCHAL**
"Un système expert pour l'élaboration de prévisions au moyen de modèles ARMA"
Cahiers du C.E.R.O, Vol 32, N° 4, 1990
- [Mckenzie 90] **E. MCKENZIE**
"Damped trend exponential smoothing"
Cahiers du C.E.R.O, Vol 32, N°, 1990
- [Milkovich 72] **J. G.T. MILKOVICH, A AUNONI et AT.A. MOHONEY**
"The use of the DELPHI procedure in manpower forecasting"
Management science, Vol 19, N° 4, 1972
- [Nibouche 92] **F. NIBOUCHE, K. ROUIBAH**
"Elaboration d'un modèle de simulation et de prévision pour une unité de production: CVT"
PFE Département Génie Industriel ENP 1992

[Quibel 89] **J. QUIBEL**

*« Les systèmes experts dans l'entreprise »
Les éditions d'organisation 1989*

[Collopy 92] **F. COLLOPY, J.S. ARMSTRONG**

*"Rule based forecasting: development and validation of an expert system approach to combining time series extrapolations"
Management science Vol 38, N° 10, 1992*

[Dambroise 90] **E. DAMBROISE, P. MASSOTTE**

*"Un système expert en statistique: MUSE"
Cahiers du C.E.R.O, Vol 32, N° 4, 1990*

[Ermine 89] **J.L. ERMINE**

*"Systèmes experts"
Techniques et documentations Lavoisier 1989*

[Ernst 90] **C. ERNST**

*"Protocoles d'acquisition de connaissances pour des systèmes experts d'aide à la décision"
Cahiers du C.E.R.O, Vol 32, N° 4, 1990*

[Farreny 89] **H. FARRENY**

*"Les systèmes experts: principes et exemples "
Collection techniques avancées de l'informatique, 1989*

[Fildes 89] **R. FILDES**

*"Evaluation of aggregate and individual forecast method selection rules"
Management science Vol 35, N° 9, 1989*

[Fontela 90] **E. FONTELA**

*"Systèmes experts en macro économie "
Cahiers du C.E.R.O, Vol 32, N° 4, 1990*

[Gallaire 85] **H. GALLAIRE H**

*"La représentation des connaissances"
LA RECHERCHE SPECIAL Intelligence Artificielle,
Nx 170, Octobre 1985, Volume 16
Pages 1240-1251*

[Ganasels 85] **J.G. GANASELS,**

*"La conception des systèmes experts",
LA RECHERCHE SPECIAL Intelligence Artificielle,
Nx 170, Octobre 1985, Volume 16,
Pages 1142-1151,*

[Gondran 84] **M. GONDRAN**

*"Introduction aux systèmes experts"
Eyrolles 1984*

[Pinson 80] **S. PINSON**

"Représentation des connaissances dans les systèmes experts"
R.A.I.R.O. Informatique, Vol 15, N° 4, PP 343-367, 1980,

[Quibel 89] **J.QUIBEL**

« Les systèmes experts dans l'entreprise »
Les éditions d'organisation 1989

[Reeves 91] **G.R REEVES, KD. LAWRENCE**

"Combining forecasts given different types of objectives "
European journal of operational research
Vol 51, N° 1, PP 65-72

[Shahabuddi 91] **S. SHAHABUDDI**

"Expert systems and forecasting"
International journal of systems science
Vol 21, N° 10, PP 1997-2004

[Sobek 73] **R.S. SOBEK**

"A manager 's primer on forecasting"
Harvard business review 1973

[Sullivan 77] **W.G. SULLIVAN, W.W. CLAYCOMBE**

"Fundamentals of forecasting"
1977 Reston Publishing compagny, Inc

[Tali Mammam 92] **D. TALI MAMMAR**

"Développement système expert d'aide au diagnostic industriel"
Thèse de Magister Département Génie Industriel ENP 1992

[Usunier 82] **J.C USUNIER, R. BOURBONNAIS**

"Pratique de la prévision à court terme"
Dunod 1982

[Weelwright 82] **SC. WEELWRIGHT, S. MAKRIDAKIS**

"Méthodes de prévision pour la gestion
Les édition d'organisation 1983

Caractéristiques essentielles de l'intelligence naturelle et l'intelligence artificielle.

Caractéristiques essentielles	Intelligence Naturelle	Intelligence Artificielle
Mémoire	Les faits et connaissances ne sont pas toujours disponibles au moment nécessaire	La mémoire est fiable, mais elle ne concerne que ce qui a été introduit ou déduit par le logiciel
Raisonnement	L'individu moyen raisonne mal en général. Le spécialiste sait beaucoup dans un domaine étroit. La qualité moyenne des raisonnements dans une entreprise est défectueuse	Elle peut utiliser les raisonnements des meilleurs serveaux et les connaissances des meilleurs experts. Elle accroît la qualité moyenne des raisonnements dans l'entreprise. Elle interpelle les serveaux les mieux charpentés
Imagination	L'imagination de l'homme n'a pas de limites	Elle peut faire des rapprochements inattendus pour accroître la créativité de l'homme
Réaction devant le fait inconnu	Elle cherche néanmoins des solutions, incitée ou gênée par le psychisme de l'individu	Elle se débrouille avec ce qu'elle sait ou ce qu'elle déduit. Elle commet plus d'erreurs que le spécialiste de haut niveau
Permanence et fiabilité	Ephémère et dont la fiabilité dépend du psychisme de l'individu	Durable et fiable
Jugement	Le jugement d'une équipe efficace est normalement d'une qualité qu'aucun logiciel ne peut atteindre. Mais dans la pratique, on parvient rarement à cet idéal	Elle peut établir un jugement sur un ou plus grand nombre de données que l'homme dont la mémoire accessible est limitée dans un temps raisonnable
Transmissibilité des raisonnements et des déductions	L'individu transmet mal et difficilement ses connaissances d'où une difficulté pour construire les systèmes experts	Duplication sans problème: utilisation des connaissances sans difficulté dans le temps et dans l'espace
Volonté d'agir	L'homme seul a la volonté	Reste un outil à disposition de l'homme
Conscience de son état	L'homme seul est doté de conscience	L'outil n'a pas de conscience
Coût pour aboutir à la conclusion	Généralement élevé si elle est de qualité	Chère si elle est peu utilisée. Bon marché si elle est très employée

Les fonctions de GURU

Le gestionnaire de base de règles de GURU

Le gestionnaire de bases de règles de GURU est un logiciel pour construire, entretenir et compiler des bases de règles.

La construction d'une base de règles consiste à énoncer les règles et les métarègles (métaconnaissances)

GURU dispose de deux façons pour construire une base de règles soit avec un traitement de texte (commande: **TEXT**), soit à l'aide d'un menu interactif (commande: **BUILT**).

Une fois la base écrite, elle peut être compilée (commande: **COMPILE**).

TEXT: <nom de fichier.RSS>

commande pour créer ou modifier une base de règles avec le traitement de règles

BUILT: commande d'appel du menu de GURU pour la création, la modification et la compilation d'une base de règles

Forme générale d'une règle:

RULE: Nom de la règle

READY: actions à exécuter avant le test de la prémisse

IF : prémisse

THEN: conclusion

NEEDS: variables de la prémisse dans l'ordre d'utilité

CHANGES: variables changées par application de la règle

REASON: explication de la règle

La prémisse d'une règle utilise:

- des variables de travail;
- des zones d'une table de données;
- des cellules d'un tableur;
- des variables utilitaires (pour le calcul des statistiques par exemple)
- des variables d'environnement;
- des fonctions numériques relationnelles et logiques.

La conclusion comporte l'ensemble des actions que GURU peut exécuter lorsque la prémisse est vraie.

Ces actions sont:

- le déduction de la valeur d'une variable;
- l'exécution des commandes du système d'exploitation;
- l'utilisation de tableurs;
- traitement des bases de données;
- exécution des procédures GURU.

Consultation d'une base de règles

Le moteur de GURU peut être invoqué en chaînage avant ou en chaînage arrière pour tester une variable, déclencher une règle ou exécuter une séquence de règles. Les commandes permettant ces consultations sont:

- CONSULT <base de règles>
consulter une base en chaînage arrière

- CONSULT <base de règles> TO SEEK <variable>
consulter une base de règles en chaînage arrière pour chercher le valeur de la variable <variable>

- CONSULT <base de règles> TO TEST <variable>
consulter une base de règles en chaînage avant pour tester l'effet de la variable <variable>

- CONSULT <base de règles> TO FIRE <règle>
consulter une base de règles pour déclencher la règle <règle>

- CONSULT <base de règles> TO EXECUTE <ensemble de règles>
consulter une base de règles pour exécuter une séquence de règles

L'incertitude dans GURU

GURU manipule l'incertain en travaillant avec des variables multivaluées.
Un facteur de certitude (CF) $\in [1,100]$ peut être associé à chaque valeur d'une variable.

Physiologie des systèmes experts [Bonnet 86],[Farreney 92]

Il existe deux modes de principaux de déclenchement des règles.

Le premier appelé en chaînage avant, consiste à examiner sans cesse la partie prémisses des règles et à appliquer celles-ci chaque fois que c'est possible.

Ce processus s'arrête lorsqu'on a parcouru toutes les règles et on n'a pas abouti sur un fait nouveau. On parle dans ce cas d'un raisonnement guidé par les faits disponibles.

Le deuxième mode, appelé chaînage arrière, consiste pour le moteur, étant donné le but qu'il s'est fixé, à examiner les règles concluant sur ce but, ce qui l'amène à vérifier de nouveaux buts (sous buts du but initial), et ainsi de suite jusqu'à ce qu'il atteigne des faits connus. Ce processus s'arrête chaque fois qu'un fait nécessaire n'est pas prouvable.

On parle dans ce cas de raisonnement guidé par les buts.

Le choix de l'une de ces deux stratégies dépend du problème à résoudre. En effet, il existe des problèmes pour lesquels on ne peut se fixer de but à l'avance et où on est donc obligé de choisir le chaînage avant.

Considérons l'exemple suivant qui considère la base de connaissances suivante:

R5 : si Z et L alors S

R1 : si A et N alors E

R3 : si D ou M alors Z

R2 : si A alors M

R4 : si Q et (NON W) et (NON Z) alors N

R6 : si L et M alors E

R7 : si B et C alors Q

Faits connus : A et L

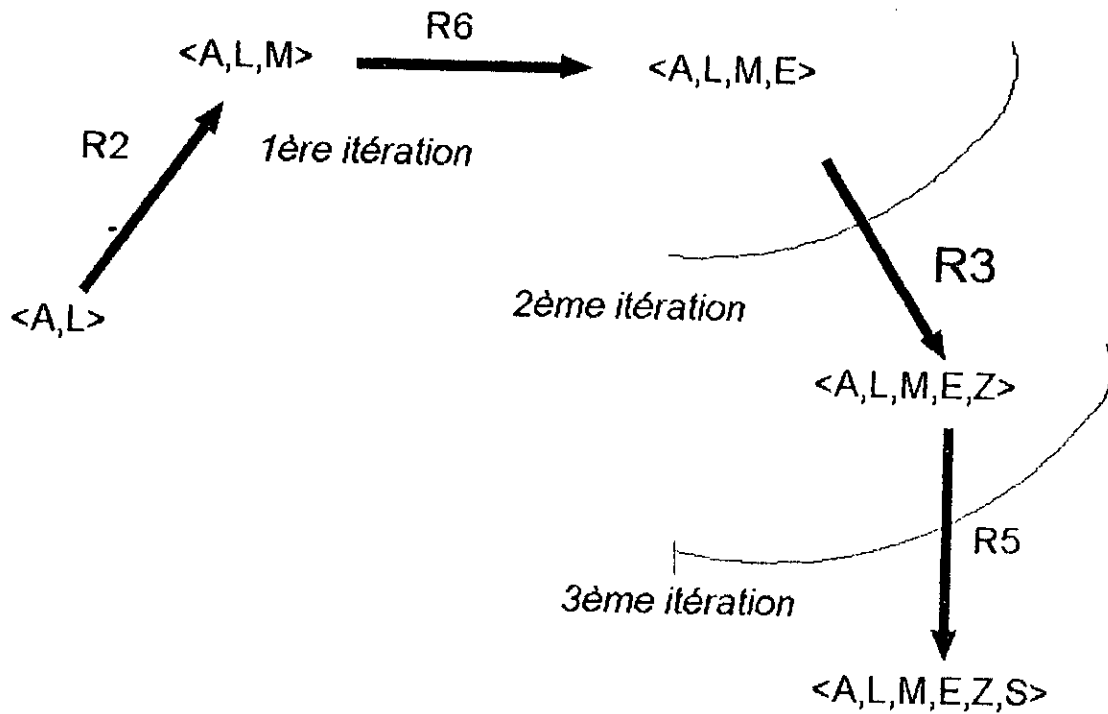
Les clauses (fait) qui interviennent dans les règles (A, N, E, M, D, Q, Z etc.) peuvent être de nature diverses.

Chaînage avant

Le moteur d'inférences fonctionne en chaînage avant pur (forward chaining) lorsque : les faits, sur lesquels portent les déclencheurs des règles, représentent des informations dont la valeur de vérité est déjà établie. Les règles sont alors dites « règles en avant ».

Exploiter de telles règles correspond à un raisonnement depuis les données vers les buts

On considère le schéma suivant:



chaînage avant

Le moteur examine dans ce cas l'ensemble R des règles dont la partie gauche est vérifiée et apporte une nouvelle information. dans sa forme la plus brute, il les applique toutes immédiatement, mais il peut également disposer de stratégies d'ordre d'application dont quelques unes sont

Chaînage arrière avec but E à prouver

Un moteur d'inférences fonctionne en chaînage arrière pur (backward chaining) lorsque:

- certains faits de la base des faits sont considérés comme étant à établir ou évaluer, on les appelle souvent « buts » (à atteindre);
- les déclencheurs des règles se réfèrent uniquement aux problèmes en suspens;

Le moteur examine les autres façons de prouver E. Il lui reste R_6 à essayer, ce qui suppose L et M. L étant connu par hypothèse, il examine M qui n'est pas connu mais peut être prouvé par R_2 . Ce nouveau sous but peut être vérifié par R_2 , qui s'applique car A est vérifié par hypothèse. Il s'ensuit que R_6 se déclenche et donc E est vérifié.

Chainage mixte

Certains systèmes fonctionnent en chaînage mixte:

- une partie des faits de la base des faits sont considérés comme étant à établir, d'autres sont considérés comme établis;
- les conditions des règles peuvent porter simultanément sur des faits de l'une ou de l'autre sorte.

Exemples de systèmes experts de gestion

1/ « Age » (Bell Laboratories, U.S.A, 1983)

Ce système expert est destiné à établir des rapports synthétiques sur l'état des câbles téléphoniques, à partir des enregistrements d'incidents. Il compte 100 règles.

2/ « Seraphin »

Il est destiné à améliorer l'efficacité du conseil des intervention financières sur les fonds publics au profit des petites et moyennes entreprises. il compte 146 règles.

3/ le système de C.Levesque (G.R.22 Université Paris VI, 1983)

Il est destiné à la gestion de personnel et la confection de paye. Il compte 400 règles.

4/ « Pégase » (Université et Ecole Polytechnique de Lausanne, 1984)

Il est destiné à assister des analystes financiers devant juger des demandes de crédits.

5/ « Manager » (C.E.R.F.I.A, Université P.Sabatier, Toulouse, 1985)

Il est destiné à l'application à la gestion en temps réel des personnels paramédicaux d'un grand hôpital.

6/ « Decidex » (Levine, Maillard et Pomerol)

Il est destiné à la planification et à la décision stratégique.

7/ « M1 » (Teknowledge- U.S.A. et Framentec-Monaco, 1984)

Il est destiné au diagnostic d'entreprises en vue de l'octroi de crédits. Il compte 220 règles.

8/ « Mime » (L.S.I., E.N.S.E.E.I.H.T. et Université P.Sabatier, Toulouse 1984)

Il a été réalisé comme un des modules du système multi expert « Satin » qui est destiné à faire coopérer des expertises juridiques, économiques, technologiques en vue de réaliser des transferts de technologies depuis les laboratoires vers les utilisateurs.