

88.83

Centre de Recherche en Informatique de Nancy

Sc N 88 / 404 A

Un Système Expert de Diagnostic Médical Appliqué à la Nutrition



Thèse

soutenue publiquement le 5 juillet 1988

À l'université de NANCY I

pour l'obtention du grade de

Docteur de 3ème cycle en Informatique

par

Parravano Jean

devant la Commission d'Examen

Président: Marion CRÉHANGE
 Examineurs: Jean-Pierre FINANCE
 Marie-Christine HATON
 Jean MAROLDT
 Luc MEJEAN

Centre de Recherche en Informatique de Nancy

Un Système Expert de Diagnostic Médical Appliqué à la Nutrition



Thèse

soutenue publiquement le **5 juillet 1988**
À l'université de NANCY I
pour l'obtention du grade de
Docteur de 3ème cycle en Informatique
par

Parravano Jean
devant la Commission d'Examen

Président: Marion CRÉHANGE
Examineurs: Jean-Pierre FINANCE
..... Marie-Christine HATON
..... Jean MAROLDT
..... Luc MÉJEAN

Remerciements

Je tiens à remercier tout particulièrement Messieurs Jean-Pierre Finance et Béchir El-Ayeb pour leur aide précieuse dans la rédaction de ma thèse.

Mes remerciements vont également à Mesdames Marion Créhange et Marie-Christine Haton et Messieurs Jean Maroldt et Luc Méjean qui ont accepté de juger ce travail.

Enfin, je remercie tous ceux qui ont contribué directement ou indirectement à améliorer ce travail.

Table des matières

INTRODUCTION	3
1 L'ÉTUDE DU PROBLÈME DE DIAGNOSTIC MÉDICAL	7
1 Les spécificités du domaine médical	8
1.1 Les connaissances médicales	8
1.2 Les étapes du diagnostic médical	11
2 Les solutions déjà proposées en diagnostic médical	13
2.1 Le raisonnement avec facteurs de certitude	15
2.2 Le raisonnement causal	22
2.3 Les schémas de maladies	23
3 Conclusion	24
2 DESCRIPTION DES CONNAISSANCES DE DIAGNOSTIC MÉDICAL	25
1 Les connaissances structurées	29
1.1 Introduction aux graphes conceptuels	30
1.2 Description de la syntaxe de définition des connaissances	34
1.3 Application des dépendances fonctionnelles	38
2 Les connaissances heuristiques locales	42
2.1 Introduction aux règles de vraisemblance	42
2.2 Définition des variables d'états	45
2.3 Les règles de vraisemblance	47
2.4 Exécution des règles de vraisemblance	51
3 Les connaissances heuristiques globales	52
3.1 description des connaissances heuristiques globales	53
3.2 Exécution des connaissances globales	56
3 CONDUITE DU RAISONNEMENT PAR LE SYSTÈME EXPERT	61
1 Le chaînage avant et le chaînage arrière	62
2 L'exécution des règles	65
3 Compilation des règles de vraisemblance	68
4 Conclusion	71

4	RÉALISATION DU SYSTÈME EXPERT EN DIAGNOSTIC NUTRI- TIONNEL	73
1	Le problème d'éducation nutritionnelle personnalisée	73
1.1	Les activités actuelles de l'INSERM	73
1.2	Vers une automatisation d'une éducation nutritionnelle personnalisée	75
2	Les tâches de l'interprétation nutritionnelle	77
2.1	Calcul des quantités consommées	78
2.2	Évaluation des déviations nutritionnelles diététiques	79
2.3	Les risques pathologiques	80
2.4	Les conseils	81
3	Réalisation du système expert	81
3.1	Fonctionnalité de la maquette réalisée	82
3.2	Implémentation du système expert	85
3.3	Exécution du système expert en nutrition	89
	CONCLUSIONS	91
5	Annexes	95
1	Annexe A: quelques connaissances en nutrition	96
2	Annexe B: Exemples de diagnostic du système expert	109

INTRODUCTION



Les progrès sans cesse croissants de la science médicale induisent une multiplication des moyens de lutte contre les maladies, aussi bien aux niveaux des méthodes d'examen et de diagnostic que des techniques de traitements thérapeutiques. La tâche du médecin généraliste ne se résume plus à la simple consultation du patient où il s'agissait d'abord d'ausculter et d'interroger le patient, puis d'établir le diagnostic et enfin de décider des soins à appliquer. De plus en plus, il doit tenir compte de cette évolution des techniques et du savoir:

- Il doit décider des types d'examens à effectuer sur un patient lorsqu'un diagnostic approfondi le nécessite.
- Lorsque le patient est atteint d'une maladie sur lequel le médecin établit un diagnostic qu'il considère insuffisamment précis (la spécificité ou la gravité de la maladie peuvent expliquer cette situation) alors celui-ci est conduit à conseiller au patient d'aller consulter le médecin spécialiste qu'il considère plus apte à soigner le malade: cardiologue, psychiatre,
- Le médecin doit faire face à un choix de médicaments de plus en plus vaste. Aussi, est il obligé de consulter des dictionnaires volumineux.
- Il doit vérifier que le patient participe effectivement à l'application des soins prescrits. Ceci devient indispensable dans les cas de maladies chroniques où l'état de santé du patient dépend fortement de son comportement alimentaire, physique ou psychique (exemples: l'hypertension artérielle, l'obésité, les insuffisances respiratoires, le diabète). Or, ces maladies constituent des facteurs de risque important pour les maladies cardio-vasculaires, qui représentent aux États-Unis 50% des causes de mortalité. Certains cas de diabète nécessitent la participation du patient. Le problème est alors d'apprendre au patient à se soigner seul dans sa vie quotidienne. Des expériences d'apprentissage du dosage d'insuline aux diabétiques [Mar86] par des programmes informatiques ont révélé l'intérêt de l'utilisation de logiciels d'enseignement qui assistent les patients et donc déchargent le médecin qui les soigne d'une partie de sa tâche.

Cette évolution du travail du médecin généraliste rend la tâche de diagnostic, à la fois, plus simple et plus complexe:

- plus complexe car les moyens techniques d'analyse et de soins se sont multipliés.
- plus simple car le médecin dispose maintenant de résultats d'examens plus précis et de moyens curatifs plus efficaces.

L'informatique est un moyen qui peut simplifier la tâche de diagnostic du médecin de plusieurs façons:

- en enregistrant de façon quasiment automatique les antécédents médicaux des patients du médecin et en fournissant les informations nécessaires sur un patient lors d'une consultation: par exemple, savoir si le patient est allergique à l'aspirine.
- en assistant le médecin dans le choix des soins qui tient compte, à la fois, de l'apparition des nouveaux médicaments, et des caractéristiques spécifiques du patient, tel que les allergies.
- en offrant des connaissances très spécifiques dans des domaines très spécialisés (exemple: l'interprétation de nouveaux types d'examens).

Jusqu'aux années 1975, les possibilités informatiques offertes aux médecins ont été pratiquement ignorées par ces derniers. Seuls, quelques programmes d'interprétation des examens d'électro-cardiogrammes ont été réalisés mais ont été très peu testés.

Puis, les résultats encourageants du système expert MYCIN de diagnostic des maladies infectieuses ont révélé qu'un programme informatique peut non seulement assister le médecin dans la réalisation du diagnostic, mais aussi, proposer automatiquement un diagnostic en s'appuyant uniquement sur les données d'examen du patient. On a appelé ce type de programmes informatiques des systèmes experts dans la mesure où ces programmes utilisent une représentation des connaissances médicales qui utilisent les mêmes concepts que l'expert médical et simulent un raisonnement portant sur cette représentation qui est compréhensible par les médecins. Cette approche est fondée sur l'espoir qu'un programme puisse résoudre un problème simplement en "mémorisant" de façon automatique les connaissances fournies directement par un expert humain sur le domaine. Malheureusement, on en est encore loin.

Donnons des exemples de problèmes où l'utilisation de systèmes experts en diagnostic médical semble adéquat:

- Là où le domaine est très spécialisé. (exemples: la diagnostic des maladies des yeux, des poumons).
- Lorsque le diagnostic doit s'appliquer à un grand nombre d'individus à un moment donné. Exemples: le dépistage de certaines maladies sur une partie de la population à fort risque (exemples: les maladies nutritionnelles, l'hypertension artérielle).
- Lorsque le soin nécessite la participation du patient (exemples: les maladies nutritionnelles, le dosage d'insuline chez les diabétiques).

Mais, les logiciels informatiques qui assistent les médecins ont révélé leurs limites:

- Beaucoup de systèmes experts comme EMYCIN [Far85,Dav77] et SPS7 [For82] définissent toutes les règles d'inférence au même niveau et posent des problèmes de maintenance dès que le nombre de règles devient important.
- L'explicitation des connaissances de l'expert médical est toujours une phase très difficile car on a tendance à mélanger plusieurs types de connaissances:
 - la description anatomique du corps humain.
 - les fonctions physiologiques du corps humain.
 - les comportements physio-pathologiques du point de vue de l'évolution temporelle.

- les états possibles caractérisant ces comportements.
- les stratégies qui permettent de minimiser le nombre de questions et qui sélectionnent et ordonnent les maladies possibles à vérifier.
- la difficulté de ces logiciels pour expliquer leur raisonnement.

L'objectif de cette thèse est l'étude de quelques éléments méthodologiques permettant de concevoir un système expert en diagnostic. Celui-ci doit s'appuyer sur la conception d'une méthode générale d'élaboration du diagnostic et sur une structuration adaptée des connaissances du domaine médical.

Afin de valider cette approche, nous avons développé une étude concernant le diagnostic nutritionnel en coopération avec l'INSERM:

Il s'agit de déterminer les risques nutritionnels d'une personne à partir d'informations telle que:

- le type d'individu: âge, sexe, ...
- le comportement alimentaire: consommations en eau, en énergie, ...
- les antécédents familiaux: les parents ayant eu des maladies tel que obésité, diabète, hypertension artérielle.
- les antécédents personnels: excès pondéral à l'adolescence, poids, hypertension, ...

Le domaine étudié a révélé l'importance d'une bonne structuration des données sur le patient ainsi que l'intérêt de définir des règles heuristiques qui permettent de déterminer la vraisemblance des risques nutritionnels. Par contre, la complexité insuffisante du problème n'a pas permis de montrer l'utilité de raisonner sur l'interaction causale entre les maladies: le nombre de "règles" décrivant les connaissances de diagnostic est inférieur à la centaine (voir les règles données en ANNEXE).

L'objectif initial du projet avec l'INSERM était de tester l'acquisition des connaissances en nutrition sur des élèves de sixième, troisième à l'aide d'un programme de diagnostic nutritionnel personnalisé. Durant la réalisation de celui-ci, il est apparu que le test d'apprentissage des connaissances livresques en nutrition était plus important que la prise de conscience par les élèves des risques nutritionnels aggravés par leur propre comportement alimentaire. Nous avons alors considéré qu'une approche base de données étaient plus adaptée. Aussi, le projet a été restreint à la validation des connaissances établies sur un certain nombre de cas typiques.

L'objectif principal de la thèse est de:

montrer l'intérêt d'utiliser une approche heuristique dans l'établissement du diagnostic et de proposer plusieurs niveaux de connaissances pour représenter l'expertise médicale.

On peut résumer le plan de la thèse ainsi:

1. l'étude du problème de diagnostic médical.

Nous tenterons de dégager les caractéristiques générales des méthodes qu'emploient les médecins pour réaliser un diagnostic et d'explicitier les concepts de base qui

permettent de décrire des connaissances effectivement utilisées par les médecins pour expliquer les résultats de leur diagnostic. Nous étudierons ensuite quelques systèmes experts de diagnostic médical en nous focalisant sur leurs spécificités.

2. description des connaissances pour le diagnostic médical

Nous proposerons une structuration adaptée des connaissances et nous donnerons une description très informelle de leurs utilisations.

3. la mise en oeuvre du diagnostic par le système expert

Nous décrirons une méthode d'utilisation des connaissances qui permettent d'établir le résultat du diagnostic et de sélectionner les données nécessaires.

4. Réalisation d'un système expert en diagnostic nutritionnel.

On y décrit comment le système expert a été réalisé et les résultats obtenus.

Chapitre 1

L'ÉTUDE DU PROBLÈME DE DIAGNOSTIC MÉDICAL

La réalisation d'un système expert est fondée sur le transfert d'expertise humaine dans le domaine du problème à résoudre. La figure 1.1 schématise les étapes de réalisation d'un système expert d'un domaine spécifique de diagnostic.

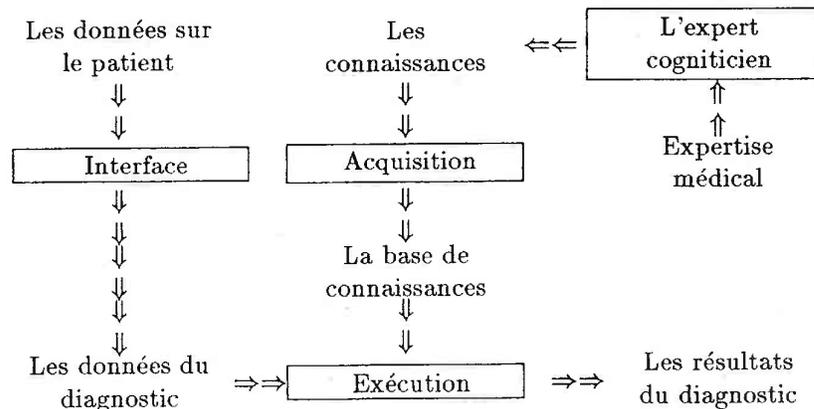


Figure 1.1: Les étapes de réalisation d'un système expert en diagnostic

Nous essaierons donc, dans un premier temps, de caractériser la forme générale des connaissances utilisées par l'expert médical et la manière dont il les utilise.

Nous effectuerons ensuite un résumé des solutions déjà proposées en diagnostic médical. Nous montrerons que l'originalité dans la réalisation de systèmes experts est la séparation entre:

- les connaissances spécifiques du domaine à diagnostiquer,
- l'interprétation de celles-ci exprimée par des règles d'inférence qui caractérisent le raisonnement du système expert.
- le contrôle qui précise comment raisonner sur ces connaissances. Il dé-

termine les buts qui permettront de résoudre le problème et les données nécessaires pour atteindre ces buts.

Puis, nous décrirons successivement 3 approches fondamentalement différentes, mais non forcément incompatibles, pour résoudre les problèmes de diagnostic médical.

Enfin, nous concluerons en précisant les objectifs de la thèse en vue de pallier aux limites des systèmes experts exposés dans ce chapitre.

1 Les spécificités du domaine médical

Nous allons proposer ici une synthèse sur les différentes démarches employées par les experts médicaux [Cla85,Cla86]. Nous décrirons d'abord les caractéristiques générales des connaissances utilisées puis les étapes habituelles de diagnostic médical.

1.1 Les connaissances médicales

Le corps humain peut être considéré comme un système très complexe, où toutes les parties interagissent entre elles de façon plus ou moins forte.

Pour établir son diagnostic, le médecin n'utilise pas directement les connaissances d'anatomies et de physiologies. Il utilise plutôt les symptômes, puis essaie de déterminer la vraisemblance de certains états pathologiques à partir de ces symptômes. Il essaie aussi de reconnaître les maladies qui peuvent expliquer ces symptômes et ses états pathologiques. Puis, si le choix des soins nécessite de pousser plus avant l'analyse, il recherche alors les causes de ces maladies possibles.

Les entités du diagnostic médical

La grande complexité du corps humain oblige à énumérer et à nommer toutes les entités pouvant servir au diagnostic. Tous les états et toutes les maladies et mêmes tous les stades d'évolution de maladies sont nommés [Gas85,Cha86].

On constate ici que l'expert médical distingue 2 types d'entités:

les états: propriétés du patient localisables dans le temps et l'espace [Wei78].

les maladies: descriptions stéréotypées d'un type de comportement anormal du patient et de son évolution [Aik83,Cla86].

Ceci nous amène à constater deux formes de justification du raisonnement de l'expert médical:

1. l'estimation de la vraisemblance des états pathologiques.
2. l'étude de l'interaction causale entre les maladies.

La vraisemblance des états du patient

Le manque de connaissances concernant le fonctionnement du corps humain ainsi que le manque de données concernant l'état du patient oblige souvent l'expert médical à utiliser

des heuristiques qui permettent de sélectionner les états probables du patient, ce qui permet, après coup, de reconnaître les maladies dont est atteint le patient. Ceci explique qu'un raisonnement avec facteurs de certitude semble "naturel" pour le médecin. On remarque que l'expert utilise des qualificatifs pour exprimer la vraisemblance d'un état ou la présence d'une maladie tel que *possible, probable, nécessaire*.

L'estimation de la vraisemblance des états semble bien convenir dans les domaines médicaux suivants: les maladies infectieuses, les types d'hyper-tensions artérielles, les maladies pulmonaires.

Ceci s'explique par les raisons suivantes:

- Ces domaines médicaux sont assez spécialisés. On ne raisonne que sur un nombre assez restreint de maladies. Par exemple, le système expert MYCIN détermine un diagnostic à partir d'une vingtaine d'agents infectieux possibles.
- Dans ces domaines, il n'y a pas de techniques d'examens efficaces et pratiques (c.a.d.: analyses en laboratoires, scanner, radio, etc) qui permettent de proposer directement, de façon certaine, un diagnostic. Il faut s'appuyer sur plusieurs sources d'informations en même temps:
 - examens, analyses du sangs, etc.
 - les antécédents du patient.
 - l'état du patient.

On peut alors déterminer la vraisemblance de chaque maladie en raisonnant sur la composition des arguments en faveur de cette maladie et sur la composition des arguments en sa défaveur, puis en pondérant le pour et le contre. L'expérience des systèmes experts montre que ce type de raisonnement convient parfaitement pour effectuer un diagnostic dans ces domaines médicaux.

En fait, ce raisonnement de vraisemblance semble inhérent à la nécessité d'utiliser des heuristiques de recherche du diagnostic lorsque l'on a pas de modèle structuré et fonctionnel du système à diagnostiquer.

Mais, nous allons voir qu'il est possible de définir des relations causales *incertaines* en s'appuyant sur la notion de probabilités conditionnelles.

La notion de causalité en médecine

On peut déjà remarquer que le diagnostic a pour unique but de déterminer la CAUSE du comportement anormal du système défectueux (on se place, pour commencer, d'un point de vue général où le système peut aussi bien représenter une machine qui tombe en panne que le corps humain d'un patient). La cause est représentée,

- soit, par un état anormal du système (par exemple: une hyperglycémie chez un diabétique),
- soit, par une dysfonction globale du système (par exemple: la vieillesse d'un patient qui ne peut se traduire en terme d'états anormals).

Le diagnostic peut être construit en s'appuyant sur la définition de relations causales qualitatives entre les états du système. Un état représente une propriété du système localisable dans le temps et l'espace. Les relations causales caractérisent essentiellement un ordre de déduction qualitative entre les états du système (voir les idées de Kuipers à ce sujet [Kui84]).

Par exemple, si on définit l'égalité $Z = X + Y$ entre trois paramètres X , Y et Z caractérisant les états du système. Si le but de la description du système est le diagnostic alors il s'agit de déterminer simplement la nature du comportement anormal du système, et non pas, les valeurs réelles exactes des entrées et sorties du composant qui révèle son état anormal. Dans ce but, il est nécessaire de préciser quels sont les paramètres d'ENTRÉE et de SORTIE dont on peut observer la valeur. On fait ici une étude qualitative des paramètres. On suppose qu'on ait simplement besoin de savoir si un paramètre P croît ($\nearrow P$) ou décroît ($\searrow P$). De plus, on considère que X est un paramètre d'entrée, Y un paramètre de sortie et Z un paramètre interne au système. On en déduit le comportement qualitatif exprimé par les relations causales qualitatives suivantes:

- $\nearrow X \longrightarrow \nearrow Z$ Si X croît alors Z aussi.
- $\searrow Z \longrightarrow \nearrow Y$. Si Z décroît alors Y croît.

Ces relations causales peuvent aussi bien servir à déterminer les conséquences dues aux paramètres d'entrée qu'à caractériser le comportement anormal (voir, par exemple, les approches de diagnostic industrielles [Dav84, Rei87] qui utilisent ce type de relations causales).

Malheureusement, les relations causales qui caractérisent le domaine médical sont souvent:

imprécises: le médecin indique plutôt des corrélations entre des phénomènes. On peut tout de même parler de causalité car elles vérifient les hypothèses: si la cause est présente, alors l'effet apparaîtra avec une certaine probabilité. Si l'effet est présent, alors on ne peut rien en déduire sur la probabilité de la cause.

incomplètes: on ne donne pas toutes les relations causales déterminant la présence d'un état car, souvent, en médecine, on ne les connaît pas toutes.

non structurées: Le fonctionnement du corps humain est très complexe. Chaque partie du corps (le coeur, les reins, les poumons, etc) a beaucoup d'interactions avec les autres parties et est impliquée dans un grand nombre de fonctions (le circulation sanguine, la respiration, etc). Cette complexité empêche de faire une description bien structurée du fonctionnement humain.

Ensuite, la notion de maladie définit de façon global et schématique un type de comportement anormal du patient et son évolution décrite par la présence de certains états pathologiques et les interactions entre ces états. Cette notion est souvent utilisée pour déterminer le diagnostic médical. Ceci s'explique:

le diagnostic médical nécessite un très grand nombre de données dû à une modélisation insuffisante du fonctionnement du corps humain.

Ceci est moins vrai dans le dépannage industriel qui s'appuie sur un petit nombre de données. Ceci est rendu possible justement par la forte modélisation du fonctionnement de l'installation.

On constate que le médecin utilise souvent les mêmes notions mais à des niveaux différents. Par exemple, l'hyperglycémie peut être définie de deux points de vues différents:

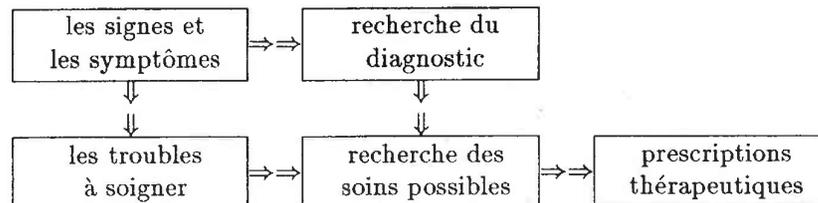
- du point de vue de l'examen d'analyse du sang. On dira qu'il y a hyperglycémie si la concentration de sucre dans le sang dépasse un certain seuil. Nous considérons que ce point de vue se situe au niveau de la description des états du patient.
- du point de vue du diagnostic. On dira qu'il y a hyperglycémie si plusieurs analyses du sang ont révélées une concentration anormale de sucre. Ceci correspond, en fait, à la définition, du diabète. Nous considérons que ce point de vue se situe plutôt aux niveaux de la description des maladies. On remarque que ce niveau se sert de la description des états pathologiques du patient.

Généralement, l'expert médical décrit une maladie d'abord par une liste d'états dont la présence est plus ou moins nécessaire et par une liste d'interactions entre ces états provoquées par la présence de cette maladie.

On constate enfin, que le médecin justifie parfois la présence d'une maladie par les manifestations caractérisant l'évolution de cette maladie. On peut ainsi expliquer l'évolution d'une maladie en décrivant les différentes phases de la maladie et les relations causales entre ces phases.

1.2 Les étapes du diagnostic médical

La figure suivante schématise le processus d'élaboration du diagnostic.



La recherche du diagnostic médical se décompose, elle même, en plusieurs sous-tâches de natures différentes (on ne se pose pas ici le problème de l'ordonnancement de ces tâches):

- déterminer les symptômes du patient. Ici, le médecin effectue implicitement des comparaisons entre signes "normaux" attendus et les signes effectivement constatés sur le patient.
- déterminer les états pathologiques du patient.
- reconnaître les maladies schématisant tous ces états pathologiques, et, si le médecin dispose de suffisamment de connaissances sur le domaine et de données sur le patient, rechercher les causes de cette maladie.

La figure 1.2 illustre le processus général de diagnostic proposé par CLANCEY dans [Cla85].

La recherche de prescription thérapeutique se décompose en plusieurs sous-tâches de natures différentes:

- déterminer les troubles du patient à soigner que cela soit la maladie, ses causes ou certaines manifestations peu supportables (douleurs).
- déterminer les soins qui inhibent ces troubles.
- reconnaître les types de prescription schématisant les soins nécessaires.

Ici, on constate que la recherche du diagnostic et la recherche de la prescription thérapeutique présentent plusieurs analogies:

- on détermine d'abord les informations de départ:
 - les symptômes dans le cas du diagnostic.
 - les maladies et troubles à soigner dans le cas de la prescription.
- puis, on essaie de déduire les conséquences à partir des informations de départ:
 - on détermine les états pathologiques possibles dans le cas du diagnostic.
 - on détermine les soins possibles dans le cas de la prescription.
- enfin, on propose des solutions:
 - les types de maladies dans le cas du diagnostic.
 - les types de soins dans le cas de la prescription.

Ces analogies expliquent que la plupart des systèmes experts en diagnostic médical proposent une même représentation des connaissances pour exprimer les deux étapes d'une consultation médicale: la recherche du diagnostic et la recherche de la prescription thérapeutique.

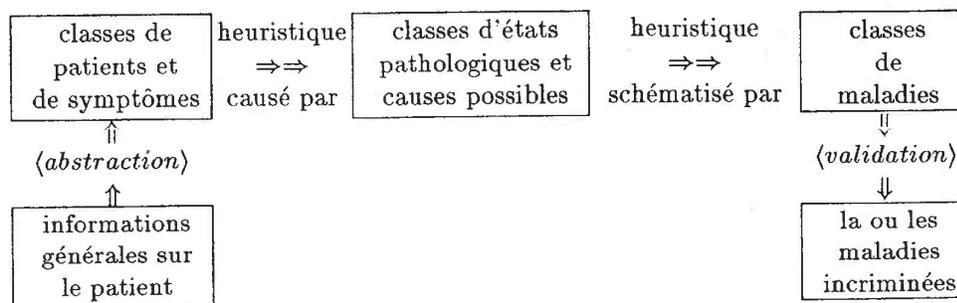


Figure 1.2: Méthode de recherche des maladies et de ses causes

2 Les solutions déjà proposées en diagnostic médical

La principale innovation apportée par l'arrivée des systèmes experts [Sow84, Nil80, Lau84a, Lau84b] est la séparation entre:

- les connaissances obtenues à partir de l'expert dans le domaine médical considéré.
- l'interprétation des ces connaissances exprimée par des règles d'inférence qui permettent de déduire de nouvelles connaissances ou de nouveaux faits.
- le contrôle d'inférence qui exprime la conduite du diagnostic. Son rôle est de sélectionner et ordonner les buts à déduire (exemple: les maladies sur lesquelles se focaliser) et les données nécessaires pour satisfaire ces buts. Poser les bonnes questions au bon moment est aussi un aspect important du processus de diagnostic.

Ceci a pour conséquence principale de séparer la résolution d'un problème en deux phases indépendantes:

1. l'acquisition des connaissances spécifiques au domaine de diagnostic exprimées par l'expert humain. L'acquisition consiste à:
 - aider l'expert humain pour expliciter ces connaissances dans le domaine.
 - puis, représenter ces connaissances dans un formalisme qui soit compréhensible par le système expert. On obtient ainsi la base de règles que le système expert va utiliser pour raisonner et résoudre les problèmes du domaine.
 - enfin, l'expert humain doit tester sur des exemples réels et pratiques que le système expert qui utilise cette base de règles fournit les résultats attendus.

Ceci est schématisé par la figure 1.3.

2. l'interprétation des connaissances sur les données concernant le système à diagnostiquer (dans notre cas, il s'agit du patient). Ceci est schématisé par la figure 1.4.

On remarque donc que le programme du système expert se décompose en trois modules importants:

- le module d'acquisition des connaissances.

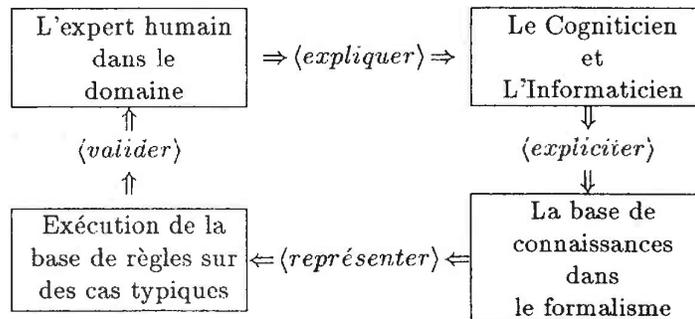


Figure 1.3: l'acquisition des connaissances

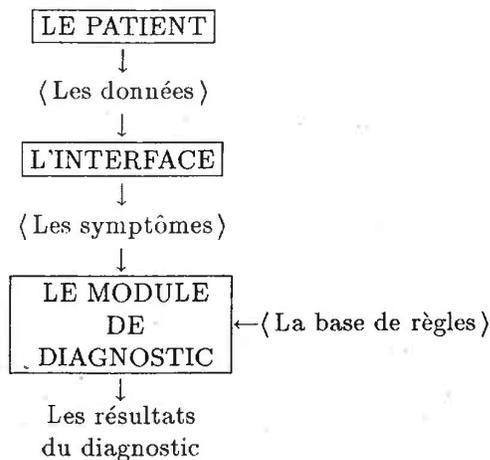


Figure 1.4: l'interprétation des connaissances durant une consultation

- le module d'application des connaissances sur des données concernant un patient. Ce module doit fournir le résultat du diagnostic.
- le module d'interface entre l'utilisateur et le module d'application des connaissances. Son rôle est de faciliter l'acquisition des données et d'expliquer les résultats du diagnostic.

Le problème central de la conception de système expert est de proposer une structuration des connaissances de diagnostic médical qui facilite à la fois le transfert d'expertise humaine et l'interprétation automatique de ces connaissances.

Plusieurs représentations des connaissances ont été proposées dans ce but, dont la plus connue est sans doute le langage EMYCIN [Dav77] qui a suivi la réalisation du système expert MYCIN en diagnostic de maladies infectieuses. Nous souhaitons proposer une synthèse des différentes représentations en nous fondant sur 3 techniques différentes de diagnostic médical que nous décrivons par la suite successivement:

Le raisonnement avec facteurs de certitudes: Les systèmes experts MYCIN [Dav77, Cla83] et SAM [Gas85] s'appuient essentiellement sur ce type de raisonnement. D'autres formalismes permettent le raisonnement incertain tel que la raisonnement de vraisemblance [Hal87,Sha87]. Mais leur mise en oeuvre est assez complexe, aussi nous n'en parlerons pas.

Le raisonnement causal probabiliste: Les systèmes experts CASNET [Wei79] et Belief Network [Pea86,Pea87,And88] tentent d'exprimer ce type de raisonnement.

Les schémas de maladies: L'un des premier systèmes experts utilisant la notion de schémas de maladies fut le système CENTAUR [Aik83] de diagnostic des maladies pulmonaires conçu par AIKINS.

D'autres approches permettent la recherche de diagnostic médical mais ont été proposées [Swa83] dans d'autres buts tel que la génération complexe de thérapie, l'explicitation du raisonnement suivant plusieurs points de vues.

2.1 Le raisonnement avec facteurs de certitude

Cette première technique a eu pour but de déterminer les maladies probables à partir des symptômes en raisonnant sur la vraisemblance des états du patient.

Nous allons décrire les aspects essentiels impliqués par ce type de raisonnement en nous appuyant sur les deux systèmes experts MYCIN et SAM [Dav77,Gas85,Far85]. Nous présenterons successivement les systèmes experts MYCIN [Dav77,Far85] et SAM [Gas85]. Nous concluerons sur une comparaison rapide des deux systèmes.

Le système expert MYCIN

Ce système expert est intéressant pour plusieurs raisons:

- Il montre l'intérêt de représenter sous une forme adaptée les connaissances qui décrivent comment des experts médicaux effectuent un diagnostic [Dav77].
- MYCIN est un système expert complet disposant de programmes évolués d'acquisitions des connaissances, d'acquisitions des données en langage "naturel" et d'explication de son raisonnement ... Ce système a fait l'objet de nombreuses extensions
- [Dav79,Dav80]. Beaucoup de concepts proposés dans MYCIN ont servi dans la réalisation de nouveaux systèmes tel que: PUFF [Aie83], SACON [Ben78] ...

Dans le système MYCIN, on propose de représenter ces connaissances par des règles de production du type:

```
SI      1) la coloration de l'organisme est GRAM+, et
        2) la morphologie de l'organisme est COCCI et
        3) le mode de developpement de l'organisme est en colonies
ALORS: il existe une évidence suggestive (0.7) que l'identité
        de l'organisme est STAPHYLOCOCCUS
```

qui est traduite sous la forme:

```
PREMISSE: ($et (meme CNTXT gram GRAM+)
              (meme CNTXT morph COCCI)
              (meme CNTXT devel COLONIES))
CONCLUSION: (conclure CNTXT ident STAPHYLOCOCCUS mesure 0.7)
```

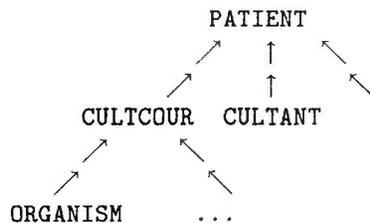
Ces règles de production représentent des règles heuristiques entre les paramètres cliniques du diagnostic tel que la coloration de la culture (CNTXT gram), la morphologie de l'organisme (CNTXT morph), le mode de developpement de l'organisme (CNTXT devel), l'identité de l'organisme (CNTXT ident)). Ces règles sont caractérisées par:

- la liste de conditions à vérifier (en prémisses). Chaque condition définit une contrainte sur un paramètre clinique. Par exemple, le paramètre clinique *la coloration de l'organisme est égale à GRAM+*.
- la conclusion à exécuter si la prémisses est vérifiée. Par exemple, l'instruction **conclure** porte sur les 5 paramètres:

- le contexte du paramètre clinique (CNTXT).
- le type du paramètre clinique (ident).
- la valeur du paramètre clinique (STAPHYLOCOCCUS).
- le coefficient de certitude qui estime la vraisemblance de la prémisse (*mesure*).
- le coefficient de certitude (ici 0.7) qui estime la probabilité que la condition implique la conclusion: l'identité de l'organisme est STAPHYLOCOCCUS.

Toutes les paramètres cliniques possibles du diagnostic sont définis par les types de contexte, chaque type de contexte étant caractérisé par une liste de types de paramètres cliniques.

Les types de contexte: Ces types forment une hiérarchie. Par exemple, on a: le patient à soigner (PATIENT), le lieu où se développe l'infection (CULTCOUR), l'organisme responsable de l'infection (ORGANISM). Le type CULTCOUR est caractérisé par le site (sang, urine, ...), la date d'examen, ...



Les types de paramètres cliniques: Exemples: le nom du patient, le site d'une culture, la morphologie d'un organisme.

Chaque type de paramètre clinique est défini par une liste de propriétés tel que "catégorie" précisant les types de contexte qu'il caractérise, "domaine" indiquant son domaine de valeurs. Donnons un exemple de définition de type de paramètre clinique:

FEBRILE

```

categorie: PATIENT;
domaine: (oui non)
condition-pour: (regle149 regle109 regle045)
  % indique les regles ou ce parametre apparait
  % en premisses.
laboratoire: oui
....
  
```

La propriété "laboratoire" permet de savoir si la valeur de ce paramètre peut être obtenue en interrogeant l'utilisateur.

De façon analogue aux types de paramètres cliniques, un type de contexte est défini par une liste de propriétés. Donnons l'exemple suivant:

signifie que l'identité de l'organisme *organisme_1* est *STAPHYLOCOCCUS* avec un coefficient de vraisemblance de 0.4.

Le calcul du coefficient de vraisemblance d'un fait

$$\text{parametre}(\text{contexte}) = \text{valeur}_i$$

dépend des arguments en faveur de ce fait fournis par les règles de production ayant en conclusion ce fait et des arguments en sa défaveur fournis par les règles ayant en conclusion un fait:

$$\text{parametre}(\text{contexte}) = \text{valeur}_j$$

où *valeur_j* est différent de *valeur_i*; [Dav77, Far85]. Par la suite, pour simplifier, nous exprimerons une règle MYCIN de la forme:

PREMISSE: (\$et (meme CNTXT parametre-1 valeur-1)

.

(meme CNTXT parametre-n valeur-n))

CONCLUSION: (conclude CNTXT parametre valeur mesure proba)

sous la forme:

$$\text{parametre}_1 = \text{valeur}_1 \wedge \dots \wedge \text{parametre}_n = \text{valeur}_n \xrightarrow{\text{proba}} \text{parametre} = \text{valeur}$$

Dans le cas où ce paramètre a pour domaine de valeur vrai ou faux alors, pour simplifier, la proposition *parametre = vrai* sera noté simplement *parametre* et *parametre = faux* sera noté \neg *parametre*.

Le raisonnement incertain du système expert MYCIN consiste à déterminer le coefficient de vraisemblance de chaque fait nécessaire à la réalisation du diagnostic. Pour déterminer la vraisemblance d'un fait, EMYCIN essaie d'appliquer successivement chaque règle où ce fait apparait en conclusion. Si aucune de ces règles n'est applicables et si, de plus, ce fait décrit un symptôme (un paramètre clinique est un symptôme si sa propriété "laboratoire" est vrai) alors le système expert interroge l'utilisateur. Pour appliquer une règle, le système essaie d'établir la validité de chaque fait apparaissant en condition.

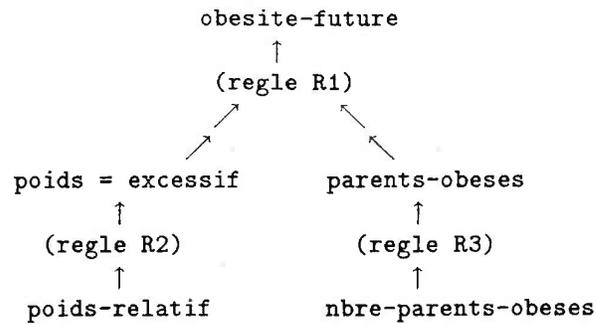
Exemple simple:

$$R_1 = \text{parents_obeses, poids} = \text{excessif} \xrightarrow{0.8} \text{obesite_future}$$

$$R_2 = \text{poids_relatif} > 20\% \xrightarrow{1} \text{poids} = \text{excessif}$$

$$R_3 = \text{nbre_parents_obeses} \geq 1 \xrightarrow{1} \text{parents_obeses}$$

Pour déterminer le risque d'obésité future, le système va construire un arbre d'appel des règles dont la racine représente le but initial *obesite_future* et les feuilles sont les données *poids_relatif* et *nbre_parents_obeses* concernant le patient:



Le système parcourt ainsi les règles en chaînage arrière et, en profondeur d'abord. Cette méthode de raisonnement présente l'inconvénient de fournir des résultats différents suivant l'ordre d'exécution de certaines règles [Gas85].

Donnons l'exemple schématique suivant:

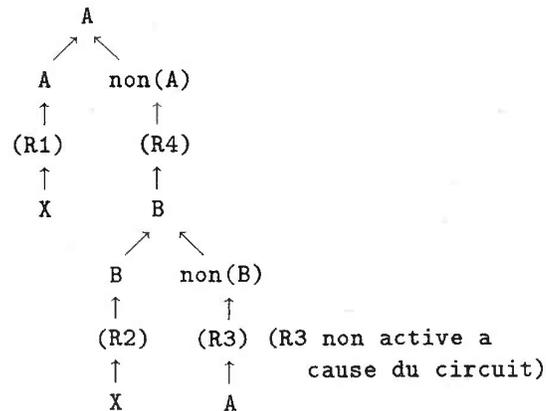
$$R_1 = X \rightarrow A$$

$$R_2 = X \rightarrow B$$

$$R_3 = A \rightarrow \neg B$$

$$R_4 = B \rightarrow \neg A$$

Supposons qu'on veuille établir d'abord la validité de A puis celle de B , on obtient l'arbre:



On obtient le résultat: B vrai et A incertain. Si on essaie d'établir d'abord B ensuite A , on obtient alors le résultat: A vrai et B incertain (voir [Far85]).

Le système expert MYCIN présente un certain nombre de limitations:

- Suivant l'ordre d'activation des règles, le système ne posera pas les mêmes questions. Ceci s'explique par la stratégie d'interrogation qui est guidée localement par l'invocation de chaque règle en chaînage arrière.

- Lorsque les règles de production entraînent un circuit de déduction, suivant l'ordre d'invocation de ces règles, on n'obtient pas le même résultat. Ces circuits proviennent,
 - soit de la définition d'un règle où le même fait apparaît en prémisses et en conclusion (ce type de règle appelé règle auto-référente sert à confirmer ou infirmer la vraisemblance d'un fait après avoir tenu compte toutes les autres informations),
 - soit de la définition de règles qui expriment que deux faits sont en dépendances mutuelles. Par exemple, pour exprimer que l'obésité juvénile et l'obésité adulte sont incompatibles, on sera amené à fournir les deux règles:

$$poids_juvenil \rightarrow \neg poids_adulte$$

$$poids_adulte \rightarrow \neg poids_juvenil$$

- Il est difficile d'exprimer les connaissances par défaut. Donnons un exemple de connaissances par défaut: on peut indiquer les traitements habituels associés à une maladie. Le choix du traitement revient alors à sélectionner la prescription thérapeutique qui n'est pas contre-indiquée au patient (exemples de contre-indications: les cas d'allergies aux médicaments).
- Il est difficile d'exprimer des connaissances de confirmation. Ce sont habituellement des connaissances de la forme, si une maladie est possible et si aucune autre maladie n'explique la présence de certains symptômes alors ceci confirme la vraisemblance de cette maladie. Représenter cette connaissance par des règles de production pose des problèmes d'interprétation et d'expressions. Très tôt, les concepteurs de EMYCIN ont tenté de résoudre ce problème. A cet effet, Davis a proposé d'exprimer le contrôle du raisonnement par des méta-règles de production dans [Dav80]. Mais, comme l'a souligné Aikins [Aik83], ce contrôle perdait beaucoup de son intérêt parce que le choix de la règle à activer s'effectue localement à chaque cycle d'activation d'une règle.
- L'interaction mutuelle entre des faits de contextes différents ne peut pas s'exprimer facilement.

Le système expert SAM

En SAM [Gas85], la forme des connaissances est plus simple. On définit d'abord les données dont la valeur peut être fournie par l'utilisateur puis les propositions logiques dont la validité est caractérisée par un coefficient logique (*qui est soit vrai, inconnu ou faux*) et des coefficients de vraisemblance (*de valeurs comprises entre 0 et 1*).

Puis, on définit les règles permettant de déduire la validité des propositions logiques. SAM a pour particularité d'interdire les circuits d'implications entre propositions logiques. Par contre, SAM propose de nouveaux types de connecteurs logiques et incertains permettant d'exprimer soit des hiérarchies de propriétés, soit des exclusions de propriétés. Cette représentation est justifiée par deux raisons principales:

1. Ces types de règles proposent des définitions de plus haut niveau. Par exemple, la règle *R*:

$$R = poids_excessif \text{ constituent } obesite(0.8)$$

de coefficient de vraisemblance 0.8 exprime simultanément les deux règles d'implication incertaine

- la recherche de la maladie qui explique un symptôme:

$$R_1 = \text{poids_excessif} \xrightarrow{0.8} \text{obesite}$$

- la vérification des symptômes attendus:

$$R_2 = \neg \text{obesite} \xrightarrow{1} \neg \text{poids_excessif}$$

2. Ceci permet aussi de proposer une interprétation cohérente de ce type de règles. L'interprétation de la règle R est fournie par l'exécution en parallèle les deux règles R_1 et R_2 . Par contre, l'interprétation de R_1 et R_2 vues comme deux règles indépendantes posent des problèmes [Gas85].

En SAM, les buts sont représentés par toutes les propositions de type "diagnostic" et "thérapeutique" dont la validité n'est ni vraie, ni fausse.

Le système expert SAM applique une méthode d'interrogation qui minimise les nombres de questions nécessaires pour déterminer la vraisemblance des buts. A cet effet, le système estime l'intérêt de chaque proposition vis-à-vis de la quantité d'informations qu'elle peut apporter à la liste de buts. L'intérêt d'un but est simplement la quantité d'informations qu'il peut encore recevoir. Puis, en remontant des buts vers les données, donc, en parcourant les règles en chaînage arrière, on propage les coefficients servant à déterminer l'intérêt de chaque proposition.

Conclusion

La représentation des connaissances dans le formalisme de SAM est très pauvre. La structuration des *paramètres cliniques* du patient est fournie par un ensemble de propositions élémentaires fixé à l'avance. Il n'est donc pas possible d'exprimer les connaissances d'identification d'un agent infectieux associé à n'importe quel examen d'un certain type si le nombre d'examen considérés n'est pas connu à l'avance. Dans le système SAM, les règles ne sont pas génériques puisqu'elles sont défini à partir de propositions élémentaires.

Par contre, SAM présente plusieurs avantages importants par rapport à MYCIN:

- SAM utilise une stratégie global d'interrogation qui minimise le nombre de questions posés.
- Le système expert effectue des vérifications de cohérence de la base de règles.
- SAM interprète correctement les règles qui provoquent des circuits de calcul des coefficients de vraisemblance. Le problème d'ordre d'exécution des règles ne se pose plus contrairement à MYCIN.

On constate que la principale limitation du système expert SAM provient d'une structuration insuffisante de ces *paramètres cliniques* sur le patient. L'un des objectifs de cette thèse est de proposer une extension du formalisme de SAM qui permette cette structuration de données concernant le patient.

2.2 Le raisonnement causal

CASNET [Wei79] est l'un des premiers systèmes experts qui s'est proposé de représenter les relations causales probabilistes entre états physio-pathologiques du patient. Il distingue:

- les observations sur le patient.
- les faits représentant chaque état du patient.
- les hypothèses représentant un ensemble de faits vérifiés.

Il permet de définir 4 types de règles:

1. le définition d'un fait comme abstraction d'observations sur le patient.
2. $fait_i \rightarrow fait_j \langle a_{i,j} \rangle$ signifie informellement que

l'état $fait_i$ cause l'état $fait_j$

indépendamment des autres événements avec la fréquence $a_{i,j}$. $a_{i,j}$ peut être interprété, à peu près, comme la probabilité conditionnelle

$$p(fait_i \text{ cause } fait_j / fait_i)$$

et donc, est exprimé par un nombre entre 0 et 1.

3. $fait_1, fait_2, \dots, fait_n \rightarrow H_1$ décrit H_1 comme la présence simultanée de tous les faits.
4. $H_1, \dots, H_n \implies H$ définit de nouvelles hypothèses par rapport à d'autres hypothèses.

Le système expert CASNET est intéressant car il propose, d'abord, une structuration assez fine des connaissances du domaine médical, ensuite une représentation des relations causales probabilistes entre états du patient. Weiss [Wei84] a proposé par la suite une méthode d'acquisition de ces règles qui permet d'obtenir une base de connaissances consistante à partir d'un ensemble de cas de diagnostic. Gascuel a proposé une démarche analogue [Cha86]. On regrette simplement que le raisonnement causal implémenté dans CASNET ne repose sur aucune théorie formelle.

Par opposition, le système Belief Network de Pearl [Pea86, Pea87] s'est uniquement focalisé sur l'expression de relations causales entre propositions par des probabilités conditionnelles. La démarche de l'auteur a été de choisir au départ une représentation très simple et restrictive: un arbre où chaque noeud est une variable A prenant une valeur dans un domaine discret et fini $\{A_1, \dots, A_n\}$ et où chaque relation entre deux variables A et B constitue une matrice de probabilités conditionnelles

$$p(B/A) = [p(B_j/A_i)]$$

Cette représentation a donc l'inconvénient d'obliger l'expert humain à exprimer toutes les probabilités de la matrice, ce qui est loin d'être évident. Mais, en contrepartie, le raisonnement causal probabiliste permet simultanément:

la recherche des causes probables: Ceci correspond typiquement à la tâche du diagnostic: trouver les causes qui expliquent un maximum de symptômes. A chaque fois que l'on obtient une nouvelle donnée sur le patient, on propage cette information en remontant vers les causes qui sont susceptibles d'expliquer cette donnée.

la propagation des conséquences: Ceci correspond à la tâche de prospection ou de simulation: déduire les symptômes que doit provoquer une maladie. Chaque fois que la probabilité d'un état pathologique est modifiée, on propage les conséquences de cet état à tous ses fils, et petits fils

L'auteur montre qu'il existe une implémentation du calcul des probabilités de tous les états des variables qui est peu coûteuse.

Comme dans le cas de la logique de vraisemblance, il semble que les réseaux probabilistes conditionnels de Pearl peuvent servir de langage intermédiaire de représentation des connaissances en diagnostic médical, comme, par exemple, celles de CASNET.

2.3 Les schémas de maladies

Nous allons exposer rapidement la représentation proposée par AIKINS dans CENTAUR [Aik83] bien que CLANCEY ait proposé une généralisation de cette démarche dans [Cla86,Sow84].

Au départ, Aikins s'est proposé de remédier à des défauts de MYCIN:

- la confusion entre les états pathologiques locaux du patient et les maladies *probables* reconnues grâce à un ensemble de symptômes. En effet, MYCIN définit implicitement une hiérarchie de contextes tel que les cultures, les infections, les agents infectieux,
- l'impossibilité de raisonner sur des paramètres cliniques de contextes différents dans MYCIN. Pour cela, Aikins a proposé les règles de suggestions et les règles de SYNTHÈSE.
- l'absence d'une structure de contrôle du diagnostic souple qui permette une interrogation de l'utilisateur judicieuse et efficace.

On peut déjà remarquer que le système expert SAM a répondu partiellement aux deux derniers défauts de MYCIN.

Nous allons nous attacher, plus particulièrement, à la première limitation de Mycin: l'absence de distinction explicite entre les états et les maladies. Aikins propose de définir dans CENTAUR les maladies possibles par une hiérarchie de schémas. Chaque schéma est caractérisé par une liste d'états, une liste de règles incertaines qu'elle valide. Un schéma est PROBABLE lorsqu'une grande partie des états du schémas sont probables.

Ceci permet de rechercher la maladie par raffinements successifs sur les états du patient. De plus, Aikins propose, une fois déterminées les maladies probables, de raisonner globalement sur celles-ci: il appelle cette deuxième phase d'inférences: le raisonnement de synthèse. Or, le raisonnement de synthèse s'appuie essentiellement sur l'interaction globale et qualitative entre maladies et doit permettre d'expliquer un maximum de symptômes à partir d'une formulation COHÉRENTE et suffisamment simple de l'évolution des maladies.

3 Conclusion

La plupart des systèmes experts en diagnostic médical sont fondés sur une hypothèse implicite très forte:

Dans l'état actuel des connaissances médicales, on ne dispose pas de modèle de fonctionnement du corps humain. De plus, les connaissances dont nous disposons actuellement sont le plus souvent, soit imprécises, incomplètes ou non structurées.

Aussi, nous définirons la méthode de diagnostic de type médical par l'application d'une approche de classification heuristique des données portant sur un système défectueux dont on ne dispose pas d'une modélisation suffisante du fonctionnement. En médecine, le système défectueux est le patient lui-même. On peut citer un autre exemple intéressant de système défectueux où cette méthode est adaptée: une machine dont le diagnostic consiste à étudier la fiabilité ou à déterminer les causes de son rendement insuffisant. Une approche fondée uniquement sur la structure et le fonctionnement de cette machine ne permet pas aisément de fournir une réponse globale à ce type de problèmes.

Nous souhaitons réaliser un système expert qui permette l'application de la méthode énoncé ci-dessus. En effet, on a pu constater les limites des systèmes experts que nous avons exposés brièvement:

- soit, le système expert s'appuie sur une représentation très fine des connaissances mais alors celle-ci ne repose sur aucune théorie formelle: MYCIN, CASNET, CENTAUR.
- soit, le système expert ne propose qu'un type de connaissances tel qu'il est décrit dans SAM et Belief Network.

Chapitre 2

DESCRIPTION DES CONNAISSANCES DE DIAGNOSTIC MÉDICAL

Beaucoup d'experts médicaux raisonnent essentiellement sur des connaissances incomplètes et incertaines. Ces connaissances "HEURISTIQUES" peuvent permettre de fournir un diagnostic même en présence de connaissances et de données insuffisantes sur le domaine.

En diagnostic médical, le patient est caractérisé par plusieurs types de propriétés:

les signes et les symptômes: Ceux-ci sont souvent définis directement en fonction des observations ou examens concernant le patient.

Exemples:

- l'hyperglycémie constatée à partir des analyses du sang.
- l'excès pondéral déduit du poids et des caractéristiques du patient.

les états: Un état définit de façon qualitative une propriété vérifiée à un moment donné sur un organe ou une fonction du corps humain. Les états peuvent être déterminés par un ensemble de relations causales.

Exemples:

- Une sécrétion insuffisante d'insuline entraîne une hyperglycémie.
- Un régime hypercalorique sur une longue durée entraîne une hypertrophie adipeuse qui se manifeste le plus souvent par une augmentation du poids.

Malheureusement, ces relations sont très complexes et il est alors difficile de décrire un modèle fonctionnel même partiel des interactions entre les états du corps humain. Ceci explique que peu de systèmes experts médicaux s'appuient sur une méthode de diagnostic fondée sur la recherche des interactions causales entre états. On peut citer deux domaines très particuliers où ces méthodes sont utilisées: l'interprétation des examens en cardiologie [And88] et les examens sur les yeux [Wei78]. Ce sont justement des domaines où l'on possède un modèle fonctionnel suffisamment complet.

les maladies: Une maladie décrit souvent de façon globale et très schématique un type de comportement physiologique anormal du patient. Le médecin caractérise une maladie par un ensemble stéréotypé d'états physio-pathologiques du patient et par un ensemble d'interactions entre ces états provoqués par les "causes" de cette maladie. Pour décrire une thérapie, le médecin procède de manière analogue en donnant d'abord un ensemble de conditions plus ou moins nécessaires pour l'appliquer, puis une liste de conséquences attendues de cette prescription.

Exemples:

- le schéma OBÉSITÉ de type ADULTE est typiquement caractérisé par un état POIDS-EXCESSIF provenant probablement d'un état de SUR-ALIMENTATION prolongé.
- le schéma DIABÈTE INSULINO-RÉSISTANT est typiquement caractérisé par l'inefficacité des traitements sous insuline qui peut s'expliquer le plus souvent par des traitements passés tel que la cortisone.

Pour représenter les connaissances de l'expertise médical, on peut supposer, dans un premier temps, les deux hypothèses de simplification suivantes:

H1 on considère que les symptômes possibles du diagnostic sont connus à l'avance et que chaque symptôme peut être décrit indépendamment des autres symptômes. On a donc un ensemble de symptômes S_1, \dots, S_n .

H2 on peut aussi supposer que chaque maladie peut être reconnue indépendamment de la présence des autres maladies: ce qui signifie que la présence d'une maladie ne modifie pas la présence des symptômes provoquées par les autres maladies. Le résultat du diagnostic sera alors représenté comme un sous-ensemble de toutes les maladies possibles M_1, \dots, M_k .

Donc, si on admet les deux hypothèses H1 et H2, les connaissances de l'expertise médicale qui décrivent souvent des relations heuristiques entre symptômes et maladies peuvent s'exprimer par un ensemble de règles *d'incertitude* R_1, \dots, R_p de la forme:

$$R_j = \text{expr}_1 \xrightarrow{p} \text{expr}_2$$

où expr_1 est une expression logique portant sur les symptômes et expr_2 est une expression logique portant sur les maladies. Le paramètre p estime la vraisemblance avec laquelle la validité de l'expression expr_1 influence la validité de l'expression expr_2 .

Ainsi, effectuer un diagnostic revient à:

- déterminer la vraisemblance de chaque symptôme observé sur le patient,
- puis, à appliquer les règles d'incertitude pour connaître la vraisemblance de chaque maladie: la validité de chaque maladie sera calculée à partir des arguments fournis par les règles d'incertitude où cet état apparaît en conclusion;
- et, enfin, à sélectionner les maladies "probables" qui représentent le résultat du diagnostic. Dans un premier temps, on considère qu'une maladie est sélectionnée si sa validité est suffisante vis à vis du but du diagnostic. Par exemple, si le médecin souhaite déterminer les risques pathologiques du patient afin d'établir une thérapie préventive, alors il suffira de fixer

le seuil de vraisemblance assez bas pour obtenir les risques de maladies dans le résultat du diagnostic. Cette notion de seuil de vraisemblance est inhérente aux méthodes de raisonnement heuristique.

On peut alors schématiser l'expertise médicale ainsi:

$$\left\{ \begin{array}{c} S_1(p_{s_1}) \\ \vdots \\ S_n(p_{s_n}) \end{array} \right\} \longrightarrow \left(\begin{array}{c} R_1 \\ \vdots \\ R_p \end{array} \right) \longrightarrow \left\{ \begin{array}{c} M_1(mp_1) \\ \vdots \\ M_k(mp_k) \end{array} \right\}$$

Souvent, pour expliquer le résultat du diagnostic, le médecin fait référence à des états pathologiques intermédiaires qui expliquent la présence de certains symptômes. Par exemple, pour expliquer que le patient a un diabète de type adulte, celui-ci peut le justifier en précisant que les différents résultats d'examens qui révèlent une concentration excessive de sucre dans le sang s'expliquent probablement par une sécrétion insuffisante d'insuline. Ainsi, si on généralise un peu, on propose que les connaissances de l'expertise médicale soient exprimées par des règles d'incertitude portant sur les états du patient, chaque état représentant, soit un symptôme (exemples: état fébrile, hyperglycémie), soit une maladie (exemples: diabète, obésité, artéro-sclérose), soit un état pathologique intermédiaire (exemples: sécrétion insuffisante d'insuline, besoin anormal d'insuline, hypertrophie des cellules adipeuses, ...).

Malheureusement, comme nous l'avons remarqué au chapitre précédent au sujet des systèmes experts SAM et MYCIN, les symptômes ne sont pas des entités simples à définir pour plusieurs raisons:

- le nombre de symptômes n'est pas toujours connu à l'avance et peut être important. Par exemple, le concept de poids excessif peut servir à caractériser les symptômes: poids à l'adolescence excessif, poids courant excessif, poids avant le suivi du régime hypocalorique, ...
- un symptôme est obtenu à partir de données d'examens complexes. Par exemple, le symptôme

$$\text{consommation_energetique} = \text{excessif}$$

est déterminé à partir des consommations en lipides, protides, glucides.

Aussi, proposons nous qu'un symptôme soit défini comme une propriété caractérisant la structure des données sur le patient. Par exemple,

$$\text{poids} = \text{excessif}$$

exprime que la valeur relative du poids du patient est supérieur à 20%

$$\text{valeur_relative}(\text{patient}) \geq 20\%$$

On propose ensuite de définir les dépendances fonctionnelles entre les données du patient. Par exemple:

$$\text{valeur_relative}(\text{poids}) = \frac{\text{valeur_effective}(\text{poids}) - \text{valeur_theorique}(\text{poids})}{\text{valeur_theorique}(\text{poids})}$$

On distingue ainsi deux niveaux de connaissances:

1. les connaissances décrivant la structure des données du patient et les dépendances fonctionnelles entre ces données.
2. les règles d'incertitude portant sur les états qui permettent de déterminer la vraisemblance de chaque maladie à partir des symptômes. La vraisemblance de chaque symptôme est fournie par les propriétés de la structure des données.

Ces deux niveaux de connaissances ne suffisent pas lorsque:

- l'hypothèse H2 d'indépendance entre les maladies n'est pas vérifiée. Lorsque deux maladies interagissent, celles-ci manifestent alors des symptômes inattendus et nécessitent des thérapies qui tiennent compte de cette interaction.

Exemple:

L'obésité juvénile (obésité constatée à l'adolescence) aggrave souvent l'obésité du patient. Un régime fortement hypo-calorique n'est pas toujours un bon remède car l'hypo-trophie des cellules adipeuses entraîne souvent des complications du type hypertension artérielle.

- le nombre de maladies est très important. Si on suppose que l'on a déterminé la vraisemblance de chaque maladie, alors l'ensemble des maladies ayant une validité suffisante fournira le résultat du diagnostic. Dans la pratique, à cause du nombre important de maladies, beaucoup de celles-ci ont des coefficients voisins et donc, suivant le seuil de vraisemblance choisi, le nombre de maladies sélectionnées risque de varier sensiblement.

L'idée est alors d'exprimer les relations d'aggravation et d'inhibition [PE88] entre les maladies et se servir de ces relations pour confirmer ou infirmer la présence d'une maladie. Par exemple, certaines formes d'hyperlipidies peuvent provoquer ensuite le diabète. Dans ce cas, il faut d'abord traiter l'hyperlipidie avant le diabète.

Ceci nous amène à distinguer 3 niveaux de connaissances:

1. LES CONNAISSANCES STRUCTURÉES.

Ces connaissances expriment les relations fonctionnelles entre les données qui permettent de déterminer les symptômes du patient.

2. LES CONNAISSANCES HEURISTIQUES LOCALES.

On y définit essentiellement les règles d'incertitude entre états du patient. Ces règles permettent de déduire la vraisemblance des états pathologiques du patient à partir de ses symptômes. Initialement, les symptômes sont déterminés par les connaissances structurées.

3. LES CONNAISSANCES HEURISTIQUES GLOBALES.

On y définit les schémas de maladies et les relations causales entre ces schémas. Ceux-ci permettent de construire le résultat du diagnostic à partir d'une description cohérente des états et des schémas *probables* du patient.

Aussi, le but du diagnostic médical est d'expliquer un ensemble de "symptômes" par un certain nombre d'hypothèses typiques. Par exemple, on essaie d'expliquer l'excès pondéral du patient par le schéma d'obésité. Ce schéma

représente l'hypothèse typique suivante: l'excès pondéral est provoqué par un régime alimentaire hyper-calorique sur une longue durée. On peut considérer un symptôme comme une hypothèse typique non vérifiée. Par exemple, au sujet du poids du patient, on émet l'hypothèse typique que son poids n'est ni faible, ni excessif. Si on généralise ce qui précède, le but du diagnostic revient à expliquer les hypothèses typiques non vérifiées par d'autres hypothèses typiques. Cette idée, d'abord proposée par Aikins [Aik83], a été ensuite développée par Clancey et Chandrasekaran [Cla86, Cha84a, Cha84b]. Aussi, nous proposons de raisonner sur la "justification" des hypothèses typiques non vérifiées.

Exemple: l'hypothèse: obésité-juvénile $\xrightarrow{\text{cause}}$ obésité-effective
induit la propriété "typique":

obésité-juvénile probable \Rightarrow obésité-effective probable

Ceci nous amène à distinguer trois niveaux de raisonnement heuristique:

- déterminer les symptômes du patient à l'aide des données concernant le patient. Ce niveau de raisonnement est réalisé de manière déterministe par abstraction des données.
- déterminer la vraisemblance des états du patient à partir des symptômes du patient.
- justifier les hypothèses typiques non vérifiées par d'autres hypothèses "vérifiées" en partant des symptômes. L'ensemble des hypothèses qui justifient les dysfonctions fournira ainsi le résultat du diagnostic.

Exemple:

L'hypothèse:

regime_hypocalorique $\xrightarrow{\text{inhibe}}$ *obesite_effective*

peut justifier l'absence d'obésité-effective malgré la présence d'obésité-juvénile.

Nous pouvons résumer maintenant le raisonnement du système expert que nous nous proposons de réaliser par la figure 2.1.

1 Les connaissances structurées

Ces connaissances ont pour but de décrire la structure des données concernant le patient et les dépendances fonctionnelles entre ces données.

Donnons quelques exemples de données à structurer: les différents résultats d'analyses de laboratoire, les résultats d'examen des autres médecins spécialistes, les caractéristiques du patient telles que le sexe, l'âge, le poids. On peut vouloir définir le concept de poids relatif à partir des concepts de poids effectif du patient et de poids théorique lui-même défini à partir des caractéristiques de l'individu: sexe, âge et son état physiologique (par exemple: la personne est-elle enceinte?). Ceci peut être représenté par des dépendances fonctionnelles. On peut définir ensuite les concepts dérivés tels que le poids courant du patient, son poids à l'adolescence, son poids avant le dernier régime hypocalorique suivi directement à partir des concepts de poids relatif, de la date où ce poids a été mesuré et de la date de naissance du patient.

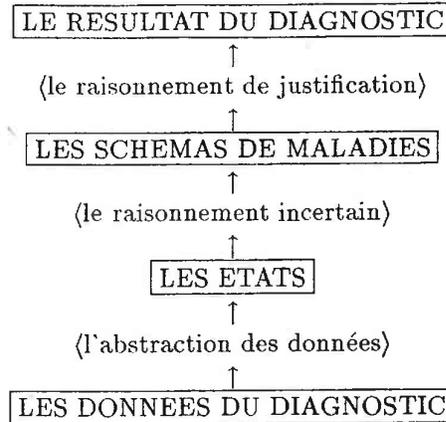


Figure 2.1: Les trois niveaux de raisonnement

1.1 Introduction aux graphes conceptuels

Nous souhaitons ici une expression déclarative de ces connaissances qui soit compréhensible par l'expert médical non informaticien et qui facilite l'implémentation d'une stratégie efficace d'interrogation. De plus, l'application du diagnostic nutritionnel personnalisé nous a montré la nécessité de définir comment calculer certains paramètres en fonction d'autres paramètres concernant le patient.

Aussi, proposons nous de caractériser les données concernant le patient par des GRAPHES CONCEPTUELS et de caractériser les calculs de ces données par des dépendances fonctionnelles entre ces graphes. Le formalisme des graphes conceptuels est une généralisation du modèle Entité-Association [Che76,Bou86].

Le formalisme des graphes conceptuels a été développé essentiellement par Sowa [Sow84] et Brachman [Bra83b,Bra83a,Bra85,Bra79]). Nous proposons d'utiliser une version légèrement restreinte de ce formalisme en utilisant la définition des graphes proposée par Nasr [Ait86]. Dans son article [Ait86], Nasr nomme ces graphes des ψ -terms.

Un graphe décrit les propriétés d'un objet du monde réel par rapport à d'autres objets. On définit un graphe conceptuel ainsi:

C'est un CONCEPT en RELATION avec d'autres graphes conceptuels. Une relation dans un graphe conceptuel est décrite par son type et la liste des concepts du graphe.

Une relation conceptuelle spécifie le rôle que joue chaque concept de la relation.

L'exemple de la figure 2.2 décrit une arche ayant deux pieds debouts supportant un objet physique couché

Dans le cas général d'une relation de la forme:

$$relation(concept_1, \dots, concept_n)$$

on le schématisera ainsi:

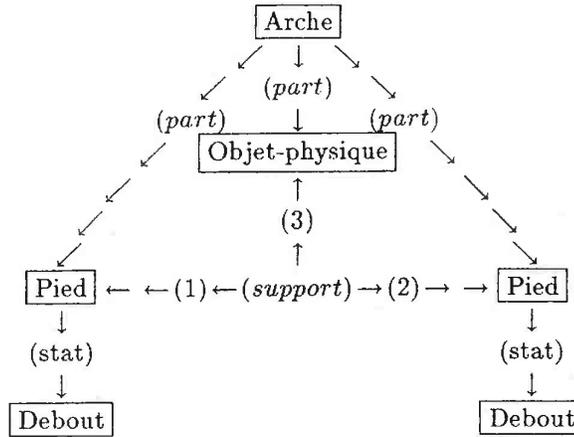
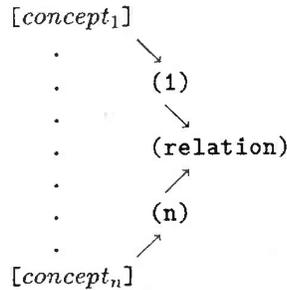


Figure 2.2: Exemple décrivant un arche



Dans le cas où on a une relation binaire $relation(concept_1, concept_2)$ alors on la schématisera simplement par:

$$[concept_1] \rightarrow (relation) \rightarrow [concept_2]$$

Un concept exprime l'existence d'un objet, soit que l'on connait, on parle alors de concept individuel, soit que l'on ne connait pas, on parle alors de concept générique. Dans l'exemple de l'arche, tous les concepts sont génériques car les objets qu'ils décrivent ne sont pas désignés explicitement. Dans l'exemple suivant de graphe, nous avons le concept individuel $[Paul : Personne]$ où l'objet Paul est le référent du concept et $Personne$ constitue son type.

$$[paul : Personne] \leftarrow (agent) \leftarrow [mange] \rightarrow (objet) \rightarrow [Banane]$$

La différence entre type et objet est justifiée par l'exemple suivant des éléphants fournis par Sowa [Sow84].

si Clyde est un éléphant et un éléphant est un animal alors Clyde est un animal	si Clyde est un éléphant et un éléphant est une espèce alors Clyde est une espèce
--	--

La confusion entre les différents sens du verbe être entraîne la déduction erronée de la deuxième règle: Clyde est une espèce. Du point de vue mathématique, ceci s'explique

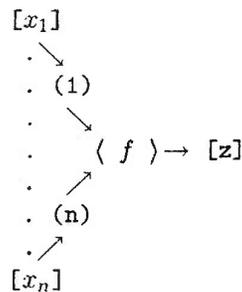


Figure 2.3: dépendance fonctionnelle: $f(x_1, \dots, x_n) = z$

par l'absence de distinction entre l'appartenance à un ensemble et l'inclusion d'ensembles. Clyde appartient à l'ensemble des éléphants. Un éléphant appartient à l'ensemble des noms d'espèces. Comme la relation d'appartenance n'est pas transitive, on ne peut pas en déduire que Clyde appartient à l'ensemble des noms d'espèces.

Dans les langages orientés objets et celui aussi des graphes conceptuels, on dira que Clyde est une instance du type *Éléphant* et que le type *Éléphant* est un exemple de type d'espèces (plus exactement, le type *Éléphant* est une instance du méta-type *Espèce* contenant tous les types d'espèces). La première règle de déduction peut être représentée ainsi:

$$\begin{array}{l} [Clyde : Elephant] \\ \text{et} \\ Elephant \leq Animal \end{array} \implies [Clyde : Animal]$$

La deuxième déduction erronée peut être représentée par:

$$\begin{array}{l} [Clyde : Elephant] \\ \text{et} \\ [Elephant : Espece] \end{array} \not\Rightarrow [Clyde : Espece]$$

Dans les exemples précédents, Clyde est un nom d'objet, *Éléphant* et *Animal* sont des noms de types tandis que *Espèce* doit être vu comme un méta-type. Briot [Bri85] explique de façon très claire comment expliciter les notions d'instances, de types et de méta-types.

L'exemple de la figure suivante exprime l'existence de deux personnes ayant le même âge.

$$[Personne] \rightarrow (age) \rightarrow [Duree] \leftarrow (age) \leftarrow [Personne]$$

Les dépendances fonctionnelles expriment des égalités de la forme:

$$f(x_1, \dots, x_n) = z$$

où x_1, \dots, x_n, z désignent des concepts élémentaires de graphes et f représente une fonction. Celles-ci sont schématisées par la figure 2.3.

L'exemple de la figure 2.4 exprime que l'âge d'une personne dépend de sa date de naissance et de la date courante.

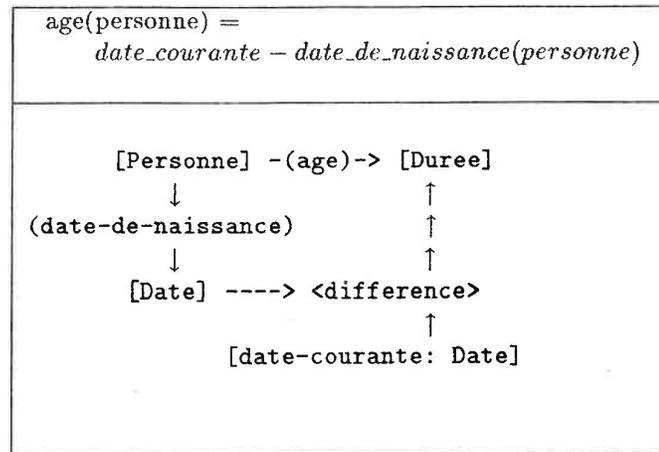


Figure 2.4: calcul de l'âge d'une personne

Le formalisme que nous avons adopté s'inspire fortement des idées de Sowa [Sow84] et de Ait-Kaci et Nasr [Ait86].

Plusieurs raisons expliquent que nous ayons choisi ce formalisme:

1. ce formalisme est très adapté pour décrire rapidement la structure des données décrivant le patient et les dépendances fonctionnelles entre ces données. Sowa [Sow84] donne un grand nombre d'exemples révélant cette adéquation.
2. Plusieurs études formelles [Sow84,Ait86,Car85b,Nil80] ont permis de valider ce formalisme en définissant une interprétation sémantique correspondante. Par exemple, un type est interprété comme un ensemble d'objets, puis la relation d'ordre sur les types correspond à l'inclusion sur les ensembles d'objets. Un graphe est interprété comme un ensemble de propriétés. L'ordre sur les types est étendu à un ordre sur les graphes correspondant à l'ordre inverse de l'inclusion sur les ensembles de propriétés.
3. une représentation graphique [Sow84] facilement compréhensible par un non informaticien fournit des règles qui permettent de dessiner des graphes et des schémas de dépendances fonctionnelles.
4. La notion de dépendance fonctionnelle permet d'exprimer des règles génériques entre les données. Par exemple, les dépendances fonctionnelles qui permettent de calculer le poids théorique du patient s'appliquent de la même façon pour déterminer le poids courant du patient, son poids à l'adolescence, son poids avant de suivre le dernier régime hypocalorique. ... On peut d'ailleurs remarquer ici que les dépendances fonctionnelles sont utilisées par le système expert de façon analogue aux règles de production dans le système expert MYCIN [Dav77,Far85].
5. l'existence d'algorithmes simples permettant de vérifier la consistance des définitions de types, d'objets et de dépendances fonctionnelles.

1.2 Description de la syntaxe de définition des connaissances

Les connaissances sur les données sont exprimées par:

les définitions de types: Un type permet de regrouper les objets qui ont les mêmes propriétés. Ce type sera ainsi défini par le ou les graphes conceptuels exprimant ces propriétés. Tout type hérite non seulement des propriétés des graphes conceptuels le définissant, mais aussi des propriétés héritées par le type de chacun de ces graphes. On obtient ainsi un ordre partiel sur les types que nous noterons \leq_T .

les définitions d'objets: Un objet est défini par un graphe conceptuel identifié par son nom. Les graphes sur lesquels s'appuie notre formalisme constituent une généralisation des ψ_terms proposés par Nasr [Ait86]. Ces graphes représentent un cas particulier des graphes conceptuels tels que les définit Sowa dans son livre "conceptual structures" [Sow84]. On peut définir un ordre partiel sur les graphes à partir de l'ordre \leq_T sur les types. Cette relation d'ordre sera notée \leq_G . Plusieurs auteurs (Sowa [Sow84], Cardelli [Car85b, Car85a], Aiti-Kaci et Nasr [Ait86]) ont proposé des formalismes pour définir la sémantique des graphes conceptuels.

la définition d'une dépendance fonctionnelle: La définition d'une dépendance fonctionnelle est un cas particulier de la définition d'un schéma dans le formalisme de Sowa. On considère une dépendance fonctionnelle dans le même sens que les exemples de schémas fournis par Sowa [Sow84] page 302-320 du livre "conceptual structures": celle-ci est caractérisée par le graphe conceptuel sur lequel porte la dépendance, par les attributs du graphe formant la clé de la dépendance et par l'attribut représentant le résultat de la dépendance. De plus, on indique la fonction de calcul de la dépendance.

Nous allons maintenant proposer une syntaxe de la définition de ces connaissances.

Il est parfois nécessaire d'ajouter des informations supplémentaires sur la manière d'utiliser ces définitions (*exemple: l'utilisateur est censé pouvoir connaître les informations concernant une personne, on dit alors que le type personne est OBSERVABLE*). On appelle ces informations FACETTES. La notion de facette est analogue à celle de propriété pour définir les types de contextes et les types de paramètres cliniques dans le système expert MYCIN [Far85] (voir le chapitre précédent). Par exemple, la facette *observabilité* a le même sens que la propriété *laboratoire* dans MYCIN.

On associe ces facettes, soit à un objet en particulier, soit à un type et dans ce cas, ces facettes concernent tous les objets de ce type.

La syntaxe sera exprimée avec les conventions suivantes:

- les mots clés sont donnés en majuscules.
- { P }* signifie que la phrase P est répétée 0 fois ou plus.
- { P }+ signifie que la phrase P est répétée au moins une fois.
- [P] signifie que la phrase P est optionnelle.

Les exemples porteront sur le type personne, puis le type personne-mariée représentant une personne ayant pour conjoint une personne ayant elle-même pour conjoint la première

personne. Nous définirons aussi la dépendance fonctionnelle: l'âge d'une personne est la différence entre la date courante et la date de naissance de cette même personne.

Chaque définition sera suivie de sa représentation graphique.

Syntaxe de la définition d'un type

```
type : TYPE IDENTIF IS
      list-graphes
      { facette }*
      END ;
```

```
list-graphes : { descript-objet }+
              [ WITH { descript-objet }+ ]
              ;
```

```
graphe : descript-objet
        [ WITH { descript-objet }+ ]
        ;
```

```
descript-objet : objet-reféré || objet-restreint || objet-reféré ':' objet-restreint ;
```

```
objet-reféré : nom-objet || nom-variable || objet-de-base ;
```

```
objet-de-base : NOMBRE || CHAINE || SYMBOLE;
```

```
objet-restreint : nom-type [ '(' { IDENTIF '→' descript-objet }+ ')' ]
                [ '[' { facette }+ ']' ]
                ;
```

```
facette : IDENTIF '=' OBJET-LISP ;
```

```
nom-objet : O IDENTIF;
```

```
nom-type : T IDENTIF;
```

```
nom-variable: X ENTIER;
```

<pre><i>type</i> personne <i>is</i> t humain(nom → t symbole date-de-naissance → t date age → t entier) observabilité = 10 ; <i>end</i></pre>	<pre>(age)→ [entier] ↑ [humain] → (nom) → [symbol] ↓ (date-de-naissance) ↓ [entier]</pre>
---	---

<pre> type personne-mari is X1 : t personne(conjoint → t personne(conjoint → X1)) end </pre>	<pre> [X1: personne] ↓ ↑ (conjoint) (conjoint) ↓ ↑ [personne] </pre>
--	---

X1 est une variable locale à la définition qui désigne un objet de type *personne* dont le conjoint est une personne dont le conjoint est la première personne.

Syntaxe de définition des objets

Un objet est une instance de type. On définit un objet de la même manière que pour définir un type.

```

instance : INSTANCE IDENTIF IS
          graphe
END;

```

Donnons quelques exemples:

<pre> instance date-courante is 1987 end </pre>	<pre> [date-courante: 1987] </pre>
---	------------------------------------

<pre> instance patient is t personne (sexe → homme) end </pre>	<pre> [patient: personne] ↓ (sexe)→ [homme] </pre>
--	--

On peut définir aussi un ensemble d'objets à partir d'instructions de plus haut niveau. Dans l'exemple suivant, on construit l'ensemble des graphes de type *Temps_activite* concernant le même bilan complet, chacun de ces graphes étant associé à une instance d'activité:

```

for X1 of [ <= t activite] ;
    % pour chaque instance d'activite designee par X1
do
    graphe t temps-activite % on cree une nouvelle instance
                            % de type temps-activite
    (activite => X1
     bilan-complet => o bilan-complet)
end
end

```

La définition des dépendances fonctionnelles

Dans une dépendance fonctionnelle, on peut déclarer une variable locale (dans la partie LET) désignant tout objet vérifiant une certaine description. On peut imposer aussi des contraintes sur la forme de certains objets prédéfinis (dans la partie WITH).

```

dep-fonct : [ LET ref-objet ] [ WITH { contrainte }+ ] IN
            but '=' fonction '(' { donnée }* ')'
            END ;

```

```

ref-objet : IDENTIF '=' descript-objet ';' ;

```

```

contrainte : nom-objet '<=' descript-objet ';' ;

```

```

but : attribut ;

```

```

donnée : attribut ;

```

```

attribut : nom-objet
          || IDENTIF '(' attribut ')' ;

```

```

fonction : IDENTIF % nom de la fonction défini en lisp
          || LAMBDA-EXPRESSION-LISP

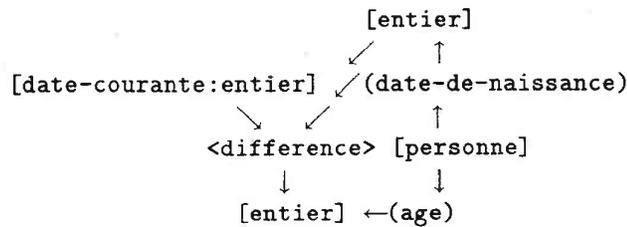
```

La dépendance suivante permet de calculer l'âge de toutes personnes à partir de leur date de naissance et de la date courante.

```

let person1 = t personne;
with o date-courante ≤ t entier; in
  age(person1) =
    différence (date-courante
               date-de-naissance(person1))
end

```



1.3 Application des dépendances fonctionnelles

Une dépendance fonctionnelle décrit une contrainte

$$R = f(D_1, \dots, D_p)$$

où D_1, \dots, D_p et R sont des objets de types élémentaires (*par exemple: entier, réel, symboles, ...*) et f est une fonction dont on exprimera l'algorithme en *lisp* [Win84]. De plus, une dépendance fonctionnelle décrit la forme des données sur lesquelles elle est applicable et qui contient ces objets de types élémentaires.

Soit une définition de dépendance fonctionnelle:

```

let v = ⟨P⟩
with (o1 ≤ ⟨C1⟩) ... (on ≤ ⟨Cn⟩) in
  ⟨R⟩ = f(⟨D1⟩, ..., ⟨Dp⟩)
end

```

où C_1, \dots, C_n et P décrivent des graphes. D_1, \dots, D_p forment les données de la dépendance et R désignent le résultat de celle-ci. o_1, \dots, o_n désignent des instances de types. $o_i \leq \langle C_i \rangle$ signifie que le graphe décrivant o_i doit être inférieur au graphe C_i .

On dit que cette dépendance fonctionnelle est applicable sur un graphe g si les conditions suivantes sont vérifiées:

$$\begin{aligned}
 g &\leq \langle P \rangle \\
 o_1 &\leq \text{def}(\langle C_1 \rangle) \\
 &\vdots \\
 o_n &\leq \text{def}(\langle C_n \rangle)
 \end{aligned}$$

Par exemple, la dépendance suivante:

```
let individu = t Personne
                (etat-physio => {enceinte allaite});
in
  sexe(individu) = femme
end
```

est applicable sur la personne *patient_1* si cette personne est enceinte ou allaite un bébé. Dans ce cas, on en déduit que cette personne est une femme.

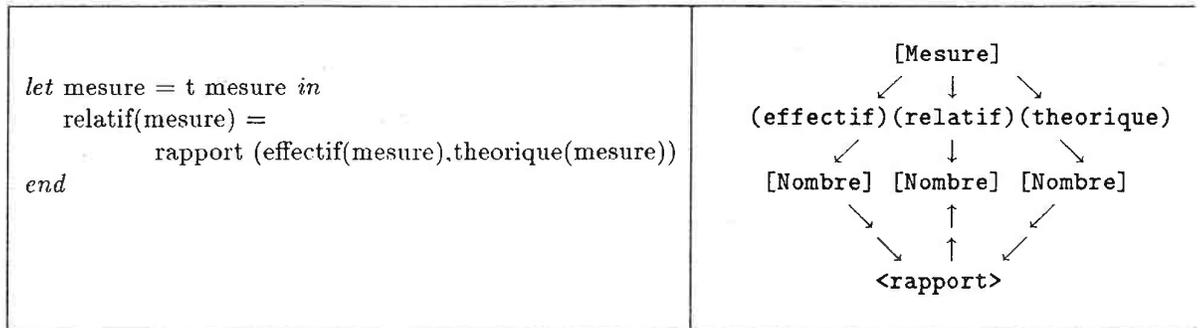


Figure 2.5:

Pour exécuter ces dépendances fonctionnelles, nous appliquons un algorithme très analogue dans sa forme à l'algorithme d'exécution des règles en Mycin [Dav77]. C'est à dire que pour déterminer un paramètre P , on cherche les dépendances où P peut devenir la partie droite de l'égalité de la dépendance. Ensuite, on détermine les données nécessaires au calcul de fonction apparaissant en partie gauche de l'égalité. Ainsi, les dépendances sont parcourues en chaînage arrière afin de déterminer un paramètre inconnu. Lorsqu'il n'y a plus de règles, on regarde si la donnée peut être obtenue par l'utilisateur.

Exemple d'exécution des dépendances:

On veut vérifier que le poids d'une personne appelée *patient_1* est excessif, c'est à dire:

$$\text{appreciation}(\text{poids}(\text{patient}_1)) = \text{excessif}$$

Pour cela, il suffit de vérifier que l'indice de Quetelet de l'individu est supérieur de 20% à l'indice de Quetelet théorique. Cette condition est exprimée par la dépendance R_0 suivante:

```
let individu =
  t Personne(iq => t mesure(valeur-relative
                          => [0.2,]));
in
  appreciation(poids(individu)) = excessif
end
```

où l'attribut *iq* désigne la mesure de l'indice de Quetelet de la personne.

L'indice de Quetelet est un indice pondéral défini par la formule général:

$$\text{indice_de_quetelet} = \frac{\text{poids}}{\text{taille}^2}$$

Pour appliquer la dépendance R_0 , il faut déterminer

valeur_relative(iq(patient_1))

Or, toute valeur relative d'une mesure est fonction de sa valeur effective et de sa valeur théorique. Ceci est exprimé par la dépendance R_1 suivante:

```
let mes = t Mesure in
  valeur-relative(mes) =
    rapport(valeur-effective(mes),
            valeur-theorique(valeur-theorique))
end
```

On doit donc déterminer les deux paramètres suivants:

valeur_effective(iq(patient_1))

valeur_theorique(iq(patient_1))

D'après la définition de l'indice de Quetelet, on a la dépendance fonctionnelle R_2 :

```
let individu = t Personne; in
  valeur-effective(iq(individu)) =
    calcul-quetelet(valeur-effective(poids(individu)),
                    taille(individu))
end
```

On obtient l'arbre partiel d'application des dépendances schématisé par la figure 2.6.

Ensuite, le calcul de l'indice théorique de Quetelet est schématisé par la figure 2.7. La dépendance fonctionnelle R_3 permettant de le calculer est définie par:

```
let individu = t Personne; in
  valeur-theorique(iq(individu)) =
    calcul-iq-theorique(sexe(individu), age(individu))
end
```

CONCLUSION:

Les graphes conceptuels permettent de représenter les hiérarchies de contextes utilisées dans le système expert MYCIN [Dav77, Far85].

Le formalisme des graphes conceptuels que nous proposons offre trois intérêts importants:

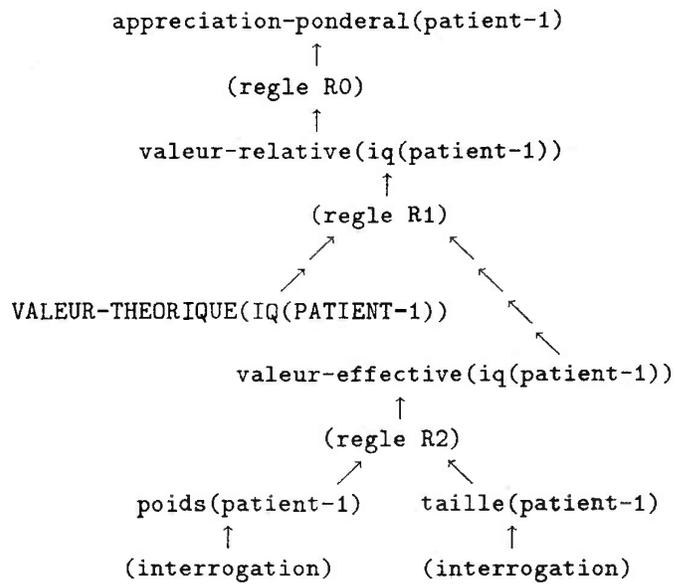


Figure 2.6: Arbre partiel d'appréciation du poids de patient-1

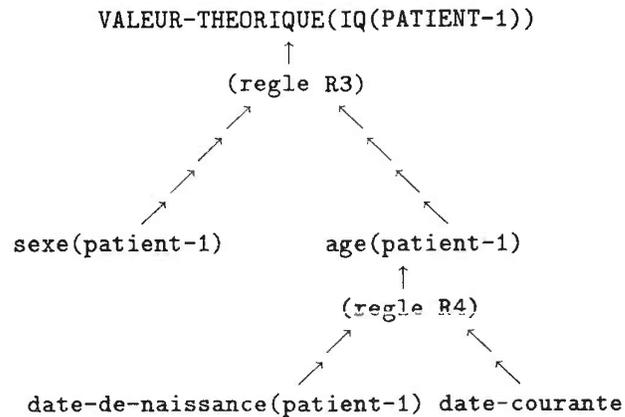


Figure 2.7: Arbre d'exécution des dépendances

- Il permet de décrire la structure des données concernant le diagnostic de façon modulaire. De plus, on peut schématiser les structures décrites de façon graphique. On obtient ainsi une représentation facile à utiliser et à comprendre.
- La sémantique des graphes conceptuels a été décrite de façon détaillée par plusieurs auteurs (Sowa, Nasr, ...).
- Nous avons proposé une méthode d'exécution des dépendances fonctionnelles qui interroge l'utilisateur uniquement sur les données nécessaires au diagnostic.

2 Les connaissances heuristiques locales

Nous nous proposons maintenant de représenter les règles d'incertitude entre les états du patient. Ces règles permettent de déduire la vraisemblance des états pathologiques du patient à partir de ses symptômes. Les symptômes sont représentés aussi par des états dont la vraisemblance est directement déterminée à partir des données fournies par l'exécution des connaissances structurées étudiées précédemment (voir l'exemple précédent du symptôme: poids excessif du patient-1).

2.1 Introduction aux règles de vraisemblance

Nous nous proposons d'exprimer les relations heuristiques utilisées par l'expert médical pour établir son diagnostic par une logique de vraisemblance portant sur des propositions élémentaires. Ce choix est justifié par deux caractéristiques importantes du diagnostic médical:

- Le manque de connaissances sur le domaine médical ou/et de données sur le patient oblige le médecin à utiliser des règles heuristiques qui permettent de sélectionner les états PROBABLES.
- La grande complexité du fonctionnement du corps humain oblige le médecin à énumérer et à nommer tous les états pouvant apparaître durant le diagnostic. Par exemple, dans le cas du diabète, le médecin ne peut pas justifier son diagnostic en s'appuyant uniquement sur la définition du diabète. Par contre, ce médecin pourra expliquer son diagnostic en indiquant les relations heuristiques existant entre les différents types de diabètes (exemples: diabète juvénile ou diabète adulte), les causes possibles de diabètes (exemples: sécrétion insuffisante d'insuline, besoin anormal d'insuline: on parle de diabète insulino-résistant, ...) et les différentes phases d'évolution du diabète (exemples: le diabète latent, le diabète effectif, les complications du diabète, ...). Ainsi, on constate que tous les états, tous les types et même toutes les phases du diabète sont nommés et servent directement dans la description des connaissances du diagnostic du diabète. Ceci explique qu'il soit inutile de décrire des relations portant sur des ensembles de paramètres cliniques tels que les types de maladies, leurs causes possibles et leurs phases d'évolution. Les connaissances de l'expertise médicale pourront donc aisément être exprimées par des règles portant directement sur des propositions élémentaires, chaque proposition élémentaire désignant un état du patient.

Nous avons besoin d'une logique de vraisemblance fondée sur une caractérisation de la probabilité d'un état en terme d'une composition d'arguments en sa faveur et d'arguments en sa défaveur. Le raisonnement consiste alors à propager ces ARGUMENTS et CONTRE-ARGUMENTS en fonction des règles heuristiques décrivant les propriétés du domaine. Chacune de ces règles heuristiques est aussi caractérisée par un coefficient de vraisemblance. Nous souhaitons pouvoir exprimer ces règles de façon qualitative. En effet, lorsqu'on demande à l'expert médical pourquoi il choisit un coefficient de vraisemblance plutôt qu'un autre pour exprimer une règle heuristique, celui-ci trouve rarement des justifications d'ordre statistique. Il semble que l'expert médical utilise plutôt des vraisemblances qualitatives du type: il est possible, il est probable que, il est fort probable que. . . .

Il existe un certain nombre de formalismes définissant des logiques de vraisemblance:

- les logiques probabilistes conditionnelles [Nil86,Ped81,Pea86,Pea87].
- les logiques de Dempth-Shafer [Sho85,Sha87,Sha76].
- les logiques de propagation d'influences [Dav77,Gas85].
- les logiques qualitatives modales [Hal87,Hal88].

Dans le cas où le médecin est capable de fournir des connaissances suffisamment complètes sur les relations statistiques entre les paramètres cliniques du diagnostic, la méthode qui s'appuie sur la logique probabiliste conditionnelle me semble la plus rigoureuse. Mais, la principale difficulté de cette méthode est d'obtenir une estimation des matrices de probabilités conditionnelles liant les variables d'état entre elles. Cette difficulté de construction du réseau probabiliste est montrée dans [And88]. Il suggère de définir d'abord des connaissances qualitatives entre les variables, puis le réseau de variables où les probabilités conditionnelles sont considérées comme des inconnus. Ensuite, il propose de déterminer ces inconnus afin que le réseau fournisse des résultats conformes à ceux déduits des connaissances qualitatives.

La méthode de Dempth-Shafer est plus générale que la méthode de Pearl mais sa mise en oeuvre est assez lourde. Aussi, a t'on proposé des restrictions qui rendent son application plus simple [Sha87]. Des comparaisons entre les méthodes de Pearl et celles de Shafer [Lee88,Kyb87] montrent qu'elles ont à peu près la même puissance et les mêmes limitations (comme la nécessité de définir des ensembles d'hypothèses exhaustives et exclusives).

La dernière méthode [Hal87] s'applique à des problèmes beaucoup plus généraux. Cette méthode permet de formaliser les problèmes concernant les protocoles de communication entre agents, les processus parallèles, Halpern traite un exemple de formalisation de connaissances médicales [Hal87]. Le principal problème soulevé par cette méthode concerne la difficulté de représenter correctement les connaissances de l'expertise médicale par des formules en logique modale. De plus, la puissance d'expression de cette méthode dépasse de loin les besoins d'expression en diagnostic médical.

Nous proposons de généraliser sur quelques points les logiques de propagation d'influence proposées par Gascuel [Gas85] et Davis [Dav77,Far85]

On obtient alors un formalisme qui présente les avantages suivants:

- la description des connaissances de diagnostic n'a pas besoin d'être complète. Donc, elle ne nécessite pas de méthodes complexes de construction de la base de règles d'incertitude.

- La comparaison entre les coefficients de vraisemblance entre données et résultats est rendue possible.
- Ce formalisme permet d'exprimer facilement des relations heuristiques complexes de façon qualitative par la définition de nouveaux types de règles appelées règles de vraisemblance. Ainsi, si on met en relation les variables représentant les symptômes et celles représentant les maladies ou les causes par ces nouveaux types de règles, il est possible alors d'exprimer implicitement la recherche des causes d'un symptôme et la recherche des symptômes provoqués par ces maladies et ses causes. Par exemple, la règle

$$poids = excessif \text{ depend } obésité(\text{probable})$$

signifie, en même temps:

- $poids = excessif \rightarrow obésité$ qui exprime la recherche de la cause probable du poids excessif.
- $\neg obésité \rightarrow \neg poids = excessif$ exprime la recherche des données conformes avec les états pathologiques déduits.

Nous espérons ainsi proposer une logique de propagation d'influence où l'on puisse exprimer la vraisemblance de chaque propriété à n'importe quel niveau de raffinement.

Par exemple, très souvent, on décrit d'abord les caractéristiques *évidentes*, qui sont toujours vraies: si l'excès pondéral dépasse 40% alors la personne doit suivre un régime hypo-calorique.

$$exces_ponderal \geq 40\% \Rightarrow regime_hypo_calorique$$

Afin d'éviter des confusions entre l'implication logique du calcul des propositions avec l'implication dans la logique de propagation d'influences que nous proposons, nous noterons cette implication par le symbole \rightarrow . Aussi, nous écrirons:

$$exces_ponderal \geq 40\% \xrightarrow{1} regime_hypo_calorique$$

Puis, on affine un peu la description en donnant les arguments importants mais non suffisants en faveur d'une décision: si l'excès pondéral est inférieur à 40% alors il est possible que le régime hypo-calorique soit nécessaire. Si, de plus, la père ou la mère de la personne a été obèse, alors il est fortement conseillé de suivre ce régime.

$$exces_ponderal \in [20\%, 40\%] \xrightarrow{\text{possible}} regime_hypo_calorique$$

$$parents_obeses \wedge exces_ponderal \in [20\%, 40\%] \xrightarrow{\text{probable}} regime_hypo_calorique$$

Et, par raffinements successifs, on fournit une description des arguments en faveur ou en défaveur d'une ou plusieurs décisions à prendre.

La formulation des connaissances heuristiques locales que nous présentons par la suite constitue une généralisation de celles proposées par Gascuel [Gas85].

Nous définirons, d'abord une variable d'état, puis les règles de vraisemblance entre états.

CHAPITRE 2. DESCRIPTION DES CONNAISSANCES DE DIAGNOSTIC MÉDICAL

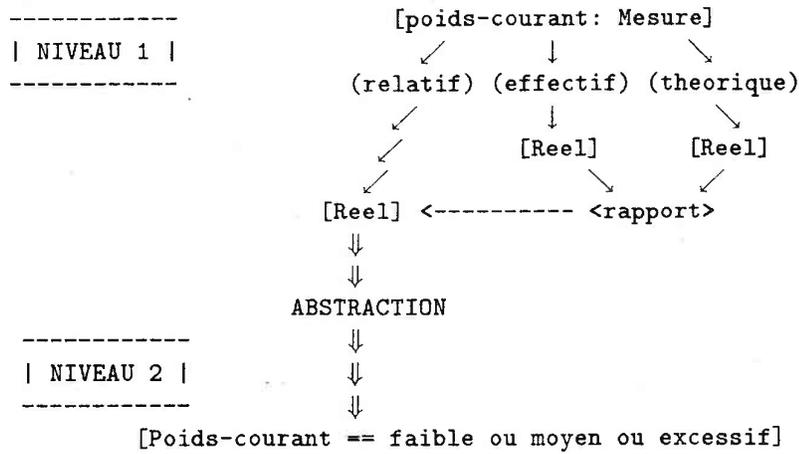


Figure 2.8: Les niveaux de définitions du poids

2.2 Définition des variables d'états

Nous allons ici proposer une généralisation des PROPOSITIONS LOGIQUES telles que les définit Gascuel [Gas85] en proposant la notion de variables d'états.

Une variable d'état quelconque V a pour domaine une liste finie de valeurs discrètes $\{e_1, \dots, e_n\}$.

Les propositions élémentaires sont toutes de la forme:

$$V = e_i$$

où V est une variable d'état et e_i une des valeurs de son domaine. Une proposition élémentaire permet de représenter un état du patient.

Exemple:

La proposition

$$etat_physiologique = enceinte$$

indique que le patient est enceinte. Le domaine de la variable *etat_physiologique* est:

$$\{nil, enceinte, alaitte\}$$

Une variable peut aussi être caractérisée par rapport aux données du patient: ces variables servant à caractériser les symptômes seront appelées des variables de type *signe*. La figure 2.8 schématise l'abstraction du poids entre le niveau des connaissances structurées et celui des connaissances heuristiques.

• Exemple:

signe poids-courant is
 abstraction of valeur-relative(iq(patient)) with

```

      (faible :< -0.3)
      (moyen : interval(-0.3, 0.2))
      (excessif :> 0.2)
end

```

Les variables ayant pour domaine $\{vrai, faux\}$ sont appelées des variables booléennes. Celles-ci représentent les propositions logiques telles que les définit Gascuel [Gas85]. Par exemple, le paramètre clinique ÊTRE-MALADE sera représenté dans notre formalisme par une variable booléenne de même nom *etre_malade*. Plutôt que d'écrire l'état *etre_malade* = *vrai* (respectivement *etre_malade* = *faux*), il suffira de noter *etre_malade* (respectivement \neg *etre_malade*).

• **Exemple:**

```

diagnostic obésité is
                booleen
end

```

La syntaxe de définition des variables d'état est donnée ci-dessous:

```

variable : type-variable IDENTIF IS
                type-de-domaine [ OF donnée ] WITH
                [ définition-état ]+
                END

```

```

type-variable : SIGNE || STATE || DIAGNOSTIC || THÉRAPIE || PREVISION;
définition-état : '(' IDENTIF [ ':' objet-de-base ] ')';
type-domaine : CROISSANT || DISCRET || BOOLEEN ;

```

Intuitivement, déclarer une variable V de domaine $\{e_1, \dots, e_n\}$ signifie que:

si l'un des états $V = e_i$ est vrai alors tous les autres états $V = e_j$ sont faux.

La possibilité de définir des variables d'état plutôt que de se restreindre à la déclaration de variables booléennes offre deux avantages:

- ceci permet de décrire un symptôme comme une abstraction de donnée. Donc, pour établir un symptôme, il suffira d'obtenir cette donnée en utilisant les connaissances du niveau 1. Par exemple, on associe la variable *poids* ayant les différents états possibles suivants $\{faible, normal, excessif\}$ à la donnée *poids_relatif(patient)* estimant le poids relatif du patient par rapport à son poids théorique. Ce poids relatif est déterminé au niveau de l'abstraction des données présentée au paragraphe précédent. Dans le système SAM, cette description QUALITATIVE du poids peut s'exprimer simplement de la façon suivante: on associe à chaque état de la variable, une proposition booléenne; puis, on exprime que ses propositions s'excluent mutuellement; enfin, on explicite la relation entre la donnée *poids_relatif(patient)* et ses

propositions par des règles de vraisemblance. Aussi, on peut déclarer les propositions logiques *poids_faible*, *poids_normal* et *poids_excessif*. De plus, on déclare la donnée sous forme d'un item: *poids_relatif_patient*. Puis, il faut définir les règles suivantes:

poids_faible, poids_normal, poids_excessif exclusion
poids_relatif_patient < -0.2 implique poids_faible
poids_relatif_patient ∈ [-0.2, 0.2] implique poids_moyen
poids_relatif_patient > 0.2 implique poids_excessif

Cette description assez lourde présente l'inconvénient d'éclater le concept de poids et donc de limiter le moyen du système expert pour expliquer son raisonnement.

- Elle permet d'explicitier la règle d'exclusion entre états en utilisant une variable intermédiaire. Plus exactement, une règle d'exclusion de la forme:

C_1, \dots, C_n exclusion

est définie comme composition de règles d'incertitude plus simples portant sur une nouvelle variable intermédiaire V de domaine $\{e_1, \dots, e_n\}$:

$$(\forall i \in [1, n])(C_i \rightarrow V = e_i)$$

$$(\forall i \in [1, n])(\neg V = e_i \rightarrow \neg C_i)$$

L'intérêt de cette définition est de restreindre une grande partie de la complexité de l'exécution d'une règle d'exclusion au niveau de la variable intermédiaire V .

2.3 Les règles de vraisemblance

Les règles d'influence de la forme:

$$expr_1 \xrightarrow{p} expr_2$$

présentent l'inconvénient d'exprimer des relations trop élémentaires. Représenter les relations heuristiques directement sous cette forme n'est pas évident. De plus, lorsqu'on demande à l'expert humain (en diagnostic ou en simulation) pourquoi il choisit une valeur de vraisemblance plutôt qu'une autre, celui-ci trouve rarement des justifications d'ordre statistique. Il semble plutôt que l'expert représente la validité des états du système par des vraisemblances qualitatives.

Nous sommes conduits à proposer la définition de règles heuristiques de plus haut niveau. On exprimera la vraisemblance des propositions élémentaires et des règles de façon qualitative.

Par exemple, on exprimera que l'hyper-tension artérielle associée à une obésité importante de l'individu peut nécessiter un examen concernant l'hyper-tension par la règle heuristique:

HTA, obesite implique examen-HTA-necessaire < probable >

De plus, nous différencierons plusieurs types de règles heuristiques que nous appellerons aussi règles de vraisemblance. Ces types de règles doivent faciliter une description modulaire des règles heuristiques entre les états. De plus, nous devons tenir compte des spécificités du domaine médical. Ceci explique que Gascuel ait proposé des règles qui définissent des hiérarchies de propositions (ce sont les types de règles: constituant et dépend-de) ainsi que des règles qui expriment l'exclusion entre des propositions. Nous avons besoin aussi d'exprimer la discrimination entre plusieurs objets à l'aide de certains critères. Pour cela, nous proposons le type de règle COMPOSE. Par exemple:

professionnel, siege compose chaise-roulante

¬professionnel, siege compose fauteuil

professionnel, ¬siege compose bureau

¬professionnel, ¬siege compose table

Nous exprimerons la signification de chaque type de règles en fonction des règles d'influence.

Ces règles sont définies à partir d'expressions logiques portant sur des états. La syntaxe de ces expressions logiques est la suivante:

expression \longrightarrow état
 || "¬" expression
 || expression "V" expression
 || expression "∧" expression
 || "(" expression ")"
 || "true"
 ;

Les état caractérisent les propositions élémentaires.

état : VARIABLE " = " IDENTIF
 || VARIABLE-BOULÉENNE
 || "¬" VARIABLE-BOULÉENNE;

La syntaxe de la définition des règles de vraisemblance a la forme simplifiée suivante:

règle \longrightarrow expression TYPE-DE-REGLE expression "(" coefficient ")"

conclusion \longrightarrow état
 || "i" état
 ;

coefficient \longrightarrow RÉELLE-DE-0-A-1
 || VRAISEMBLANCE-QUALITATIVE
 ;

Le coefficient de vraisemblance de la règle est un nombre compris entre 0 et 1. Mais, il est possible d'exprimer celui-ci par des vraisemblances qualitatives telles que: impossible, possible, probable, certain

Le premier type de règle correspond à l'implication incertaine:

Les règles de type **implique**

expression implique $Q\langle p \rangle$ qui est équivalent à:

- $expr \xrightarrow{p} Q$

Donnons quelques exemples:

- poids-juvénile = excessif \wedge obésité
implique obésité-juvénile $\langle 1 \rangle$
- HTA \wedge obésité
implique examen-HTA-necessaire $\langle probable \rangle$
- nbre-obèses = 2 \wedge alimentation = excessive
implique obésité-future $\langle probable \rangle$

Si la personne considérée a un bilan énergétique nutritionnel excessif et si le père et la mère de celle-ci sont obèses alors ceci augmente les risques que cette personne devienne obèse aussi.

Donnons, pour chaque type de règles, sa forme puis sa signification et enfin des exemples. Les C_i et P désignent des états.

- les règles de type **compose**

Une règle de type *compose* permet de classifier des objets à partir de critères.

$\{A_1, \dots, A_n\}$ *compose* $B\langle p \rangle$ est équivalent à:

$$\left\{ \begin{array}{l} \neg B \xrightarrow{p} (\neg A_1 \vee \dots \vee \neg A_n) \\ (A_1 \wedge \dots \wedge A_n) \xrightarrow{p} B \end{array} \right\}$$

- Les règles de type **constituent**

Ces règles permettent de définir des hiérarchies de propositions élémentaires. Exemple:

table, siege constituent mobilier

chaise, fauteuil constituent siege

bureau, table_cuisine constituent table

C_1, \dots, C_n *constituent* $P\langle p \rangle$ est équivalent à:

- $(C_1 \vee \dots \vee C_n) \rightarrow P$.
- $(\forall i)(\neg P \rightarrow \neg C_i)$.
- $P \xrightarrow{p} (C_1 \vee \dots \vee C_n)$
- $\neg(C_1 \vee \dots \vee C_n) \xrightarrow{p} \neg P$

Donnons quelques exemples:

- obésité-juvénile , obésité-adulte
constituent obésité $\langle 1 \rangle$.
- arret-café , régime-hypocalorique , arret-alcool
constituent traitement-HTA $\langle probable \rangle$.

Le traitement de l'hypertension artérielle se résume, souvent, à choisir entre un régime hypocalorique, l'arrêt de consommation d'alcool et de café.

- Les règles de type **dépend**

Ces règles permettent d'exprimer à quelles conditions une proposition a un sens. Donnons quelques exemples:

- état-physiologique = enceinte dépend sexe = femme
- lipidie-cholestérole , lipidie-sensible dépend hyperlipidie $\langle probable \rangle$.

C_1, \dots, C_n depend $P(p)$ est équivalent à:

- $(C_1 \vee \dots \vee C_n) \xrightarrow{p} P$.
- $(\forall i)(\neg P \xrightarrow{p} \neg C_i)$.

- Les règles de type **inclusion**

Ces règles représentent une variante des règles de type dépend et servent à définir les règles de type exclusion.

C_1, \dots, C_n inclusion $P(p)$ est équivalent à:

- $(C_1 \vee \dots \vee C_n) \rightarrow P$.
- $(\forall i)(\neg P \xrightarrow{p} \neg C_i)$.

Exemple:

- chaise inclusion siege $\langle probable \rangle$

- Les règles de type **exclusion**

Permet d'indiquer les propositions qui s'excluent mutuellement. Exemple:

alcool, anti_biotique exclusion

C_1, \dots, C_n exclusion (p) est équivalent à ajouter une nouvelle variable intermédiaire V de domaine $\{e_1, \dots, e_n\}$ telle que:

- $(\forall i)(C_i \text{ inclusion } V = e_i(p))$

Exemples:

- *obesite_juvenile, obesite_adulte exclusion* $\langle 1 \rangle$
- *traitement-HTA-essentielle , traitement-obésité exclusion* $\langle probable \rangle$.

Il est possible de définir de nouveaux types de règles. Mais, cela nous a semblé inutile pour les problèmes de diagnostic médical que nous traitons.

2.4 Exécution des règles de vraisemblance

On suppose, au départ, que le but du diagnostic est représenté par les risques d'obésité et d'artériosclérose. De plus, on suppose que nous avons les règles suivantes:

```

regle is
  poids = excessif implique obese
end $

regle is
  (energie = excessif) et obese
  implique obesite-future <probable>
end $

regle is
  (nbre-obeses = 1 ou 2)
  implique obesite-future <possible>
end $

regle is
  (nbre-cardio-vasculaires = 1 ou 2)
  implique cardio-vasculaire-future <probable>
end $

```

Si nous considérons les données qui influencent les deux propositions *obesite-future* et *cardio-vasculaire-future*, on constate que les données les plus importantes sont, dans l'ordre décroissant d'importance:

nbre-obeses, poids = excessif , nbre-cardio-vasculaires, ...

La façon de sélectionner les données les plus importantes est décrite dans le chapitre sur la conduite du diagnostic. Dès qu'une des données a été déterminée, on propage les conséquences de cette donnée. Par exemple, si l'utilisateur répond que le nombre de parents obèses est 2 alors on déduit alors que le risque d'obésité future est possible. De nouveau, on sélectionne les questions importantes:

poids = excessif , nbre-cardio-vasculaire ...

Des qu'il n'y a plus de données importantes vis-à-vis du but, on considère que la tâche du diagnostic est achevée.

CONCLUSION:

Nous avons proposé une généralisation de la représentation des règles heuristiques exposée par Gascuel [Gas85].

A cette effet, nous avons donné la possibilité de déclarer des variables ayant pour domaine, un nombre quelconque d'états.

Puis, nous avons considéré qu'il était préférable d'exprimer la vraisemblance des règles et des propositions élémentaires de façon qualitative.

Enfin, nous avons proposé de définir de nouveaux types de règles de vraisemblance (les règles de type: compose, inclusion). Chaque type de règles de vraisemblance a été défini comme une composition des règles d'influence de la forme $expr_1 \xrightarrow{p} expr_2$.

Ces règles heuristiques se prêtent difficilement à l'expression du diagnostic lorsque les maladies ne sont plus indépendantes et nécessitent de raisonner sur l'interaction causale entre ces maladies. Nous sommes donc conduits à proposer un troisième niveau de connaissances: LES CONNAISSANCES HEURISTIQUES GLOBALES.

3 Les connaissances heuristiques globales

Ici, on considère que le but du diagnostic est d'expliquer la présence des symptômes par la présence des maladies et de leurs interactions causales.

Une maladie n'est plus représentée comme un état du patient. Une maladie décrit plutôt une interaction entre certains états pathologiques. Par exemple, le diabète est défini, au départ, par une sécrétion insuffisante d'insuline entraînant une hyper-glycémie à certains moments de la journée, cette hyper-glycémie se manifestant par certains symptômes tels que la soif, le malaise. Mais, cette définition ne tient pas compte de l'intervention d'autres facteurs possibles et, donc, n'est pas applicable pour établir le diagnostic. D'où l'idée de décrire une maladie de façon stéréotypée par une liste d'états *souvent* associés à cette maladie. Une maladie sera représentée par un schéma d'états.

Un schéma définit une propriété globale du patient susceptible d'expliquer les symptômes du patient ou de justifier le choix de la thérapie. En fait, les schémas servent à classifier l'ensemble des diagnostics possibles.

L'expérience a montré qu'une classification complète des diagnostics n'est pas possible car un patient peut être atteint de plusieurs maladies à la fois et l'énumération des schémas représentant toutes les combinaisons possibles de maladies devient vite impossible. Deux solutions ont été proposées qui se complètent:

1. Aikins [Aik83] a montré qu'un schéma peut aussi bien décrire un type de maladie, qu'une étape de l'évolution de cette maladie, ou même qu'un aspect de celle-ci. Le résultat du diagnostic est souvent caractérisé par des relations causales entre maladies. Aikins a donc proposé de décrire les connaissances qui définissent de façon globale l'interaction entre maladies.
2. Chandrasekaran [Cha84a,Cha84b] a proposé une méthode générale qui justifie les interactions entre maladies. Cette méthode a pour but d'expliquer la présence des symptômes par des hypothèses "cohérentes" qui constitueront le résultat du diagnostic. Les hypothèses élémentaires sont représentées par les schémas de maladies. Les hypothèses non élémentaires sont des propriétés attendues déduites des relations causales probables entre maladies. Par exemple, si l'on sait qu'une maladie A favorise l'apparition d'une maladie B, alors l'hypothèse attendue sera que la présence probable de A implique la présence probable de B. Si cette hypothèse est vérifiée, on dira alors que la présence de A explique la présence de B. Inversement, si la présence de A est probable et celle de B est improbable, il s'agira d'expliquer l'absence de B par la vérification d'autres hypothèses complémentaires.

CLANCEY [Cla85,Cla86] a montré que réduire les relations entre schémas aux seuls liens d'héritage de propriétés amène souvent à confondre celles-ci avec les relations causales entre schémas. Or, une relation causale implique la notion de chronologie entre causes et effets. Ceci permet de distinguer: les causes d'une maladie, la maladie, les risques futurs de la maladie. Mais, le but du diagnostic n'est pas seulement d'expliquer les symptômes du patient par la présence de maladies, mais aussi de proposer une prescription médicale dont l'application permettra de soigner ces maladies ou du moins d'inhiber ses effets néfastes. Ces conseils de thérapies seront représentés eux aussi par des schémas permettant de déterminer la prescription susceptible à la fois d'"inhiber" une maladie et ses causes. Ceci nous amène à définir des relations entre les schémas de prescriptions thérapeutiques et les schémas de maladies.

Aussi, proposons nous de représenter un schéma de maladie par une combinaison "probable" d'états et par un certain nombre de relations avec d'autres schémas.

Puis, nous montrerons de façon informelle comment sont utilisées ces connaissances pour établir le diagnostic.

3.1 description des connaissances heuristiques globales

Nous allons décrire successivement:

1. comment définir un schéma de maladie.
2. les différents types de relations entre schémas et essentiellement les relations causales.
3. une représentation de l'obésité par ce type de connaissances.

Définition des schémas

Un schéma de maladie est décrit par:

1. son type: Maladie ou Prescription.
2. une combinaison probable d'états $\langle i_1, e_1 \rangle, \dots, \langle i_n, e_n \rangle$.
3. une liste de règles de vraisemblance locales au schéma représentant les relations entre états dus à la présence de la maladie. Une combinaison d'états est une liste de couples $\langle \langle importance \rangle, \langle etat \rangle \rangle$. L'importance d'un état donne l'importance de la présence de cet état pour le schéma.

EXEMPLE DE SCHÉMA:

MALADIE obésité-effective

SOUS SCHÉMA DE: pathologie-nutritionnelle;

CARACTÉRISÉ PAR:

nécessaire qualité(poids(bilan-courant)) = excessif ou tres-excessif;

%l'obésité est définie par un excès pondéral de plus de 20%

DE REGLES: $R_1 : (\text{sexe} = \text{homme}) \wedge (\text{age}(\text{patient}) \geq 50) \text{ implique HTA_future}(0.7)$

Dans l'exemple précédent, l'état d'excès pondéral est représenté comme une abstraction de la donnée poids-relatif(PATIENT).

On peut se représenter un schéma comme une méta-règle de la forme:

méta-règle S

sous-types: S_1, \dots, S_n ;

conditions: états(S);

conclusions: règles(S);

Les règles de vraisemblance d'un schéma sont activables uniquement lorsque la validité du schéma est "probable".

La validité d'un schéma est soit: inconnu, éliminé ou probable.

inconnu: on ne dispose pas d'informations suffisantes pour juger le schéma.

éliminé: les informations sont suffisantes pour rejeter le schéma comme hypothèse.

probable: les informations rendent probables l'hypothèse de ce schéma. Un schéma est considéré probable lorsque la combinaison d'états du schéma a un coefficient de vraisemblance supérieur à un certain seuil.

Les relations entre schémas

Aikins [Aik83] et Clancey [Cla86] ont montré que la classification des schémas peut s'effectuer suivant plusieurs critères que l'on confond souvent.

Nous allons proposer plusieurs types de relations entre schémas qui nous semblent souvent utilisés implicitement par les experts médicaux.

les relations d'héritage de propriétés: Ces relations permettent de déterminer la présence "probable" de maladies par raffinements successifs sur la hiérarchie de schémas. On hérite principalement des caractéristiques et des règles de vraisemblance des schémas "ancêtres".

les relations causales: Ces relations permettent de rechercher les causes possibles d'une maladie. Il permettent aussi de prévoir les risques futurs dus à la présence de certaines maladies. On distingue les relations d'aggravation et les relations d'inhibition. Les relations d'inhibition servent à désigner les traitements pouvant inhiber une maladie.

les relations de prescription conseillée: ces relations permettent de passer de la recherche des maladies "expliquant" les "symptômes" à la recherche de la prescription thérapeutique contre ces maladies. Aussi, on distingue deux types de relations: "causerait" relie la prescription avec le schéma décrivant les conséquences du processus d'inhibition; la relation "inhiberait" relie la prescription (et non le processus d'inhibition) avec la pathologie susceptible d'être inhibée.

Ces relations peuvent servir à suggérer les nouveaux schémas à vérifier. Ces relations sont alors utilisées comme les règles de suggestions de schémas proposées par Aikins [Aik83]. Nous verrons plus tard qu'elles servent aussi à fournir une explication "intelligible" du diagnostic durant la déduction des interactions entre schémas.

Description de l'obésité par des schémas

Le fonctionnement physio-pathologique de l'obésité illustre les deux niveaux de connaissances heuristiques le décrivant:

1. le niveau heuristique global

On commence par discerner les schémas de maladies suivants: l'obésité défini comme un excès pondéral, les sous-types d'obésité, l'obésité juvénile souvent caractérisée par un excès pondéral à la jeunesse. On schématise ensuite les principaux facteurs susceptibles d'inhiber ou d'aggraver les différentes formes d'obésité: la sur-alimentation définissant un excès du bilan nutritionnel énergétique par rapport aux besoins énergétiques de l'individu, les facteurs héréditaires révélés par les antécédents médicaux des parents de la personne. Enfin, suivant les types d'obésité et leurs causes, on propose des schémas de thérapie tels que: un régime alimentaire hypo-calorique, des examens dans les cas de risques importants de complications.

2. le niveau heuristique local

On y décrit les états du patient qui représentent les manifestations des schémas décrits précédemment. Pratiquement, on distingue habituellement: LES SIGNES OU LES SYMPTÔMES tels que: l'individu est une femme enceinte, l'excès pondéral est très élevé, les parents sont tous les deux obèses; LES ÉTATS PATHOLOGIQUES INTERNES tels que les causes indirectes d'obésité: l'irrégularité des prises de repas, l'excès pondéral à la jeunesse; les causes directes d'obésité telles que l'hypertrophie ou hyperplasie des tissus adipeux, l'hérédité de l'individu; LES CONSEILS THÉRAPEUTIQUES tels que: diminuer les consommations de boissons sucrées, effectuer un minimum de sport, Entre ces états, on définit des règles de vraisemblance (voir les exemples donnés page 49) permettant de déduire les causes directes de schémas de maladie.

Nous allons donner quelques exemples de définitions de schémas. La figure 2.9 représente les relations globales entre les différents schémas.

ÉTAT-GLOBAL *regime-hypo-calorique*

CARACTÉRISÉ PAR: nécessaire qualité(énergie(bilan)) = faible

MALADIE *obésité-juvénile %causc possible d'obésité-effective*

SOUS SCHÉMA DE: *pathologie-nutritionnelle;*

CARACTÉRISÉ PAR:

probable hyperplasie-adipeuse;

probable facteurs-familiaux-d'obésités; %les parents obèses ou diabétiques
nécessaire qualité(poids(bilan-adolescent)) = excessif ou tres-excessif;

%caractérisé par un excès pondéral de plus de 20% à la jeunesse

PRESCRIPTION *conseil-regime-hypocalorique*

CARACTÉRISÉ PAR: poids-relatif(patient) ≥ 0.2

hypertrophie-adipeuse;

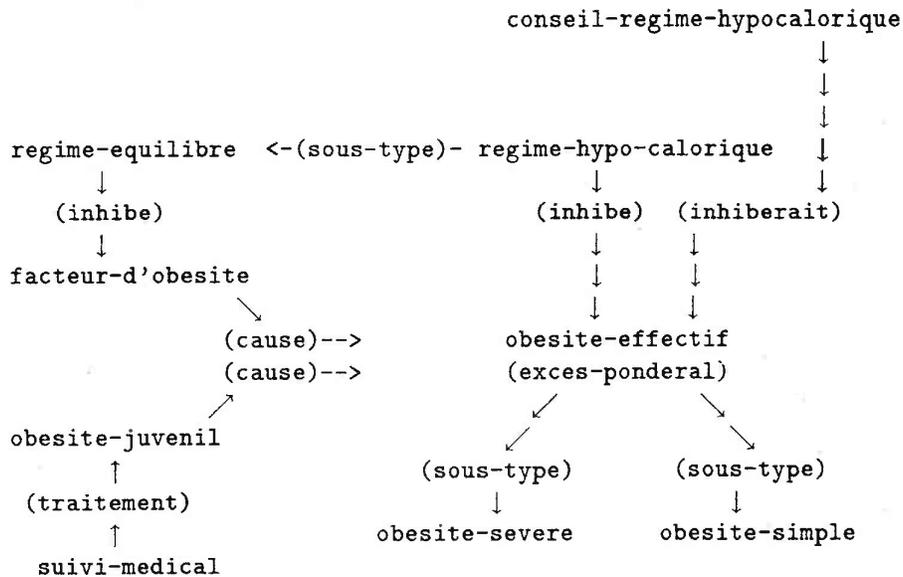


Figure 2.9: SCHÉMATISATION GLOBALE DE L'OBÉSITÉ

MALADIE obésité-effective
 CARACTÉRISÉ PAR: poids-relatif(patient) ≥ 0.2

3.2 Exécution des connaissances globales

L'application de connaissances heuristiques globales consiste à justifier les hypothèses typiques non vérifiées à partir d'autres hypothèses typiques. L'ensemble des hypothèses typiques qui permettent de justifier les symptômes représente alors le résultat du diagnostic. Nous appellerons les hypothèses typiques non vérifiées, des propriétés *anormales*.

Exemple: l'hypothèse: régime-hypocalorique $\xrightarrow{\text{inhibe}}$ obésité-effective
 peut justifier l'absence d'obésité-effective malgré la présence
 d'obésité-juvénile.

Pour définir le raisonnement de justification, il nous faut:

- d'abord décrire comment déterminer la validité des schémas en fonction de ceux des états qui le définissent. Initialement, on considère que l'on connaît la vraisemblance des états qui vont permettre de vérifier la présence des schémas de maladies.
- puis, décrire les hypothèses "typiques" induites par chaque type de connaissances: c'est à dire caractériser les propriétés "attendues" associées à chaque type de connaissances.

- enfin proposer des règles d'inférence portant sur les justifications (ou explications) des propriétés anormales. Une propriété anormale est associée à l'hypothèse qui n'est pas vérifiée.

Nous exprimerons les règles de justifications en logique par des clauses de HORN [Clo81, Kow79]. Ce formalisme est adapté car le raisonnement de justification consiste à déterminer quelques propriétés attachées aux connaissances heuristiques globales. Ces propriétés dépendent essentiellement des types de connaissances.

La validité des schémas

Un schéma est défini sous la forme:

SCHEMA S

etats: $\langle imp_1, E_1 \rangle, \dots, \langle imp_n, E_n \rangle$.

regles: R_1, \dots, R_q

La validité d'un schéma est uniquement fonction de la validité qualitative des états qui la définissent. La validité d'un état $V = e_i$ dépend uniquement de son coefficient de vraisemblance $cin(V = e_i)$.

Dans la définition d'un schéma, on indique l'importance de chaque état vis-à-vis du schéma. Suivant cette importance, on différencie:

les états nécessaires: le schéma est éliminé si un de ses états est aussi éliminé.

les états suffisants: le schéma est vérifié si tous ses états sont vérifiés.

les autres états: On fait une estimation d'un coefficient de vraisemblance en effectuant une moyenne pondérée sur les états en faveur ou en défaveur du schéma. En suivant la même démarche que pour déterminer la validité des états, on fournit un seuil permettant de décider si le schéma est vérifié, éliminé ou indéterminé.

Les hypothèses typiques

Une hypothèse caractérise soit une relation entre 2 hypothèses, soit un état "normal" concernant une proposition ou une donnée du diagnostic. Une hypothèse est vérifiée lorsque sa propriété typique est vérifiée.

- La définition d'une variable d'état V induit l'hypothèse que les états anormaux e_i ne sont pas probables, c'est à dire:

$$\neg V = e_i$$

- La définition du schéma précédent induit les hypothèses suivantes:

$$(\forall i)(S \Rightarrow E_i)$$

- De même, $S_1 \text{ cause } S_2$ induit l'hypothèse:

$$S_1 \Rightarrow S_2$$

- De même, S_1 *inhibe* S_2 induit l'hypothèse:

$$S_1 \Rightarrow \neg S_2$$

Lorsqu'une hypothèse est vérifiée, on dit que l'hypothèse est justifiée. Dans le cas contraire, on parle alors de propriété anormale.

La justification des propriétés anormales

Associée à chaque hypothèse, on définit un ou plusieurs types de propriétés anormales.

On décrit ensuite comment chaque propriété anormale peut être justifiée par d'autres hypothèses plus complexes.

Par exemple, l'interaction entre deux schémas probables S_1 et S_2 peut justifier qu'un état $V = e_i$ confirme l'un et infirme l'autre. C'est à dire:

si VERIFIE(S_1) et VERIFIE(caract($S_1, V = e_i$)) et
 VERIFIE(S_2) et VERIFIE(anormal("signe-absent", caract($S_2, \neg V = e_i$)))
 alors
 JUSTIFIE(interaction(S_1, S_2), anormal("effet-absent", caract($S_2, \neg V = e_i$)))

où S_1, S_2 désignent des schémas quelconques.

Autre exemple:

si VERIFIE(inhibe(S_1, S_2)) et
 VERIFIE(anormal("effet-absent", cause(S_3, S_2)))
 alors
 JUSTIFIE(inhibe(S_1, S_2), anormal("effet-absent", cause(S_3, S_2)))

avec S_1, S_2 et S_3 des schémas quelconques correspondant aux hypothèses élémentaires.

D'après la description de l'obésité précédente, si on constate la présence d'obésité-juvénile et l'absence d'obésité-effective, celle-ci pourra être justifiée par la présence de sous-alimentation. En appliquant la règle précédente, on obtiendra:

JUSTIFIE(inhibe(*sous-alimentation, obesite-effective*),
 anormale("effet-absent",
 cause(*obesite-juvenil, obesite-effective*))).

On peut compléter ainsi les règles d'inférence permettant le raisonnement de justification. Celles que nous avons données sont simples. On peut en effet exprimer des cas de propriétés anormales plus complexes telles que la nécessité qu'un schéma soit expliqué au moins par la présence d'une cause.

La conduite du raisonnement aura pour tâche de contrôler:

- comment déterminer la validité des schémas.

- comment sélectionner un sous-ensemble de ces schémas qui fournissent une explication cohérente du diagnostic.

CONCLUSION:

Les connaissances heuristiques globales servent à représenter les relations causales entre maladies qui permettent d'expliquer les résultats du diagnostic. Le raisonnement de justification proposé s'inspire fortement des idées exposées par Clancey [Cla86] et Chandrasekaran [Cha84a].

Dans le problème de diagnostic nutritionnel personnalisé, ce niveau de connaissances s'est révélé inutile. En effet, le diagnostic nutritionnel consiste essentiellement à raisonner sur la vraisemblance des risques nutritionnels. De plus, il n'existe pas d'étude formelle sur le raisonnement de justification.

Aussi, avons nous considéré qu'il n'était pas nécessaire d'approfondir l'étude du raisonnement de justification dans le cadre de cette thèse.

Ainsi, dans la suite de cette thèse, nous étudierons uniquement l'utilisation des graphes conceptuels et celle des règles de vraisemblance.

Chapitre 3

CONDUITE DU RAISONNEMENT PAR LE SYSTÈME EXPERT

Dans ce chapitre, nous tenterons de décrire une méthode d'application des connaissances du système expert qui réponde aux objectifs suivants:

- déterminer les maladies et les "causes" de ces maladies qui expliquent les symptômes du diagnostic.
- minimiser le nombre de données nécessaires à la réalisation du diagnostic.
- proposer des solutions pour utiliser des connaissances pour lesquelles la sémantique décrite au chapitre précédent n'est pas applicable.
- optimiser l'exécution des connaissances du diagnostic médical.

En fait, nous nous sommes restreints à la méthode d'application des règles de vraisemblance car elle correspond au niveau de connaissances le plus étudié et le plus intéressant. Nous ne traitons pas de l'utilisation des connaissances du premier niveau (concernant les graphes conceptuels et les dépendances fonctionnelles) car son utilisation est assez simple et a déjà été présenté au second chapitre 39. Nous ne traitons pas non plus de l'utilisation du troisième niveau car nous considérons ne pas avoir assez de matière à ce sujet pour proposer des idées originales par rapport aux méthodes proposées par d'autres auteurs tel que Aikins [Aik83], Clancey [Cla86] et Chandrasekaran [Cha84a].

La méthode d'application des règles de vraisemblance peut être schématiser ainsi:

Le but de cette méthode est de déterminer la vraisemblance des variables de type DIAGNOSTIC (représentant les maladies et les causes possibles). On suppose que le type de chaque variable est fourni au départ par l'expertise médicale. On différencie trois types de variables d'états:

- les variables de type SIGNE sur lequel pourront porté les questions.
- les variables de type DIAGNOSTIC dont on cherche à estimer la vraisemblance.

- les variables INTERMÉDIAIRES représentant en fait les variables restantes servant souvent d'intermédiaires de raisonnement.

Les ensembles de variables de type SIGNES et de variables de type DIAGNOSTIC ne sont pas nécessairement disjointes.

Pour déterminer la vraisemblance des états des variables de type diagnostic, on propage les influences des règles de vraisemblance des variables de type signe à ceux de type diagnostic.

On détermine ensuite les questions concernant les variables de type SIGNE qui sont susceptibles d'influer sur la vraisemblance des variables de type DIAGNOSTIC. Pour cela, on propose d'estimer l'intérêt des variables de type SIGNE à partir des variables de type DIAGNOSTIC en parcourant les règles en sens inverse (c'est à dire en chaînage arrière). Si aucune variable de type signe ne présente d'intérêt, on considère que la tâche de diagnostic est terminée. Sinon, on interroge l'utilisateur sur les données ayant un intérêt suffisant vis à vis du diagnostic.

Puis, on propage les conséquences des réponses de l'utilisateur et ainsi on recommence le processus décrit précédemment.

La méthode d'exécution des règles de vraisemblance sera décrite successivement par les trois aspects suivants:

1. de sélectionner et d'ordonner les questions nécessaires à la déduction des certains états de façon à minimiser le nombre de données nécessaires. Nous verrons que ceci est réalisé en suivant une démarche analogue à celle appliquée pour décrire la propagation d'influence en inversant le sens d'exécution des règles d'influence.
2. de proposer un ordre d'exécution aux règles de vraisemblance.
3. d'optimiser l'exécution des règles. A cet effet, nous proposerons d'ordonner la base de règles suivant certains critères que nous décrirons.

1 Le chaînage avant et le chaînage arrière

Lorsqu'on veut déterminer les états du système à étudier, nous considérons qu'il n'est pas possible de connaître à l'avance les informations dont on disposera. Aussi, une tâche importante d'un système expert est de minimiser (au moins relativement) le nombre de données nécessaires pour déterminer ces états. Aussi, allons nous proposer une stratégie globale d'interrogation.

On suppose que l'on connaît, au départ, l'ensemble des variables de type RÉSULTAT. Ceux-ci représentent en général les résultats du diagnostic tel que les causes, les maladies, les pannes, ... De même, on connaît les variables de type DONNÉE, c'est à dire, celles dont la validité est fournie par abstraction des propriétés observées sur le système à étudier. Il est important de remarquer ici qu'une variable peut être à la fois de type DONNÉE ou de type RÉSULTAT. Ceci est le cas lorsque la validité de celle-ci peut être, soit déduite par les règles de vraisemblance, soit fournie par une donnée. Un parcours des règles d'influence en chaînage avant (de la condition de règle vers la conclusion) permet de propager les facteurs de vraisemblances des variables de type donnée vers les variables de type résultat.

En 1978, le système expert MYCIN montrait l'intérêt de choisir les questions en fonction des connaissances du domaine. A cet effet, MYCIN [Dav77] parcourt les règles en chaînage arrière et interroge l'utilisateur sur une donnée lorsqu'aucune règle ne propose de conclusion sur celle-ci. Malheureusement, MYCIN décide des questions à poser pendant le parcours lui-même, ce qui limite la stratégie d'interrogation. Par exemple, l'ordre de parcours des règles entraîne une variation du nombre de questions posées à l'utilisateur. Aussi, proposons nous une STRATÉGIE GLOBALE qui estime l'intérêt de chaque proposition élémentaire de type donnée vis à vis de la liste de propositions élémentaires de type résultat en tenant compte des règles d'influence. L'intérêt d'une proposition élémentaire sera mesuré par un coefficient (appelé coefficient d'intérêt).

Pour cela, nous suggérons d'utiliser une démarche analogue à celle qui définit les principes de propagation des coefficients de vraisemblance [Gas85] et de fournir ainsi une nouvelle interprétation à aux règles d'influence

$$expr \xrightarrow{P} Q$$

qui permettent de propager les coefficients d'intérêt de la conclusion Q vers la condition $expr$.

Nous allons décrire rapidement la notion de propagation d'intérêt. D'abord, on fait la distinction entre:

- l'intérêt d'une règle $R = expr \xrightarrow{P} Q$ noté $cir(R)$. Celui-ci mesure la quantité d'informations que la règle R peut encore apporter à la conclusion Q .
- l'intérêt d'une proposition élémentaire $V = e_i$ noté $cir(V = e_i)$. Plus ce coefficient $cir(V = e_i)$ est élevé, plus il est important d'obtenir des informations concernant cette proposition élémentaire vis à vis de la liste de variables de type résultat.

Une règle $expr \xrightarrow{P} Q$ est interprétée ici comme une règle propageant le coefficient d'intérêt de Q vers les variables apparaissant dans l'expression $expr$. Pour simplifier le problème, dans la suite, on suppose que les règles d'influence n'ont pas de négation en partie condition.

Initialement, le coefficient d'intérêt d'une proposition élémentaire $V = e_i$ de type résultat estime la quantité d'informations supplémentaires qu'il est possible d'apporter. Nous considérons que le coefficient d'influence $cin(V = e_i)$ représente la quantité d'informations que l'on a de $V = e_i$. D'où, lorsque V est une variable de type résultat, on a:

$$cir(V = e_i) = 1 - cin(V = e_i)$$

L'intérêt d'une règle $R = expr \xrightarrow{P} Q$ est proportionnel à la quantité supplémentaire d'informations que la règle R peut apporter à sa conclusion Q . Aussi, proposons nous l'expression:

$$cir(R) = cir(Q) * (cin_maxi(Q, R) - cin(Q))$$

où $cin_maxi(Q, R)$ est la valeur de l'influence de Q si l'influence de R était maximale ($cin_maxi_regle(R)$).

$cin_maxi(Q, R)$ est la composition des influences des autres règles (noté *reste*) et de l'influence maximale de R (noté $cin_maxi_regle(R)$). D'où:

$$cin_maxi(Q, R) = SOM(cin_maxi_regle(R), reste)$$

sachant que:

$$cin(Q) = SOM(cin(R), reste)$$

On obtient:

$$cin_maxi(Q, R) = SOM(DIFF(cin(Q), cin(R)), cin_maxi_regle(R))$$

avec la définition *DIFF* représentant la fonction inverse de *SOM*:

$$DIFF(x, y) = \frac{x - y}{1 - y}$$

$$cin_maxi_regle(R) = PRODUIT(cin_maxi(expr), p) = PRODUIT(1, p) = p$$

D'où, on obtient l'expression de l'intérêt d'une règle *R*:

$$cir(R) = cir(Q) * (SOM(DIFF(cin(Q), cin(R)), p) - cin(Q))$$

D'après le principe de dualité, on doit avoir la relation:

$$cir(\neg V = e_i) = cir(\bigvee_{j \neq i} V = e_j)$$

D'après le principe de conservation d'influence, on doit avoir la relation:

$$cir(A_1 \bigvee \dots \bigvee A_n) = MULT(SOM(cir(A_1), \dots, cir(A_n)), \frac{1}{n})$$

D'après le principe de décomposition, on doit vérifier:

$$cir(A_1 \bigwedge \dots \bigwedge A_n) = SOM(cir(A_1), \dots, cir(A_n))$$

Nous noterons l'intérêt x d'une proposition P entre crochets ainsi: $P[x]$. Nous allons décrire maintenant les principes d'inférence qui définissent la sémantique de propagation des coefficients d'intérêt.

propagation d'intérêt

$$\{expr \xrightarrow{p} Q\} \models \{expr[cir(Q) * (SOM(DIFF(cin(Q), cin(R)), p) - cin(Q))]\}$$

composition d'intérêt

$$\{Q[x], Q[y]\} \models Q[SOM(x, y)]$$

interval critique d'intérêt: On considère l'expression *expr* suivant:

$$expr = expr_1 \text{ operateur } expr_2$$

où $expr_1$ et $expr_2$ sont les sous-expressions et *op* est soit l'opérateur \bigvee , soit \bigwedge . On a alors la dérivation suivante:

$$(expr_1 \text{ op } expr_2)[x] \models \left\{ \begin{array}{l} expr_1[x * \frac{long([cin(expr_1), 1] \cap [cin(expr), 1])}{long([cin(expr_1), 1] \cup [cin(expr), 1])}] \\ expr_2[x * \frac{long([cin(expr_2), 1] \cap [cin(expr), 1])}{long([cin(expr_2), 1] \cup [cin(expr), 1])}] \end{array} \right\}$$

On obtient alors les deux dérivations suivantes:

$$(expr_1 \vee expr_2)[x] \models \{expr_1[x * \frac{1 - cin(expr_1)}{1 - cin(expr)}], expr_2[x * \frac{1 - cin(expr_2)}{1 - cin(expr)}]\}$$

$$(expr_1 \wedge expr_2)[x] \models \{expr_1[x * \frac{1 - cin(expr)}{1 - cin(expr_1)}], expr_2[x * \frac{1 - cin(expr)}{1 - cin(expr_2)}]\}$$

La détermination de la vraisemblance de la liste des variables de type résultats sera donc réalisée en trois étapes qui seront répétées tant qu'existent des variables de type donnée ayant un coefficient d'intérêt non nulle ou presque et n'ayant pas été demandée à l'utilisateur.

1. le calcul des coefficients d'intérêt de chaque proposition accessible en chaînage arrière à partir des variables de type résultat.
2. l'interrogation de l'utilisateur sur les propositions données dans l'ordre décroissant de leur coefficient d'intérêt. Nous proposons ici de choisir les données ayant un coefficient d'intérêt "proche" du coefficient d'intérêt maximal.
3. la propagation des conséquences des réponses fournies aux questions.

2 L'exécution des règles

Nous allons décrire ici dans quel ordre sont exécutées les règles d'influence qui composent les règles de vraisemblance. Mais, auparavant, nous montrerons que la sémantique d'exécution des règles d'influence exposée au chapitre précédent n'est pas applicable pour exécuter certaines règles de vraisemblance.

On suppose ici que l'on n'a plus de règles EXCLUSION. Chaque règle:

$$C_1, \dots, C_n \text{ exclusion } \langle p \rangle$$

a été remplacée par les règles de type INCLUSION suivantes:

$$(\forall i \in [1, n])(C_i \text{ inclusion } (V = e_i) \langle p \rangle)$$

où V est une nouvelle variable dont le domaine est $\{e_1, \dots, e_n\}$.

Pour exécuter un ensemble des règles **F** de vraisemblance, il suffit d'appliquer les principes de propagation d'influence [Gas85] comme des règles de dérivation qui transforment l'ensemble des règles **F** jusqu'à obtenir un ensemble des règles élémentaires de la forme:

$$\text{vrai} \xrightarrow{x} (V = e_i)$$

associé à chaque état possible $V = e_i$. Les principes ne peuvent être appliqués dans n'importe quel ordre. Avant d'exécuter une règle R , il faut, au préalable avoir exécuté toutes les règles pouvant propager une influence sur la partie condition de la règle R .

Lorsqu'on a des circuits de la forme:

$$A \rightarrow \dots \rightarrow B$$

$$B \rightarrow \dots \rightarrow \neg A$$

alors on constate le problème: comment propager les influences, dans quels ordre ?

On peut appliquer les principes comme des règles de dérivation sur l'ensemble courant des règles restantes dont on n'a pas encore propagé les influences. Mais, dans ce cas, suivant l'ordre où on exécute les règles de vraisemblance, on obtient des résultats différents: ce qui est inacceptable. Par exemple, supposons qu'au départ, on ait l'ensemble des formules suivantes:

$$\{A\langle x \rangle, B\langle y \rangle, R[A \text{ constituent } B]\}$$

Ceci se réécrit, par définition:

$$\{A\langle x \rangle, \neg B\langle y \rangle, R1[A \rightarrow B], R2[B \rightarrow A], R3[\neg A \rightarrow \neg B], R4[\neg B \rightarrow \neg A]\}$$

Les règles $R3$ et $R4$ ne peuvent rien propager. Reste les règles $R1$ et $R2$. Si on exécute d'abord $R2$, puis $R1$, on obtient successivement:

$$\{A\langle SOM(x, y) \rangle, B\langle y \rangle, R1[A \rightarrow B]\}$$

$$\{A\langle SOM(x, y) \rangle, B\langle SOM(x, y, y) \rangle\}$$

Par contre, si on exécute d'abord $R1$ puis $R2$, alors on obtiendra alors le résultat:

$$\{A\langle SOM(x, x, y) \rangle, B\langle SOM(x, y) \rangle\}$$

Mycin exécute ces règles de cette façon: c'est à dire que les règles sont activées en chaînage arrière, et, dans le cas de circuits, suivant l'ordre où les règles sont invoquées, on active les premières règles invoquées sans tenir compte des autres. Ce qui entraîne des non-sens dans certain cas: si on a $A \rightarrow \neg B$ et $B \rightarrow \neg A$, alors suivant l'ordre d'invocation, on aura A vrai et B faux ou le contraire.

Ce problème de circuits d'influence est résolu au niveau de l'interprétation des règles de vraisemblance. Le calcul des coefficients caractérisant une proposition élémentaire $V = e_i$ consiste à propager l'influence provenant de chaque règle d'influence ayant en conclusion, la variable V vers les règles d'influence où la variable V apparaît en condition. Dans le cas des règles de vraisemblance bi-directionnelles, le principe de calcul des coefficients de $V = e_i$ est légèrement différent:

Soit la variable V et une règle de vraisemblance bi-directionnelle Rbd où V apparaît dans la définition. Cette règle rbd est définie par composition de deux listes de règles d'influence:

- les règles qui influencent la variable V , donc où V apparaît en conclusion.
- les règles où V apparaît en condition.

Lorsqu'on exécute une règle de Rbd qui influence V alors on propage l'influence de cette règle vers les règles d'influence où V apparaît en condition et qui composent les autres règles de vraisemblance bi-directionnelles.

Si on applique cette interprétation des règles de vraisemblance à l'exemple précédent, on obtient la dérivation suivante:

$$\left\{ \begin{array}{l} A\langle x \rangle, B\langle y \rangle, \\ A \text{ constituent } B \end{array} \right\} \models \left\{ \begin{array}{l} A\langle SOM(x, y) \rangle, \\ B\langle SOM(x, y) \rangle \end{array} \right\}$$

Ce principe de calcul interdit de propager une influence entre deux règles d'influence qui appartiennent à la même règle de vraisemblance. Ceci est illustré par l'exemple d'exécution suivante:

$$\left\{ \begin{array}{l} A(x), \\ \neg B(y), \\ R[A \text{ depend } B] \end{array} \right\} \models \left\{ \begin{array}{l} A(x), \neg B(y), \\ A \rightarrow B \end{array} \right\} \models \left\{ \begin{array}{l} A(x), \neg B(y), \\ B(x) \end{array} \right\} \models \left\{ \begin{array}{l} A(x), \neg A(y), \\ \neg B(y), B(x) \end{array} \right\}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} A(x), \neg B(y), \\ R[A \text{ depend } B] \end{array} \right\} \models \left\{ \begin{array}{l} A(x), \neg B(y), \\ \neg B \rightarrow \neg A \end{array} \right\} \models \left\{ \begin{array}{l} A(x), \neg B(y), \\ \neg A(y) \end{array} \right\}$$

Ce principe introduit naturellement l'exécution en parallèle des règles d'influence d'une même règle de vraisemblance. On retrouve là des idées proposées par Gascuel [Gas85]. Le calcul des coefficients est donc assez simple: on calcule séparément les coefficients de chaque règles d'influence composant les règles de vraisemblance et on propage l'influence d'une règle d'influence à toutes les autres règles de vraisemblance.

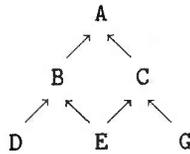
Le principe de calcul proposé diffère de celui proposé par Gascuel. Nous le montrons sur l'exemple suivant:

$R1[B, C \text{ constituent } A]$

$R2[D, E \text{ constituent } B]$

$R3[E, G \text{ constituent } C]$

schématisé par le dessin ci-dessous:



Nous obtenons les deux calculs suivants exécuté en parallèle:

$$A \rightarrow B \left\{ \begin{array}{l} B \rightarrow E \\ B \rightarrow D \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{l} E \rightarrow C \\ G \rightarrow C \end{array} \right\} C \rightarrow A$$

$$A \rightarrow C \left\{ \begin{array}{l} C \rightarrow E \\ C \rightarrow G \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{l} E \rightarrow B \\ D \rightarrow B \end{array} \right\} B \rightarrow A$$

D'après Gascuel, la propagation des influences en E provoque un circuit. D'après notre définition du principe de calcul, les propagations d'influence n'entraînent pas de circuit justement parce qu'il y a deux calculs en parallèle.

Malheureusement, dans certains cas, le calcul de propagation d'influence risque de "boucler". Les règles suivantes en donnent un exemple.

$R1[H, B \text{ constituent } A]$

$R2[C, I \text{ constituent } A]$

$R3[D, E \text{ constituent } B]$

$R4[E, G \text{ constituent } C]$

L'état B pourra influencer sur C en passant par E. Alors se pose le problème suivant: A risque d'influencer sur lui-même en passant par E. En effet, on a un chemin formant un circuit:

$$[A, R_1, B, R_3, E, R_4, C, R_2, A]$$

Pour résoudre ce problème, Gascuel a proposé d'empêcher la propagation par les propositions élémentaires A et E. Mais, cette solution ne nous semble pas satisfaisante dans la mesure où elle coupe les chemins de propagations de C vers B et vice versa, et donc change la signification des règles. En fait, dans ce cas, il n'existe pas d'ordre de calcul correcte vis des principes de propagation que nous avons énoncé. Nous interdisons donc la description de règles formant des circuits de ce type.

On considère qu'il y a circuit lorsqu'existe une liste de la forme:

$$A_0 Rh_0 A_1 Rh_1 \dots Rh_n A_n Rh_{n+1} A_0$$

où les A_i sont des variables d'état et les Rh_i sont des règles de vraisemblance bi-directionnelles toutes différentes qui se décomposent en une règle d'influence ayant en conclusion A_{i+1} et en condition A_i .

La recherche de tel circuit peut être réaliser par un algorithme de recherche de circuit dans un graphe.

3 Compilation des règles de vraisemblance

Un algorithme très simple d'exécution des règles de vraisemblance peut être le suivant:

```
TANT QUE il existe une proposition elementaire
    dont a modifie les coefficients
FAIRE
    POUR CHAQUE regle-vrais
        APPARTENANT regles-de-vraisemblance FAIRE
            POUR CHAQUE regle-in\-fluen\-ce
                APPARTENANT regles-d'in\-fluen\-ces(regle-vrais) FAIRE
                    propager-in\-fluen\-ce(regle-in\-fluen\-ce)
            FIN POUR
        FIN POUR
    FIN TANT QUE
```

Une étude de la complexité de cet algorithme montre que le temps d'exécution est exponentiel avec la longueur des chemins entre propositions. Lorsque le nombre de règles devient important, le temps d'exécution devient prohibitif. Ceci-ci nous amène à ne pas utiliser cette méthode dite méthode interprétée.

Nous allons proposer une méthode dite compilée qui réduit nettement cette complexité. Notre objectif est d'exécuter une règle d'influence le moins souvent possible: on n'exécute une règle que si toutes les propositions permettant la propagation de l'influence ont déjà été modifiées.

Ceci nous amène à définir la notion de réseau:

On dit que deux variables A et B appartiennent à le même réseau s'il existe une règle de vraisemblance bi-directionnelle ayant A en condition et B en conclusion ou vice versa.

On dit qu'une variable A_n est à un niveau plus haut qu'une variable A_0 s'il existe une liste:

$$A_0 \text{ Rbd}_1 A_1 \text{ Rbd}_2 \dots \text{Rbd}_{n-1} A_{n-1} \text{ Rbd}_n A_n$$

où les A_i sont des variables et les Rbd_i sont des règles de vraisemblance bi-directionnelles où A_{i-1} apparait en condition et A_i apparait en conclusion.

Nous allons définir un ordre partiel sur les règles de vraisemblance en tenant compte de la distinction entre trois types de propagations:

La propagation d'influences entre deux réseaux Ceci est réalisé par les règles IMPLIQUE où toutes les propositions apparaissant en condition de règle n'appartiennent pas à le même réseau que celle de la conclusion. On appellera ces règles les règles INTER-RÉSEAU.

La propagation dans un même réseau On propage ici simultanément les influences ASCENDANTES (en commençant par les règles des niveaux hierarchiques inférieurs jusqu'aux règles des niveaux hierarchiques supérieurs) et les influences DESCENDANTES (dans le sens inverse).

- **sens ascendant**

Ceci est réalisé par les règles bi-directionnelles et les règles IMPLIQUE où existe au moins une proposition C_i en condition de règle qui appartient à le même réseau que la proposition P en conclusion de règle tel que P soit un ancêtre de C_i dans ce réseau. Nous appellerons ce type de règles: les règles de RÉFUTATION.

- **sens descendant**

Ceci est réalisé aussi par les règles bi-directionnelles ainsi que les règles IMPLIQUE où existe une prémisses C_i qui soit ancêtre de la proposition P conclusion de règle. Nous appellerons ces règles: les règles de RAFFINEMENT.

On est donc amené à différencier les 4 classes de règles suivantes:

1. Les règles inter-réseau.
2. Les règles de réfutation.
3. Les règles de raffinement.
4. Les règles bi-directionnelles.

Nous choisissons de ranger les règles dans l'ordre imposé par le sens de propagation entre deux règles bi-directionnelles, par le sens de propagation ascendante et par le sens inverse de la propagation descendante.

Ceci permettra d'exécuter les règles d'une règles bi-directionnelle de la façon suivante:

1. on propage les influences montantes en activant les règles du réseau dans l'ordre de raffinement. Dans cette phase, les règles de raffinement sont les seules à ne rien faire.

2. on propage les influences descendantes en activant les mêmes règles dans l'ordre inverse de rangement du dernier au premier. Dans cette phase, seules les règles de réfutation ne sont pas concernées.
3. dans le cas où une influence descendante a modifié une proposition présente en condition d'une règle MONTANTE, alors on réitère les 2 phases précédentes.

On remarque que de cette façon, on réexécute une même règle un nombre généralement faible de fois. Réexécuter une règle ne veut pas dire exécuter un règle une nouvelle fois car ceci serait incorrecte. Réexécuter une règle veut dire de propager, non pas l'influence de cette règle, mais plutôt de propager une influence "corrigée" qui tienne compte de l'exécution précédente.

Maintenant, il allons déterminer comment réexécuter une règle de façon à tenir compte de la modification des coefficients de vraisemblance des propositions élémentaires.

Pour cela, on raisonne sur l'influence d'une règle d'influence R sur une proposition élémentaire B .

Supposons qu'au cycle précédent d'exécution, la règle R ait propagé sur B une influence in_1 . On sait que le coefficient $cin(B)$ est la somme d'influences SOM propagées par les règles dont la règle R . Donc, si on appelle x la somme des influences des règles à l'exception de R , on a:

$$cin(B) = SOM(x, in_1)$$

On suppose qu'au cycle d'exécution courant, la règle R doit propagé l'influence in_2 différente de in_1 . Pour simplifier, on peut supposer que R est la seule règle dont l'influence a été modifier. Dans ce cas, le coefficient de B doit prendre la nouvelle valeur:

$$cin(B) = SOM(x, in_2)$$

Comme on ne connaît pas x , on cherche à déterminer l'influence corrigée y à apporter à B fonction de in_1 et in_2 tel qu'on obtienne maintenant $cin(B) = SOM(x, in_2)$. Si on apporte maintenant y à B , comme $cin(B)$ valait $SOM(x, in_1)$ au cycle précédent, $cin(B)$ vaudra au cycle courant $SOM(SOM(x, in_1), y)$. On doit donc vérifier l'égalité:

$$SOM(x, in_2) = SOM(SOM(x, in_1), y)$$

On démontre alors le résultat suivant

SI $in_1 \neq 1$ ALORS

$$y = \frac{in_2 - in_1}{1 - in_1}$$

SINON $y = 0$

On veut démontrer:

Si in_1 est différent de 1 alors

$$(SOM(SOM(x, in_1), y) = SOM(x, in_2)) \Rightarrow (y = \frac{in_2 - in_1}{1 - in_1})$$

$$1 - (1 - SOM(x, in_1))(1 - y) = 1 - (1 - x)(1 - in_2)$$

$$(1 - SOM(x, in_1))(1 - y) = (1 - x)(1 - in_2)$$

$$(1 - (1 - (1 - x)(1 - in_1)))(1 - y) = (1 - x)(1 - in_2)$$

$$(1 - x)(1 - in_1)(1 - y) = (1 - x)(1 - in_2)$$

On peut remarquer que, si x est égale à 1 alors la règle n'a plus besoin d'être exécuté, et toutes valeurs de y compris entre 0 et 1 convient.

$$(1 - in_1)(1 - y) = (1 - in_2)$$

$$1 - in_1 - y(1 - in_1) = 1 - in_2$$

$$y(1 - in_1) = in_2 - in_1$$

Si in_1 est différent de 1 alors, on obtient:

$$y = \frac{in_2 - in_1}{1 - in_1}$$

On constate que, si l'influence précédente in_1 est nulle alors l'influence corrigé y est égale à l'influence courante in_2 . On en déduit qu'il suffit d'initialiser toutes les influences des règles à zéro avant toutes exécutions. Puis à chaque exécution, on propage non pas les influences d'une règle mais les corrections de celle-ci, quelle que soit le nombre de fois où elle a été exécutée !.

4 Conclusion

Nous avons proposé de représenter les relations heuristiques entre les états du système à étudier par des règles de vraisemblance qualitative.

La sémantique de ces règles est définie formellement par des principes d'inférence. Nous avons proposé une condition nécessaire pour que les coefficients de vraisemblance soient calculables.

Nous avons ensuite décrit une méthode efficace de calcul qui utilise un algorithme d'ordonnement des règles de vraisemblance.

Chapitre 4

RÉALISATION DU SYSTÈME EXPERT EN DIAGNOSTIC NUTRITIONNEL

Nous allons décrire successivement, le problème d'éducation nutritionnelle personnalisée, puis les tâches du diagnostic nutritionnel, et enfin, la réalisation du système expert.

1 Le problème d'éducation nutritionnelle personnalisée

L'amélioration du niveau de vie des pays industrialisés a entraîné des modifications rapides des habitudes alimentaires qui sont ou peuvent être à l'origine de l'augmentation de la fréquence de certaines pathologies tels que l'obésité, l'hypertension artérielle, les maladies cardio-vasculaires, et, plus généralement, toutes les pathologies ou syndrômes pathologiques que l'on regroupe sous le titre "maladies de la nutrition".

L'un des moyens efficaces pour y remédier semble être la formation nutritionnelle des adolescents par la voie éducative, mais peu d'expériences de ce type existent. L'équipe d'épidémiologie de l'Unité INSERM U308 de Nancy étudie actuellement cette approche sur des adolescents. Cet organisme tente d'évaluer l'impact de cette formation en tenant compte de la spécificité de chaque individu, en lui fournissant son propre bilan nutritionnel et en lui expliquant les risques que son comportement alimentaire favorise.

1.1 Les activités actuelles de l'INSERM

Les objectifs généraux de l'INSERM U308

L'INSERM effectue des études épidémiologiques sur la nutrition humaine. Il cherche à déterminer au niveau macroscopique quelles sont les relations entre les caractéristiques d'échantillons de la population, les comportements alimentaires et les maladies.

A cet effet, il réalise des enquêtes diététiques et met ainsi en évidence un certain nombre de corrélations statistiques montrant qu'il existe des relations causales entre le

comportement alimentaire et la fréquence d'apparition d'une maladie indépendamment des autres facteurs.

Les enquêtes diététiques

L'outil de base utilisé réside dans l'enquête alimentaire pour ces études épidémiologiques. Ceci est réalisé grâce à un programme interactif où le sujet répond directement aux questions posées par l'ordinateur sous le contrôle d'un enquêteur. Le programme permet d'analyser ce comportement en terme de constituants nutritionnels.

- **Les types d'enquête** Deux types d'enquêtes alimentaires sont utilisés car ils se complètent:
 - "24 recall": le sujet décrit tout ce qu'il a mangé la veille du jour où il est interrogé.
 - l'enregistrement par semainier: le sujet note tout ce qu'il a consommé sur une semaine. A la fin de l'enquête, la consommation moyenne sur la journée est calculée.
- **Le questionnaire de l'enquête** Le questionnaire contient:
 - les informations d'identification:** la date, le jour de la semaine le nombre de jour sur lequel porte l'enquête.
 - les informations anamnestiques:** le sexe, l'âge, le poids, la taille, le nombre d'enfants dans la famille, le lieu d'habitation, profession du père et de la mère.
 - les questions portant sur les quantités absorbées:** lors de chaque prise dans la journée, ces prises pouvant être organisées sous forme de repas ou spontanées (collations, grignotages).
- **Les résultats** Le programme calcule les paramètres de l'équilibre nutritionnel, c'est à dire, une moyenne des consommations exprimées en nutriments par jour.

Il fournit aussi une estimation de l'excédent pondéral en pourcentage (pour les adultes).

Enfin, il établit un tableau des consommations absolues par constituants nutritionnels et par repas dans la journée. Les paramètres nutritionnels calculés sont les suivants:

 - le total énergétique (en calories).
 - les lipides, les protides et les glucides (en grammes).
 - les fibres.
 - les sous-types de lipides (en grammes): les lipides saturés, les lipides insaturés, le cholestérol.
 - les sous-types de glucides: les sucres simples.
 - les minéraux: le sodium, le calcium, le potassium.

Le projet d'éducation nutritionnelle

L'INSERM a proposé de corriger les habitudes alimentaires des adolescents par une éducation nutritionnelle adéquate à l'école. A titre d'exemple, l'une des opérations a été réalisée sur l'agglomération Nancéienne et a porté sur trois classes d'âges.

L'originalité de cette approche réside dans le fait que l'enseignement de la nutrition a reposé non sur les données théoriques (comme dans l'enseignement traditionnel) mais a procédé de l'explication des résultats de la propre enquête de chaque élève.

Le logiciel actuel effectue essentiellement des calculs et fournit des tableaux de chiffres. Il ne donne aucune appréciation qualitative sur ces chiffres et ne tient pas compte des antécédents personnels et familiaux spécifiques à chaque élève.

1.2 Vers une automatisation d'une éducation nutritionnelle personnalisée

Les objectifs

Le but du projet est de réaliser un programme informatique interactif qui tienne compte des caractéristiques spécifiques de l'individu afin de lui souligner dans son comportement alimentaire les risques encourus. On espère ainsi que l'individu saura mieux évaluer l'inadaptation de son alimentation à ses besoins et sera donc amené naturellement à la corriger.

Ce programme doit tenir compte du niveau d'étude et de compréhension de l'individu sur la nutrition. Pour l'instant ont été proposés les niveaux suivants:

- les adolescents de 6^{ième}.
- les adolescents de 3^{ième}.
- les adolescents de 1^{ière}.
- les adolescents déforisés.
- les adultes (plus tard).

Avant chaque interrogation d'un individu, le programme devra connaître le groupe et le niveau scolaire auxquels appartient l'individu. Ces informations pourront être fournies précédemment par le responsable de ces enquêtes. L'utilisation d'un système expert est adaptée au problème d'éducation nutritionnelle personnalisé car:

- la recherche des déviations alimentaires et des risques associés peut se réaliser par un raisonnement logique (ou symbolique) incertain.
- l'explicitation du raisonnement par le système expert est nécessaire afin d'enseigner la nutrition humaine aux élèves à partir de leur propre exemple.
- on s'intéresse autant aux résultats qu'au raisonnement ayant fourni ces résultats.
- cette éducation doit porter à la fois sur un grand nombre de personnes et tenir compte de la spécificité de chaque individu.

Les données

L'entrée des données se fera en 2 étapes:

- d'abord, l'individu répondra à un questionnaire figé concernant uniquement l'établissement du bilan des consommations alimentaires.
- ensuite, les questions seront posées de manière interactive en fonction des données et des déductions obtenues précédemment.

Nous allons maintenant donner les différents types de questions qu'il sera nécessaire de poser afin d'estimer les déviations et les risques alimentaires associés pour un individu.

- Les informations générales:

- niveau d'étude.
- sexe, âge, état physiologique.
- contexte familial, lieu d'habitation, lieu de naissance.

Comportements alimentaires:

- les consommations alimentaires.
- répartition des repas.
- la fréquence des prises hors repas.

- Activités physiques:

- travail, congé.
- loisir (sports, distractions).

- Connaissances morphologiques:

- taille, poids.
- évolution pondéral.

- Descriptions médicales courantes:

- tension artérielle
- glycémie, cholestérolémie, triglycéridémie (dépend du groupe de l'individu).
- caries dentaires.

- Antécédents médicaux touchant la famille:

- diabète, hyperlipidie, obésité.
- maladies cardiovasculaires.

Les résultats

Les déviances alimentaires peuvent être mises en évidence par l'étude des résultats suivants:

- **Les types de déviances alimentaires**

Le bilan énergétique: il s'agit de la somme des lipides, protides et glucides exprimés en kilocalories. L'évolution pondéral permet de vérifier l'adéquation entre l'apport énergétique global et les besoins réels.

Les proportions entre lipides, protides et glucides: souvent, on constate un excès relatif de la consommation des lipides par rapport aux protides et aux glucides.

La répartition des lipides: on distingue les lipides saturés, les lipides insaturés. souvent, on constate un excès des lipides saturés par rapport aux lipides insaturés.

La répartition des glucides: on distingue les glucides simples et les glucides complexes. Souvent, on constate un excès des glucides simples (appelé aussi sucres rapides car rapidement assimilable par l'organisme) par rapport aux glucides complexes (appelé aussi sucres lents).

Le calcium: paramètre fondamental chez les jeunes mais aussi dans certaines catégories de populations qui peuvent présenter des déficits.

Le sodium: Souvent, l'apport est en excès. trop de sodium.

L'alcool: il s'exprime en pourcentage des besoins énergétiques.

Les fibres: Balast, l'ingestion de fibres est un facteur protecteur dans plusieurs pathologies.

Les vitamines: L'estimation des vitamines est intéressante pour certains groupes à risques de la population.

- **Les maladies favorisées par les déviances alimentaires** Elles sont nombreuses mais dans le travail présent, nous nous limiterons aux maladies cardio-vasculaires et aux pathologies que les favorisent (obésité, diabète, hyperlipoprotéinémies, hypertension artérielle).

2 Les tâches de l'interprétation nutritionnelle

De l'étude de quelques exemples d'interprétation, on peut dégager 4 étapes consécutives et distinctes:

Etape (1): on détermine les quantités absolues consommées par la personne en nutriments et en constituants nutritionnels à partir d'un questionnaire focalisé sur les consommations, soit de la journée précédente, soit de la semaine écoulée.

Etape (2): on compare les quantités par constituants nutritionnels entre celles consommées par la personne et celles conseillées. Les quantités conseillées répondent approximativement aux besoins de l'individu en supposant que cette personne appartient à la population française et qu'elle soit en bonne santé.

Etape (3): on déduit les risques pathologiques présents ou futurs dépendant des déviations nutritionnelles données par l'étape précédente (quels sont les risques pathologiques possibles et les nouvelles données à intégrer ?).

Etape (4): on donne les conseils diététiques (adaptés aux spécificités du patient) pouvant diminuer les risques pathologiques importants détectés à l'étape (3).

2.1 Calcul des quantités consommées

Il existe déjà un programme informatique dont se sert l'INSERM U-59 pour ses enquêtes diététiques. Nous allons montrer comment ce programme peut être mise en oeuvre afin de réaliser la tâche de calcul des quantités consommées.

Le questionnaire contient plusieurs types de questions:

Les conditions de l'enquête: ces informations servent au niveau de la gestion de l'ensemble des enquêtes, car les enquêtes sont rangées en fonction de l'identité de la personne, de la date et du type d'enquêtes.

Les informations générales: elles servent en fait à déterminer les caractéristiques morphotypiques et socio-culturelles de l'individu de l'enquête. Ces informations ne concernent donc pas le calcul des quantités effectivement consommées, mais plutôt la comparaison entre caractéristiques observées et caractéristiques conseillées (il s'agit de la deuxième étape).

Les questions portant sur les quantités absorbées: par la personne soit pendant la journée précédente, soit pendant la semaine écoulée.

L'enquête fournit les résultats suivants:

Le tableau en nutriments (appelé enquête globale): ce tableau regroupe en colonnes les lipides, les protides, les glucides et les sucres rapides consommés. Les lignes de ce tableau énumèrent la liste des différents aliments consommés dans une journée.

Le tableau en constituants nutritionnels (appelé analyse): ce tableau regroupe en colonnes les types de repas (petit-déjeuner, collation, déjeuner, dîner, grignotage, totale sans et avec grignotage). Les lignes de ce tableau énumèrent la liste des données nutritionnelles (les lipides, protides, glucides en pourcentage du bilan énergétique, les sucres rapides, l'alcool, le sodium, le potassium, le calcium, le cholestérol, les lipides poly-insaturés, les lipides saturés, le rapport lipides poly-insaturés/saturés, les fibres). Il faut remarquer que ce tableau n'est pas directement exploitable pour apprécier les déviations nutritionnelles de l'individu. Nous prévoyons d'extraire uniquement les colonnes "totales" et de donner une estimation synthétique de la répartition de l'alimentation.

Répartition de l'alimentation: elle est caractérisée par l'étalement des repas, de l'irrégularité de la prise de repas et du contexte pouvant générer une alimentation régulière et étalée. L'étude de cette répartition exige l'obtention d'informations complémentaires.

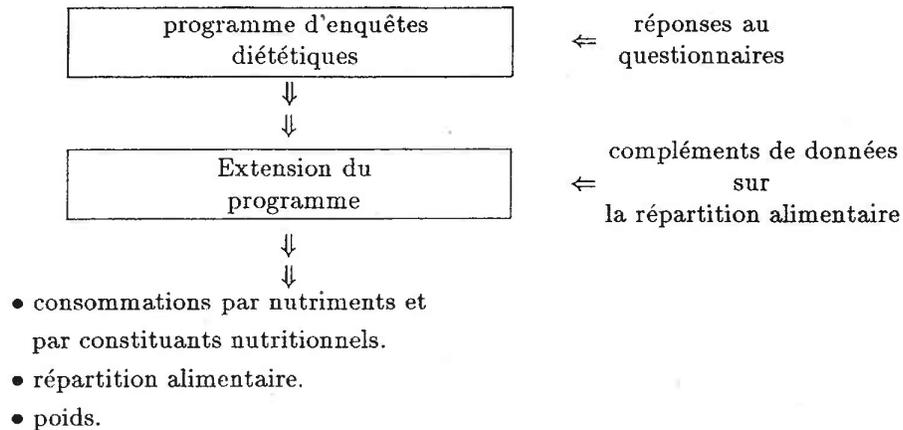


Figure 4.1: Le programme d'enquête nutritionnelle

On peut réutiliser le programme d'enquête diététique afin d'obtenir un bilan nutritionnel de l'individu (voir la figure 4.1).

Les connaissances décrivant l'étape (1) ont été représentées par des dépendances fonctionnelles entre des graphes conceptuels mémorisant le bilan diététique. Ces connaissances sont définies en annexe A page 96.

2.2 Évaluation des déviations nutritionnelles diététiques

Les déviations nutritionnelles sont obtenues par comparaison entre les caractéristiques observées de l'élève et les apports nutritionnels conseillés pour la population française tel qu'il sont édictés par la commission CNERMA.

- **Les données** On réutilise tous les résultats de la première étape. En plus, il est nécessaire de connaître le type d'individu auquel appartient le patient afin d'estimer ses besoins alimentaires et son poids conseillé. Pour cela, on a besoin des informations suivantes:
 - l'âge, le sexe, l'état physiologique (enceinte ou puberté ou etc).
 - les activités physiques (en sports, aux loisirs, au travail). Elles servent à estimer les dépenses énergétiques dues aux efforts physiques.
- **Les résultats partiels** On détermine d'abord les quantités en constituants nutritionnels nécessaires à l'individu. Puis, on calcule les pourcentages d'excès en constituants nutritionnels entre les quantités consommées et les quantités conseillées. Pour cela, on applique la formule générale:

$$valeur_relative = \frac{valeur_observee - valeur_conseillee}{valeur_conseillee}$$

De même, on calcule l'excès relatif entre le poids effectif de l'individu et le poids conseillé.

Une autre comparaison doit permettre d'estimer la répartition des aliments dans la ration alimentaire. On pourra ainsi indiquer si la ration est équilibrée, déséquilibrée. Nous avons donc besoin des pourcentages de consommations conseillées par rapport à une consommation totale. Par exemple: les lipides, protides, glucides par rapport à l'énergie totale: les lipides saturés, insaturés par rapport aux lipides totaux. Ici, la comparaison ne peut pas être établie sur les valeurs relatives mais simplement sur la différence. Ceci nous donne les formules suivantes:

$$\text{valeur_relative_effective} = \frac{\text{valeur_partielle_effective}}{\text{valeur_totale_effective}}$$

$$\text{valeur_relative} = \text{valeur_relative_effective} - \text{valeur_relative_conseillee}$$

Enfin, on donne un jugement qualitatif a-priori sur chacune des caractéristiques diététiques (poids, poids juvénile, quantité de chaque constituant nutritionnel, l'étalement de la prise des repas, etc). Il est donc nécessaire d'associer des intervalles à chaque valeur relative.

Exemple: *poids_relatif* > 40% correspond à obésité-sévère.

poids_relatif < 20% correspond à poids-normale.

poids_relatif ∈ [20%, 40%] correspond à obésité.

Les connaissances estimant les déviations nutritionnelles ont été représentées par la déclaration des variables d'état de type signe. Celles-ci fournissent une description qualitative des déviations à partir des graphes conceptuels mémorisant le bilan diététique. Ces déclarations correspondent au second niveau de connaissances données en annexe A page 96.

2.3 Les risques pathologiques

- **Les données** On reprend tous les jugements a-priori portant sur chaque caractéristique diététique. En plus, nous avons besoin d'informations d'origine médicale:

- **Les informations générales:**

contexte familial, lieu d'habitation.

- **Descriptions médicales courantes:**

- * diabète.
- * tension artérielle
- * cholestérolémie, triglycéridémie,
- * caries dentaires.

- **Thérapies en cours:**

- * régimes.

- **Antécédents médicaux touchant la famille:**

- * diabète, obésité.
- * maladies cardiovasculaires (artérosclérose).
- * goutte.

- **Antécédents médicaux touchant la personne:**

* obésité juvénile.

– **Comportement alimentaire:**

* les goûts: salé, sucré.

- **Les résultats** On détermine toutes les maladies favorisées par les déviations diététiques avec leur probabilité associée. On peut citer les maladies suivantes:

L'obésité: Elle est caractérisée par l'excès pondéral courant pendant l'adolescence et par le type de morphologie (androïde, gynoïde, mixte). On distingue l'obésité juvénile de l'obésité adulte.

Le diabète: celui-ci est caractérisé par le type de traitements (médicaments, injection d'insuline, uniquement prescription d'un régime, etc). On distingue le diabète juvénile du diabète adulte.

Les hyperlipidies: Elles sont caractérisées par la cholestérolémie, la triglycéridémie, le taux de chylomicron et le taux d'HDL.

L'artériosclérose:

L'hypertension artérielle:

Les caries dentaires:

2.4 Les conseils

- **Les données** On réutilise les déviations nutritionnelles et les pathologies favorisées par l'alimentation.

En plus, on a besoin de connaître le niveau de compréhension de l'individu ainsi que l'intérêt de celui-ci pour la nutrition.

- **Les résultats**

Dans une première approche, on considère uniquement les déviations nutritionnelles qui a-priori favorisent certains risques pathologiques. Puis, on recherche les conseils nutritionnels adaptés à la fois aux motivations de l'individu et à son niveau de compréhension et qui permettent de corriger ces déviations nutritionnelles.

Les connaissances décrivant les relations heuristiques entre les déviations et les risques nutritionnelles sont représentées par les règles de vraisemblance fournies en annexe A page 96.

3 Réalisation du système expert

Nous allons décrire la maquette du système expert que nous avons réalisée et appliquée au problème de diagnostic nutritionnelle.

Pour le moment, nous avons implémenté les deux premiers niveaux de raisonnement (celui des graphes conceptuels et celui des règles de vraisemblance) qui se sont révélés largement suffisant pour résoudre ce problème. Nous avons considéré que l'étude formelle du raisonnement de justification n'a pas été suffisamment approfondie pour justifier l'implémentation du troisième niveau.

Le noyau du système expert peut être décomposé en deux modules:

- le module d'acquisition qui construit la base de connaissances à partir des connaissances fournies par l'expert humain. Cette phase d'acquisition peut nécessiter la collaboration du cogniticien qui doit aider l'expert à expliciter ces connaissances du domaine, ainsi que la collaboration de l'informaticien qui doit expliquer à l'expert comment le système expert interprète effectivement les connaissances fournies.
- le module de diagnostic qui exécute la base de connaissances à partir des données fournies par l'utilisateur et qui déduit les résultats du diagnostic.

Nous allons décrire successivement:

1. Les fonctionnalités de la maquette réalisée.
2. La méthode d'implémentation utilisée.
3. L'application de la maquette sur un exemple de diagnostic nutritionnel.

3.1 Fonctionnalité de la maquette réalisée

Comme dans tous systèmes experts, on distingue le module d'acquisition de celui d'exécution.

L'acquisition des connaissances

Les connaissances sont actuellement entrées dans un fichier à l'aide d'un éditeur de texte quelconque suivant la syntaxe que nous avons décrites au chapitre II page 34. Il suffit ensuite de charger le fichier. On peut ensuite modifier ces connaissances de façon interactive.

• Le niveau des graphes conceptuels

Lors de l'acquisition des définitions de types, le programme effectue le contrôle de cohérence de celles-ci en utilisant les propriétés de consistance définies par Nasr [Ait86].

Exemples:

```
type personne is
  t concept (nom => t symbole
            date-de-naissance => t date
            sexe => { homme femme }
            niveau-scolaire => { 1 2 3 4 5 6 }
            profession-du-pere => t symbole)
  observabilite = 10 ;
end $
```

L'algorithme qui vérifie la consistance des graphes conceptuels utilise les principes proposées par Nasr [Ait86]. De plus, durant la vérification, le système génère dynamiquement la hiérarchie des types afin qu'elle conserve la forme d'un treillis simple (voir la définition énoncée par Nasr [Ait86]). Ensuite, on déclare les objets d'un certain type.

Exemples:

```

instance vitamines-complet is
  t vitamines-complet(
    vitamines => o vitamines
    bilan-vitamines => o bilan-vitamines)
end $
instance constituants-complet is
  t constituants-complet(
    constituants-divers => o constituants-divers
    bilan-constituants-divers => o bilan-constituants-divers)
end $

```

Pour des facilités de déclaration, il est possible de déclarer des ensembles d'objets à partir d'itérateurs.

Exemples:

```

for X 1 of [ <= t activite] with X 2 = o bilan-complet ; do
  graphe t temps-activite( activite => X 1
    bilan-complet => X 2
    duree => t reel
    energie => t reel)
end
end $

```

qui signifie que, pour chaque instance $X1$ de type activité, si $X2$ désigne le bilan complet courant, alors on crée un graphe de type temps-activité d'attributs activité $X1$ et bilan-complet $X2$. Plus généralement, on peut sélectionner des ensembles d'objets ayant certaines propriétés pour construire d'autres ensembles d'objets.

Lors de la déclaration des dépendances fonctionnelles, on effectue des contrôles de type.

Il est possible de définir plusieurs dépendances fonctionnelles entre les mêmes concepts d'un graphe. Ceci permet d'utiliser un graphe de plusieurs points de vue.

Exemple:

```

let energie = t constituants-energetiques ; in
  protide(energie)
  = + (protide-vegetale(energie),protide-animale(energie))
end
let energie = t constituants-energetiques ; in
  protide-vegetale(energie)
  = - (protide(energie),protide-animale(energie))
end
let energie = t constituants-energetiques ; in
  protide-animale(energie)
  = - (protide(energie),protide-vegetale(energie))
End

```

L'exemple précédent montre que chacun des concepts dépend fonctionnellement des deux autres. Ceci sert lorsque nous savons que l'utilisateur ne connaît pas toutes les données nécessaires mais nous ne savons pas lesquelles. Ainsi, à l'exécution, si le

système a besoin de déterminer ces trois concepts, il tentera d'appliquer toutes les dépendances fonctionnelles.

• **Le niveau de la logique de propagation d'influence**

Les règles de vraisemblance sont définies à partir de propositions élémentaires de la forme $V = e_i$ où V est une variable d'état et e_i est une valeur appartenant au domaine de V . Aussi, faut-il déclarer les variables d'état avant de définir ces règles.

Une variable d'états est caractérisée par:

- le liste des états possibles.
- son type: diagnostic, signe,
- le concept dont il dépend si la variable est de type signe.

Lors de l'acquisition des règles, le système vérifie l'absence de circuits d'influences entre les variables d'états.

L'expert humain peut aussi déclarer des vraisemblances qualitatives dont il souhaite se servir pour qualifier la vraisemblance des règles qu'il définira. Le système demande quelles propriétés doivent vérifier ces vraisemblances qualitatives. Le système détermine alors les valeurs probabilistes des coefficients de vraisemblance associées.

Exemple:

On veut les vraisemblances qualitatives:

nulle, possible, probable, certain

tel qu'ils soient équiprobables. Ceci signifie, par exemple, que

$SOM(possible, possible) = probable$

Le calcul de leurs influences respectives fournies dépend d'un paramètre:

influence(vrai)

Si on pose $influence(vrai) = 0.7$ alors on obtient:

nulle = 0

possible = 0.47

probable = 0.78

certain = 1

On peut alors définir des règles de vraisemblance en évitant d'utiliser des coefficients numériques dont l'expert peut difficilement estimer la valeur. Exemple:

```
regle is
  nbre-obeses = 1 , glucide-simple = excessif implique
  diabete-future <possible>
```

```
end $
```

Cette règle sera alors représentée dans le système par la règle d'influence suivante:

$nbre_obese = 1 \wedge glucide_simple = excessif \xrightarrow{0.47} diabete_future$

Exécution du système expert

A l'exécution, le système connaît la liste des variables d'état qui représentent l'ensemble des buts du diagnostic.

Le système tente de déterminer tous ces buts et les moyens pour les atteindre. A cet effet, le système procède en deux phases (ceci est détaillé dans le chapitre III):

- il recherche les variables d'état de type signe permettant d'atteindre ces buts. Dans le cas où aucune de ces variables n'a été trouvé, le système considère que la tâche de diagnostic s'achève. Dans le cas contraire, il pose des questions concernant ces variables à l'utilisateur. L'interrogation de l'utilisateur est réalisée en appliquant les dépendances fonctionnelles (voir page 39).
- Les conséquences des nouvelles données fournies par l'utilisateur sont propagées en exécutant les règles de vraisemblance concernées.

Le système répète ces deux phases tant que celui-ci trouve de nouvelles questions susceptibles d'apporter des informations vis à vis des buts fixés.

On peut affirmer que le système applique une stratégie évoluée de raisonnement et d'interrogation. Cette stratégie utilise deux niveaux de raisonnement:

- **L'exécution des dépendances fonctionnelles** Lorsque le système a besoin de connaître la valeur d'un concept, il exécute les dépendances fonctionnelles en chaînage arrière jusqu'aux concepts dont la valeur est connu de l'utilisateur (voir chapitre II page 39).
Durant l'exécution, on vérifie l'absence de circuit, et, dans le cas contraire, on considère que l'application de la dernière dépendance échoue.
- **L'exécution des règles de vraisemblance** Le système expert raisonne sur les coefficients de vraisemblance des variables mais ceci est transparent à l'utilisateur puisque la validité des connaissances heuristiques et des données est fournie sous la forme de vraisemblance qualitative. Le système peut proposer des explicitations qualitative du raisonnement qui expliquent les résultats obtenues. Ceci peut être présenté sous forme d'un réseau où les arcs sont étiquetés par les influences qualitatives propagées.

3.2 Implémentation du système expert

Le système expert a été implémenté en utilisant la programmation orientée objet. C'est à dire, repérer initialement les concepts importants et leurs relations. Ensuite, définir les fonctions de création et d'utilisation de ces concepts. De plus, la réalisation des programmes d'exécution a été guidée par la séparation entre le mécanisme d'inférence et le contrôle du raisonnement.

Les programmes du système expert ont été écrit dans le langage LeLisp qui est dérivé directement du langage Lisp. La réalisation du système dans ce langage est justifiée pour des raisons complémentaires.

- Le langage Lisp permet la programmation fonctionnelle et interactive et, donc, facilite le prototypage rapide de système.

- LeLisp fournit plusieurs modules qui permettent:
 - la programmation orientée objets. Ce module contient les fonctions de définition de classes, d'instanciation d'objets et d'envoi de messages.
 - de concevoir des analyseurs syntaxiques rapidement. Ce module appelé Cxyacc nous a servi à réaliser le module d'acquisition des connaissances à partir de la définition de leur syntaxe.
 - de programmer facilement des interfaces évolués (comme la gestion de plusieurs fenêtres graphique ou avec menus à l'écran) entre l'utilisateur et le système.
- L'interpréteur et les compilateurs LeLisp réalisés à l'INRIA sont très performants (*par exemple, la rapidité d'exécution de l'interpréteur s'explique, en partie, par une organisation judicieuse de la table des symboles et par la détection automatique de récursivité terminale*).

La représentation des connaissances

La représentation des graphes conceptuels s'appuie sur la définition de trois classes d'objets:

- la classe des types.
- la classe des concepts.
- la classe des dépendances fonctionnelles.

Pour chacun d'eux, nous fournissons les principaux attributs qui le caractérisent.

Représentation d'un type:

```
nom: symbole; % nom du type
super-types: liste(symbole); % types dont il herite les proprietes
sous-types : liste(symbole); % types plus specifiques
definition: graphe; % graphe definissant les proprietes du type
instances: liste(symbole); % en\-sem\-ble des instances de ce type
```

Représentation d'un concept:

```
type: symbole; % type du concept
referent: symbole|nil; % le referent contient le nom du
                    % concept s'il en a un.
proprietes: liste([symbole,concept]); % liste des attributs
                    % et leurs valeurs associees
proprietes-inverses: liste([symbole,liste(concept)]);
                    % correspond a la relation inverse de proprietes:
                    % donne la liste des concepts qui ont ce concept
                    % pour valeur d'attribut.
```

```

representation d'une dependance fonctionnelle:
graphe: concept; % designe le graphe de la dependance
conditions: liste([nom-objet,concept]);
          % chaque objet doit verifier les proprietes du concept
          % de la liste.
resultat: concept; % concept resultat
donnees: liste(concept); % liste des concepts parametres
          % de la fonction de la dependance
fonction: expression-lisp;

```

L'accès rapide des dépendances qui permettent de calculer un concept est obtenu en utilisant un arbre de rangement des dépendances fonctionnelles. Chaque noeud de l'arbre correspond à une description du concept résultat que doivent calculer les dépendances fonctionnelles.

Par exemple, pour la dépendance suivante:

```

let mes = t mesure-conseille ; in
valeur-relative(mes) =
    rapport(valeur-effective(mes),valeur-theorique(mes))
end

```

le résultat attendu correspond au concept [Reel] du graphe suivant:

[Mesure-conseille] → (valeur_relative) → [Reel]

Ce résultat sera caractérisé par la liste:

[reel, valeur_relative, mesure_conseille]

Donc, cette dépendance sera attachée à un des noeuds de l'arbre de rangement de la façon suivant:

```

[Noeud]
  ↓
(reel)
  ↓
[Noeud]
  ↓
(valeur-relative)
  ↓
[Noeud]
  ↓
(mesure-conseille)
  ↓
[Noeud]          % noeud contenant la dependance

```

Les règles de vraisemblance sont faciles à représentées car elles s'appliquent à des propositions élémentaires ne contenant pas de variables au sens de la logique des propositions du premier ordre.

Représentation d'une variable d'état:

```

nom: nom-variable;
regles-arrieres: liste(regle);
          % liste de regles dont la variable apparait en conclusion.
regles-avants: liste(regle);
          % liste de regles dont la variable apparait en condition.

```

```

Representation d'une regle de vraisemblance:P
type: type-regle;
  % { implique , depend-de , constituant , compose ... }
classe: categorie-regle;
  % { inter-reseau , refutation , raffinement , reseau }
conclusion: [predicat,nom-variable,valeur];
  % predicat indique si la regle est en faveur ou en
  % defaveur de la proposition de la conclusion.
condition: liste([predicat,nom-variable,valeur]);
  % predicat si l'etat ou la negation de cette etat.
coefficient: [0,1]; % coefficient de vraisemblance

```

Afin d'éviter que le système ne tente d'exécuter plusieurs fois une même règle, les règles sont ordonnées dans une liste qui permet une exécution efficace de la base de règles. Cette ordonnancement est réalisée simplement de façon suivante:

- le système établit la relation d'ordre partiel entre les règles.
- puis, le système construit un ordre total sur ces règles en appliquant l'algorithme de tri topologique.

Implémentation du moteur d'inférence

L'implémentation du moteur d'inférence a été guidée par la séparation entre le mécanisme de déduction et le contrôle du raisonnement.

Le MÉCANISME DE DÉDUCTION permet de déterminer la validité d'une proposition à partir d'autres propositions. Ce mécanisme est défini par un ensemble de règles d'inférences. L'idée est de représenter chaque règle d'inférence par une procédure.

Dans le cas des dépendances fonctionnelles, on considère la seule règle d'inférence:

Si un graphe G vérifie les contraintes C d'une dépendance fonctionnelle de la forme $[C : r = f(d)]$ alors on peut en déduire que $r = f(d)$ est vrai sur le graphe G .

Par contre, dans la logique de vraisemblance que nous proposons, on distingue plusieurs règles d'inférence correspondant à chaque type de règle: implique, dépend-de, constituant, etc. A chaque type de règle, nous avons associé une procédure de propagation d'influence.

Cette programmation modulaire permet d'étendre aisément le formalisme en ajoutant de nouveaux types de règles (par exemple, l'adjonction des types *inclusion* ou *exclusion*). Il suffit d'écrire les nouvelles procédures associées, ceci indépendamment des autres procédures de propagation d'influence.

Le CONTRÔLE DU RAISONNEMENT s'appuie sur une représentation adéquate des connaissances. La procédure de contrôle se résume à un parcours de la base de règles, une fois dans un sens (en chaînage arrière) pour déterminer les questions à poser, une autre fois en sens inverse afin de propager les conséquences des réponses. Cette aller-retour est répétée tant qu'existe des questions dont la réponse est susceptible d'influer sur la validité d'un des buts du diagnostic.

Cette algorithme pourtant simple fournit une stratégie d'interrogation très puissante.

3.3 Exécution du système expert en nutrition

Nous allons donner ici un cas d'interprétation de bilan diététique. Le scénario présenté ci-dessous correspond à l'exécution du système expert sans interface. Il sert à étudier le comportement du raisonnement au niveau du choix des questions ainsi que des déductions effectuées. La version avec interface est plus complète. Il fonctionne avec menus et permet de consulter les connaissances de la base. Il permet aussi de fournir une trace des influences propagées par les règles de vraisemblance et donc de reconnaître durant une consultation les relations entre les données et les résultats.

Nous donnons ci-dessous un seul exemple typique. D'autres exemples seront donnés plus tard.

```
Script started on Fri Jun 10 21:30:17 1988
grandville51 ceyx++
; Le-Lisp (by INRIA) version 15.21 (25/Dec/87) [sun]
; Ceyx - Version 15.2 : mer 23 mars 88 14:47:49
= (31BITFLOATS abbrev compiler date debug defstruct loader microceyx pepe
pretty virbitmap virtty)
? (restore-core "ceyx-niv2.core")
= t
? (exec-niv2)
type du fichier a charger ? ()
                % les connaissances ont ete chargees
                % de lancer l'execution du systeme
liste des propos a interroger ? ()
                % possibilite d'introduire une liste de donnees
                % initiales si on le desire.
propagation .... % le systeme calcule les questions a poser
                % en fonctions des buts (ce sont ici les
                % risques nutritionnelles: obesite, HTA,
                % diabete, ...)
quel est nbre-diabetes de o:antecedents ? 0
quel est nbre-lipidemies de o:antecedents ? 0
quel est calcium de o:constituants-divers ? ?
                % demande d'in\-for\-ma\-tions sur les reponses
                % attendus
le type est reel
les caracteristiques sont:
    unite = en-milligrammes
quel est calcium de o:constituants-divers ? 1115.
quel est sexe de o:patient ? homme
quel est annee de o:date-courante ? ()
quel est age de o:caracteristiques-actuelles ? 28
quel est nbre-obeses de o:antecedents ? 1
propagation .... % propage d'abord les donnees recues
                % en chainage avant vers les buts,
                % puis re\-cher\-che les questions
                % necessaires a partir des buts
```

% en chainage arriere

quel est poids de o:caracteristiques-actuelles ? ?

le type est reel

les caracteristiques sont:

unite = en-kg

quel est poids de o:caracteristiques-actuelles ? 67.

quel est taille de o:caracteristiques-actuelles ? 1.5

quel est nbre-HTA de o:antecedents ? 0

propagation

quel est glucide-simple de o:constituants-energetiques ? 1000.

quel est duree de t:temps-activite ayant pour activite = o:velo,bilan-complet
= o:bilan-complet, ? 1.

quel est duree de t:temps-activite ayant pour activite = o:course,
bilan-complet = o:bilan-complet, ? ?

le type est reel

les caracteristiques sont:

unite = en-heure

quel est duree de t:temps-activite ayant pour activite = o:course,
bilan-complet = o:bilan-complet, ? 1.

quel est nbre-cardio-vasculaires de o:antecedents ? 0

propagation

quel est protide-vegetale de o:constituants-energetiques ? ()

quel est protide de o:constituants-energetiques ? 400.

quel est lipide-sature de o:constituants-energetiques ? 700.

quel est lipide-mono-insature de o:constituants-energetiques ? 200.

quel est lipide-poly-insature de o:constituants-energetiques ? 300.

quel est glucide-complexe de o:constituants-energetiques ? ()

quel est glucide de o:constituants-energetiques ? 1700.

quel est alcool de o:constituants-energetiques ? 100.

Resultats:

obesite-future : avec

obesite-future = t <fort-probable>

obesite-future = faux <improbable>

cardio-vasculaire-future : avec

cardio-vasculaire-future = t <fort-probable>

cardio-vasculaire-future = faux <peu-probable>

pour sortir, taper: (exit fin)

commands: propo, regle, propos, regles, regles-avant ,...

commands?(exit fin)

= ()

? (end)

Que Le-Lisp soit avec vous.

grandville52

script done on Fri Jun 10 21:36:48 1988

CONCLUSIONS

L'étude du problème de diagnostic médical nous a permis de constater que les connaissances en médecine sont souvent de nature heuristique et qu'elles décrivent le fonctionnement du corps humain de façon incomplète. Nous y avons aussi dégagé les concepts de base sur lesquels sont fondées ces connaissances:

- la notion de symptôme et de signe.
- la notion d'état pathologique.
- la notion de maladie.

Ceci nous a amené à proposer une structuration de ces connaissances en trois niveaux:

1. LES CONNAISSANCES STRUCTURÉES.

Celles-ci décrivent la structure des données sur le patient et permettent de déterminer ses symptômes. Ces connaissances sont représentées par des graphes conceptuels liés par des dépendances fonctionnelles.

2. LES CONNAISSANCES HEURISTIQUES LOCALES.

Celles-ci expriment essentiellement les relations heuristiques entre les états du patient et sont représentées par des règles de vraisemblance. Elles permettent de déduire la vraisemblance des états pathologiques du patient à partir de ses symptômes.

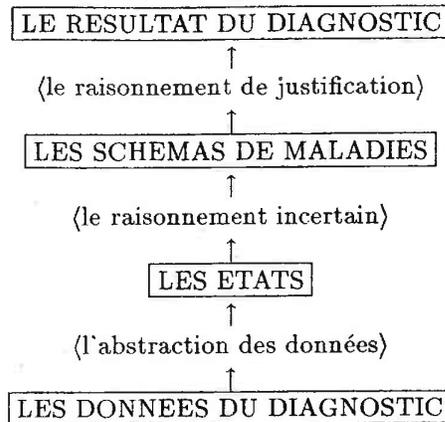
3. LES CONNAISSANCES HEURISTIQUES GLOBALES.

Celles-ci définissent les schémas de maladie et les relations causales entre ces schémas. Elles permettent de construire le résultat du diagnostic à partir d'une description globale expliquant la présence des symptômes.

A chacun de ces niveaux, nous avons proposé un type de raisonnement:

1. L'abstraction des données qui établit les symptômes en appliquant les dépendances fonctionnelles sur les données du patient. Le formalisme des graphes conceptuels que nous utilisons ici reprend une partie de celui exposé par Sowa [Sow84] et généralise sur quelques points celui décrit par Nasr [Ait86].
2. Le raisonnement incertain qui détermine la vraisemblance de chaque état pathologique en appliquant toutes les règles de vraisemblance. Ce type de raisonnement est une généralisation des logiques de propagation d'influence utilisées par les systèmes experts EMYCIN [Dav77, Far85] et SAM [Gas85].
3. Le raisonnement de justification qui justifie la présence de symptômes par des hypothèses tel que: la présence d'une maladie, l'interaction causale entre deux maladies. Ce type de raisonnement est inspiré des idées de Clancey [Cla86] et de Chandrasekaran [Cha84a].

Nous pouvons résumer le raisonnement du système expert par le schéma suivant:



Le formalisme des graphes conceptuels correspondant au premier niveau de connaissances offre les avantages suivants:

- une description modulaire de la structure des données concernant le diagnostic.
- la possibilité d'une représentation graphique qui permet une compréhension facile et aisée de ces connaissances.
- une sémantique formelle des graphes conceptuels. Celle-ci a été décrite de façon détaillée par plusieurs auteurs (Sowa, Nasr, ...).
- la réduction du nombre de questions posées à l'utilisateur sur les données nécessaires au diagnostic. Cette réduction est réalisée grâce à une méthode d'exécution des dépendances fonctionnelles proposée au chapitre II page 39.

Les connaissances du second niveau sont représentées par plusieurs types de règles de vraisemblance. Le choix de ces types de règles a été guidé par la nécessité d'obtenir une représentation d'un haut niveau d'abstraction afin de faciliter la transfert d'expertise entre l'informaticien qui implante le système expert et le spécialiste médical qui essaie d'explicitier ses connaissances en diagnostic.

A cet effet, nous avons proposé les schémas de règles suivantes:

compose: pour définir une propriété par ses attributs.

constituent , depend , inclusion: pour définir des hiérarchies de propriétés.

exclusion: pour indiquer que des propriétés sont incompatibles.

Ce formalisme est fondé sur des règles plus simples appelées règles d'influence. Il présente les avantages suivantes:

- la possibilité d'une description incomplète des heuristiques liant les données aux résultats. Il est donc beaucoup plus souple d'utilisation que les formalismes tel que celui proposé par Pearl [Pea86] fondé sur les probabilités conditionnelles.

- une représentation graphique de ces connaissances. On peut les schématiser par un réseau où les noeuds représentent les variables d'état et les arêtes représentent les règles de vraisemblance.
- la rapidité d'exécution des règles qui détermine en même temps les questions nécessaires à la réalisation du diagnostic.

Le raisonnement de justification s'appuie sur la notion d'hypothèse typique à vérifier (exemples: le poids de l'individu est normal, sa consommation alimentaire excessive explique son excès pondéral). Le but de ce raisonnement est d'expliquer les hypothèses réfutées par d'autres hypothèses typiques plus complexes. Par exemple, on peut tenter d'expliquer qu'une personne ait un poids anormal en se focalisant sur son comportement alimentaire. Ce raisonnement utilise aussi les relations causales (*ce sont les relations d'aggravation et d'inhibition*) entre les maladies pour justifier la présence ou l'absence d'une maladie, malgré l'absence de certains symptômes généralement associés à celle-ci.

Par exemple, on peut justifier qu'un individu ne soit pas obèse actuellement bien que celui-ci l'était à l'adolescence. Si la règle de justification suivante est applicable:

si VERIFIE(*inhibe*(S_1, S_2)) et
 VERIFIE(*anormal*("effet-absent", *cause*(S_3, S_2)))
 alors
 JUSTIFIE(*inhibe*(S_1, S_2), *anormal*("effet-absent", *cause*(S_3, S_2)))

alors on peut en déduire la justification suivante:

JUSTIFIE(*inhibe*(*sous-alimentation, obesite-effective*),
anormale("effet-absent",
cause(*obesite-juvenil, obesite-effective*))).

Après la réalisation d'un premier prototype de système expert en diagnostic nutritionnel qui utilise les deux premiers niveaux de connaissances, nous avons constaté que les spécialistes en diagnostic nutritionnel ont été satisfaits par les résultats obtenus. Les prolongements possibles de cette thèse consisteront à:

- confronter la structuration des connaissances proposée à d'autres types de diagnostic médical.
- améliorer la partie interface du système expert.

Annexes

1 Annexe A: quelques connaissances en nutrition

Nous présentons ici une partie des connaissances qui ont été explicitées sur le domaine du diagnostic nutritionnel en coopération avec Claude Michaud et Luc Méjean. Les définitions des connaissances suivantes constituent donc une partie de la base de connaissances utilisée par le système expert en diagnostic nutritionnel que nous avons réalisé.

Nous décrivons successivement les différents niveaux de de connaissances.

- **Le premier niveau de connaissances:**

– Définition des types de concepts:

On considère les types prédéfinis suivants:

les types de base (c.a.d.: chaîne, symbole, entier, réel, etc.) et les types ayant des attributs (c.a.d.: structure).

```
type date is
  t structure
    ( jour => interval(1,31)
      mois => interval(1,12)
      annee => >= 0)
    observabilite = 10 ;
end $
```

Le type activite permettra de caractériser les différentes activités: le vélo, la course, la nage,

```
type activite is
  t structure (nom => t chaîne
              depense-homme => >= 0.0 [unite = en-calories ; ]
              depense-femme => >= 0.0 [unite = en-calories ; ])
    observabilite = 10 ;
end $
```

```
type personne is
  t structure (nom => t symbole
              date-de-naissance => t date
              sexe => { homme femme }
              niveau-scolaire => { 1 2 3 4 5 6 }
              profession-du-pere => t symbole)
    observabilite = 10 ;
end $
```

Le type constituants-energetiques rassemblent toutes les quantités énergétiques associées à un bilan alimentaire.

```

type constituants-energetiques is
  t structure (alcool => t reel [unite = en-calories ; ]
              protide-vegetale => t reel [unite = en-calories ; ]
              protide-animale => t reel [unite = en-calories ; ]
              protide => t reel [unite = en-calories ; ]
              glucide-simple => t reel [unite = en-calories ; ]
              glucide-complexe => t reel [unite = en-calories ; ]
              glucide => t reel [unite = en-calories ; ]
              lipide-poly-insature => t reel [unite = en-calories ; ]
              cholesterol => t reel [ unite = en-calories; ]
              lipide-mono-insature => t reel [unite = en-calories ; ]
              lipide-sature => t reel [unite = en-calories ; ]
              lipide => t reel [unite = en-calories ; ]
              energie => t reel [unite = en-calories ; ]
              energie-total => t reel [unite = en-calories ; ])
  observabilite = 10 ; % on considere toutes les in\-for\-ma\-tions
                      % caracterisant ce type comme pouvant
                      % etre connu de l'utilisateur
end $

```

Ce type rassemble quelques informations générales d'ordre diététique sur le patient.

```

type caracteristiques-actuelles is
  t structure (
    etat-physio => { nil enceinte enceinte-plus alaite puberte }
    poids => t reel [ unite = en-kg ; ]
    taille => t reel [ unite = en-metres ; ]
    age => t entier [ unite = en-annee ; ])
  observabilite = 10 ;
end $

```

Ce type permet de faire des comparaisons entre les mesures effectivement observées sur le patient (valeur-effective) et les mesures attendues ou conseillées sur le patient (valeur-theorique). Par exemple, la mesure conseillée du poids du patient dépend de son sexe, son âge et son état physiologique. La mesure relative (valeur-relative) est défini directement par l'expression:

$$\frac{\text{valeur_effective} - \text{valeur_theorique}}{\text{valeur_theorique}}$$

```

type mesure-conseille is
  t structure (
    valeur-effective => t reel
    valeur-theorique => t reel
    valeur-relative => t reel)
end $

```

Le type antecedent regroupe les antécédents médicaux familiaux de l'individu concernant l'obésité, le diabète, l'hypertension artérielle, l'hyperlipidie et les maladies cardio-vasculaires. On demande combien de parents ont été atteints par ce type de maladies (0, 1 ou 2).

```

type antecedents is
  t structure(nbre-obeses => interval(0,2)
             nbre-diabetes => interval(0,2)
             nbre-lipidemies => interval(0,2)
             nbre-cardio-vasculaires => interval(0,2)
             nbre-HTA => interval(0,2))
  observabilite = 10 ;
end $

```

Le type examens rassemble les informations sur les antécédents personnels de l'individu.

```

type examens is
  t structure(nbre-caries-dentaires => interval(0,2)
             cigarettes-par-jour => t entier
             diabete => {absent regime insuline}
             obesite-juvenil => {absente moyenne forte}
             HTA => {absente moyenne forte}
             hypercholesterole => {absente moyenne forte}
             hypertriglyceride => {absente moyenne forte}
             caries-dentaires => {absente moyenne forte})
  observabilite = 10 ;
end $

```

Le type suivant permet de mémoriser les comparaisons entre les quantités énergétiques consommées et les quantités conseillées.

```

type bilan-energetique is
  t structure (iq => t mesure-conseille
             alcool => t mesure-conseille
             energie => t mesure-conseille
             depense-activites => t mesure-conseille
             depense-base => t reel
             depense-etat-physio => t reel
             protide => t mesure-conseille
             glucide-simple => t mesure-conseille
             glucide-complexe => t mesure-conseille
             glucide => t mesure-conseille
             lipide => t mesure-conseille
             rapport-lipide => t mesure-conseille
                               (valeur-theorique => 0.7))
end $

```

Le type suivant indique que les quantités énergétiques consommées par l'individu fournies par le type constituants-energetiques correspondent aux valeurs effectives des mesures fournies par le type bilan-energetique.

```

type energie-complet is
  t structure(
    constituants-energetiques => t constituants-energetiques
      (alcool => X 1
        protide-vegetale => X 2
        protide-animale => X 3
        protide => X 4
        glucide-simple => X 5
        glucide-complexe => X 6
        glucide => X 7
        lipide-poly-insature => X 8
        lipide-mono-insature => X 9
        lipide-sature => X 10
      lipide => X 11
      energie => X 12
    energie-total => X 13)
    bilan-energetique => t bilan-energetique
      (energie => t mesure-conseille
        (valeur-effective => X 12)
      alcool => t mesure-conseille
        (valeur-effective => X 1)
      protide => t mesure-conseille
        (valeur-effective => X 4)
      glucide-simple => t mesure-conseille
        (valeur-effective => X 5)
      glucide-complexe => t mesure-conseille
        (valeur-effective => X 6)
      glucide => t mesure-conseille
        (valeur-effective => X 7)
      lipide => t mesure-conseille
        (valeur-effective => X 11)))
  end $

```

Le type bilan-complet rassemble toutes les informations d'un bilan diététique avec la date du bilan, la personne sur lequel a porté le bilan et les différents types d'informations nécessaires pour réaliser le diagnostic nutritionnel.

```

type bilan-complet is
  t structure (
    personne => t personne
    date => t date
    caracteristiques-actuelles =>
      t caracteristiques-actuelles
    antecedents => t antecedents
    examens => t examens
    vitamines-complet => t vitamines-complet
    constituants-complet => t constituants-complet
    energie-complet => t energie-complet)
  end $

```

Le type suivant permet de connaître l'énergie dépensée pour chaque activité

d'un bilan diététique. L'énergie dépensée dépend ici de la durée de cette activité.

```
type temps-activite is
  t structure (bilan-complet => t bilan-complet
              activite => t activite
              duree => t reel [unite = en-heure ; ]
              energie => t reel [unite = en-calorie ; ])
  observabilite = 10 ;
end $
```

- Définition des instances de type:

Ici, on nomme les objets qui vont nous servir pour réaliser le diagnostic.

```
instance date-de-naissance is
  t date
end $
```

```
instance patient is
  t personne( date-de-naissance => o date-de-naissance )
end $
```

```
instance date-courante is
  t date
end $
```

```
instance energie-complet is
  t energie-complet(
    constituants-energetiques => o constituants-energetiques
    bilan-energetique => o bilan-energetique)
end $
```

```
instance bilan-complet is
  t bilan-complet(
    caracteristiques-actuelles => o caracteristiques-actuelles
    antecedents => o antecedents
    examens => o examens
    constituants-divers => o constituants-divers
    personne => o patient
    date => o date-courante
    vitamines-complet => o vitamines-complet
    constituants-complet => o constituants-complet
    energie-complet => o energie-complet)
end $
```

On définit ici la liste des activités possibles avec son nom, la dépense énergétique horaire pour une femme et pour un homme.

```
instance velo is
  t activite(
    nom => "velo"
    depense-homme => 250.0
    depense-femme => 250.0)
end $
```

```
instance course is
  t activite(
    nom => "course"
    depense-homme => 400.0
    depense-femme => 300.0)
end $
```

:

Puis, pour chaque activité, on veut déterminer l'énergie effectivement dépensée par l'individu dans le bilan diététique courant. Pour cela, on utilise l'instruction itérative *FOR* suivante qui crée le graphe de type temps-activité associé à chaque instance de type activité.

```
for X 1 of [ <= t activite] with X 2 = o bilan-complet ; do
  graphe t temps-activite( activite => X 1
                           bilan-complet => X 2)
end
end $
```

- Définition des dépendances fonctionnelles:

La dépendance suivante indique que l'âge d'une personne dépend de sa date de naissance et de la date courante.

```
let toto = t bilan-complet ; in
  age(caracteristiques-actuelles(toto)) =
    - (annee(date(toto)), annee(date-de-naissance(personne(toto))))
end $
```

Les dépendances suivantes indiquent simplement que l'énergie consommée est la somme des lipides, protides, glucides, eux mêmes étant la somme de sous-catégories de constituants nutritionnelles, etc.

```
let toto = t constituants-energetiques ; in
  energie-total(toto) =
    + (energie(toto), alcool(toto))
end $
```

```
let toto = t constituants-energetiques ; in
  energie(toto) =
    + ( protide(toto), lipide(toto), glucide(toto))
end $
```

```
let toto = t constituants-energetiques ; in
  protide(toto) =
    + (protide-vegetale(toto), protide-animale(toto)) end $
```

```
let toto = t constituants-energetiques ; in
  glucide(toto) =
    + (glucide-simple(toto), glucide-complexe(toto))
end $
```

```
let toto = t constituants-energetiques ; in
  lipide(toto) =
    + (lipide-sature(toto), lipide-mono-insature(toto),
       lipide-poly-insature(toto))
end $
```

La dépendance suivante indique que la mesure relative dépend de la mesure

observée (valeur-effective) et de la mesure conseillée (valeur-theorique).

```
let toto = t mesure-conseille ; in
  valeur-relative(toto) =
    (lambda (x y)
      (fdiv (fsub x y) y))
      (valeur-effective(toto), valeur-theorique(toto))
end $
```

L'indice de Quetelet d'un individu dépend de son poids et de sa taille.

```
let bilan = t bilan-complet ; in
  valeur-effective(iq(bilan-energetique(energie-complet(bilan)))) =
    (lambda (x y)
      (fdiv x (fmul y y)))
      (poids(caracteristiques-actuelles(bilan)),
       taille(caracteristiques-actuelles(bilan)))
end $
```

L'indice de Quetelet conseillé dépend du sexe, de l'âge et de l'état physiologique de l'individu.

```
let bilan = t bilan-complet ; in
  valeur-theorique(iq(bilan-energetique(energie-complet(bilan)))) =
    iq-theorique (sexe(personne(bilan)),
                  age(caracteristiques-actuelles(bilan)),
                  etat-physio(caracteristiques-actuelles(bilan)))
end $
```

Les besoins énergétiques d'un individu est la somme des besoins de base (ou au repos), des besoins physiologiques (lorsqu'une femme est enceinte, par exemple) et des besoins dus aux activités physiques.

```
let bilan = t bilan-complet ; in
  valeur-theorique(energie(bilan-energetique(energie-complet(bilan)))) =
    + (depense-base(bilan-energetique(energie-complet(bilan))),
      depense-etat-physio
      (bilan-energetique(energie-complet(bilan))),
      valeur-effective
      (depense-activites
       (bilan-energetique(energie-complet(bilan))))))
end $
```

Les besoins énergétiques de base dépendent uniquement du sexe et de l'âge de l'individu.

```
let bilan = t bilan-complet ; in
  depense-base(bilan-energetique(energie-complet(bilan))) =
    depense-base (sexe(personne(bilan)),
                  age(caracteristiques-actuelles(bilan)))
end $
```

Ici, on considère les besoins physiologiques. Par exemple, une femme enceinte ou qui allaite a des besoins énergétiques plus importants.

```

let bilan = t bilan-complet ; in
  depense-etat-physio(bilan-energetique(energie-complet(bilan))) =
    depense-etat-physio (etat-physio(caracteristiques-actuelles(bilan)))
end $

```

Les dépenses énergétiques entraînées par les activités physiques sont égales à la somme des dépenses entraînées par chaque activité concernant le bilan diététique.

```

let bilan = t bilan-complet ; in
  valeur-effective(depense-activites
    (bilan-energetique(energie-complet(bilan)))) =
    somme ([energie [bilan-complet => o bilan-complet]
          [<= t temps-activite]])
end $

```

Donc, la fonction somme de la dépendance s'applique à l'attribut energie de chaque instance de type temps-activite caractérisant le même bilan diététique courant (c.a.d.: l'objet *obilan - complet*).

L'énergie dépensée durant une activité dépend de sa durée, du sexe de l'individu et du type d'activité dont on a besoin de connaître uniquement la dépense horaire pour un homme et une femme.

```

let temps-act = t temps-activite ; in
  energie(temps-act) =
    depense-activite
      (sexe(personne(bilan-complet(temps-act))),
       depense-homme(activite(temps-act)),
       depense-femme(activite(temps-act)),
       duree(temps-act))
end $

```

Ici, on précise la répartition énergétique conseillée. C'est à dire: 15% de protide, 55% de glucide, 30% de lipides, etc.

```

let toto = t bilan-energetique ; in
  valeur-theorique(protide(toto)) =
    (lambda (x) (fmul 0.15 x))
    (valeur-theorique(energie(toto)))
end $

```

```

let toto = t bilan-energetique ; in
  valeur-theorique(lipide(toto)) =
    (lambda (x) (fmul 0.30 x))
    (valeur-theorique(energie(toto)))
end $

```

:

Ici, on définit le rapport lipidique en énergie (rapport-lipide) entre les lipides poly-insaturés (lipide-poly-insature) et les lipides saturés (lipide-sature).

```

let bilan = t bilan-complet ; in
  valeur-effective
    (rapport-lipide(bilan-energetique(energie-complet(bilan))))
    = / (lipide-poly-insature
        (constituants-energetiques(energie-complet(bilan))),
        lipide-sature(constituants-energetiques
                      (energie-complet(bilan))))
end $

```

• Le second niveau de connaissances:

-- Déclaration des variables d'états:

```

signe calcium is croissant of
  valeur-relative(calcium(o bilan-constituants-divers)) with
    (faible : < -0.1 anormal)
    (moyen : interval(0.1,4.0) normal)
    (excessif : > 4.0 anormal)
end $

```

```

signe activite-physique is croissant of
  valeur-relative(depense-activites(o bilan-energetique)) with
    (faible : interval(-1.0,-0.6))
    (moyen : interval(-0.6,1.0))
    (eleve : interval(1.0,10.0))
end $

```

```

signe age is croissant of age(o caracteristiques-actuelles) with
    (enfant : interval(0,12) )
    (adolescent : interval(13,17) )
    (adulte : interval(18,40) )
    (plus-adulte : interval(40,59) )
    (vieux : >= 60 )
end $

```

```

signe energie is croissant of valeur-relative(energie(o bilan-energetique))
with
    (faible : <= -0.3 )
    (moyen : interval(-0.3,0.3) )
    (excessif : >= 0.3 )
end $

```

```

signe poids is croissant of valeur-relative(iq(o bilan-energetique))
with
    (faible : <= -0.2 )
    (moyen : interval(-0.2,0.2) )
    (excessif : interval(0.2,0.45) )
    (tres-excessif : >= 0.45 )
end $

```

```

signe alcool is croissant of valeur-relative(alcool(o bilan-energetique))
with
  (faible : <= -0.5)
  (moyen : interval(-0.5,1.1.0))
  (excessif : >= 1.1)
end $

signe activites-physiques is croissant of
  valeur-relative(depense-activites(o bilan-energetique))
with
  (faible : <= -0.3 )
  (moyen : interval(-0.3,0.3) )
  (eleve : >= 0.3 )
end $

signe protide is croissant of valeur-relative(protide(o bilan-energetique))
with
  (faible : <= -0.3 )
  (moyen : interval(-0.3,0.3) )
  (excessif : >= 0.3 )
end $

signe fume is croissant of cigarettes-par-jour(o examens) with
  (faible : <= 6 normal)
  (moyen : interval(7,20) anormal)
  (excessif : >= 21 anormal)
end $

signe rapport-lipide is croissant of
  valeur-relative(rapport-lipide(o bilan-energetique))
with
  (faible : <= -0.4 anormal)
  (moyen : interval(-0.4,0.3) neutre)
  (excessif : >= 0.3 normal)
end $

signe caries-dentaires is croissant of caries-dentaires(o examens) with
  (faible : absente )
  (excessif : moyenne )
  (tres-excessif : forte)
end $

state HLP is booleen
end $

state activite-insuffisant is booleen
end $

state obese is booleen
end $

diagnostic obesite-future is booleen
end $

```

```
diagnostic diabete-future is booleen
end $
```

```
therapie plus-activite is booleen
end $
```

- Définition des règles de vraisemblance:

```
regle is
  poids = tres-excessif implique obesite-severe
end $
```

```
regle is
  poids = excessif implique obesite-simple
end $
```

```
regle is
  obesite-simple ; obesite-severe constituent obese <certain>
end $
```

```
regle is
  obese implique obesite-future <probable>
end $
```

```
regle is
  nbre-obeses = 2 implique obesite-future <probable>
end $
```

```
regle is
  nbre-diabetes = 1 implique diabete-future <probable>
end $
```

```
regle is
  nbre-diabetes = 2 implique diabete-future <probable>
end $
```

```
regle is
  nbre-HLP = 1 implique HLP-future <probable>
end $
```

```
regle is
  nbre-HLP = 2 implique HLP-future <probable>
end $
```

```
regle is
  nbre-cardio-vasculaires = 1 implique cardio-vasculaire-future
  <probable>
end $
```

```
regle is
  nbre-cardio-vasculaires = 2 implique cardio-vasculaire-future
  <probable>
end $
```

```
regle is
  nbre-HTA = 1 implique HTA-future <probable>
end $
```

% les regles d'aggravation

```
regle is
  nbre-obeses = 1 , glucide-simple = excessif implique
    diabete-future <faible>
end $

regle is
  nbre-obeses = 2 , glucide-simple = excessif implique
    diabete-future <probable>
end $

regle is
  nbre-diabetes = 1 , energie = excessif implique
    obesite-future <faible>
end $

regle is
  nbre-diabetes = 2 , energie = excessif implique
    obesite-future <faible>
end $

regle is
  nbre-diabetes = 1 , rapport-lipide = faible implique
    HLP-future <faible>
end $

regle is
  nbre-diabetes = 2 , rapport-lipide = faible implique
    HLP-future <faible>
end $

regle is
  diabete-future implique cardio-vasculaire-future <faible>
end $

regle is
  HTA-future implique cardio-vasculaire-future <faible>
end $

regle is
  obesite-future implique cardio-vasculaire-future <faible>
end $

regle is
  HLP-future implique cardio-vasculaire-future <faible>
end $

regle is
  nbre-HLP = 1 , alcool = excessif implique HLP-future <faible>
end $

regle is
  nbre-HLP = 2 , alcool = excessif implique HLP-future <faible>
end $
```

```
regle is
  obesite-future , nbre-HTA = 1 , energie = excessif implique
    HTA-future <faible>
end $

regle is
  obesite-future , nbre-HTA = 2 , energie = excessif implique
    HTA-future <faible>
end $

regle is
  sexe = homme depend etat-physio = nil
end $

regle is
  calcium = faible implique deficiencie-calcium-future
end $

regle is
  calcium = excessif implique calcules-future
end $
```

2 Annexe B: Exemples de diagnostic du système expert

Nous donnons ici deux exemples d'utilisation par le système expert de la base de connaissances sur le diagnostic nutritionnel.

```
Script started on Mon Sep 5 14:49:45 1988
grandville51 ceyx++ -r ceyx-niv2.core
= t
? (deduction)
```

EXECUTION DU DIAGNOSTIC

```
liste des propos a interroger ? ()
propagation .....
quel est nbre-diabetes de o:antecedents ? 0
quel est poids de o:caracteristiques-actuelles ? 55.
quel est taille de o:caracteristiques-actuelles ? 1.55
quel est sexe de o:patient ? homme
quel est annee de o:date-courante ? ?
le type est entier
les caracteristiques sont:
  domaine = (>= 0)
  quel est annee de o:date-courante ? ()
  quel est age de o:caracteristiques-actuelles ? 29
  quel est nbre-obeses de o:antecedents ? ?
le type est entier
les caracteristiques sont:
  domaine = (interval 0 2)
  quel est nbre-obeses de o:antecedents ? 1
  quel est nbre-lipidemies de o:antecedents ? 0
propagation .....
variable: obesite-future ayant les etats possibles:
  obesite-future = t <faible>
  obesite-future = () <peu-probable>
et de coefficient d'interet: .5928729
quel est nbre-HTA de o:antecedents ? 0
quel est calcium de o:constituants-divers ? 100.
propagation .....
quel est nbre-cardio-vasculaires de o:antecedents ? 0
quel est glucide-simple de o:constituants-energetiques ? 1000.
quel est duree de t:temps-activite ayant pour activite = o:velo,bilan-complet
= o:bilan-complet, ? ?
le type est reel
les caracteristiques sont:
  unite = en-heure
  quel est duree de t:temps-activite ayant pour activite = o:velo,bilan-complet
= o:bilan-complet, ? 1.
  quel est duree de t:temps-activite ayant pour activite = o:course,
```

bilan-complet = o:bilan-complet, ? 1.
 propagation

 * RESULTATS DU DIAGNOSTIC *

variable: obesite-future ayant les etats possibles:

obesite-future = t <faible>

obesite-future = () <peu-probable>

et de coefficient d'interet: .5046662

? (end)

Que Le-Lisp soit avec vous.

grandville52 ^D

script done on Mon Sep 5 14:51:50 1988

Script started on Thu Oct 13 19:13:00 1988

grandville51 ceyx++ -r ceyx-niv2.core

= t

? (deduction)

EXECUTION DU DIAGNOSTIC

liste des propos a interroger ? ()

propagation

quel est nbre-diabetes de o:antecedents ? 1

quel est poids de o:caracteristiques-actuelles ? 55.

quel est taille de o:caracteristiques-actuelles ?

? 1.5

quel est sexe de o:patient ? homme

quel est annee de o:date-courante ? ()~~??~~()

quel est age de o:caracteristiques-actuelles ? 29

quel est nbre-obeses de o:antecedents ? 0

quel est nbre-lipidemies de o:antecedents ? 0

propagation

variable: diabete-future ayant les etats possibles:

diabete-future = t <faible>

diabete-future = () <peu-probable>

et de coefficient d'interet: .5046662

quel est nbre-HTA de o:antecedents ? 0

quel est calcium de o:constituants-divers ? 1000.

quel est protide-vegetale de o:constituants-energetiques ? ()~~??~~()

quel est protide de o:constituants-energetiques ? 450.

quel est lipide-sature de o:constituants-energetiques ? ()~~??~~()

quel est lipide de o:constituants-energetiques ? 1200.

quel est glucide-simple de o:constituants-energetiques ? 1000.

quel est glucide-complexe de o:constituants-energetiques ? 700.

quel est duree de t:temps-activite ayant pour activite = o:velo,bilan-complet

```

= o:bilan-complet, ? 1.
quel est duree de t:temps-activite ayant pour activite = o:course,
bilan-complet = o:bilan-complet, ? 1.
propagation .....
quel est nbre-cardio-vasculaires de o:antecedents ? 0
quel est lipide-poly-insature de o:constituants-energetiques ? ()ΦΦ()
propagation
*****
*   RESULTATS DU DIAGNOSTIC   *
*****

```

```

variable: diabete-future ayant les etats possibles:
  diabete-future = t <faible>
  diabete-future = () <peu-probable>
  et de coefficient d'interet: .5046662
? (end)
Que Le-Lisp soit avec vous.
grandville52 ^D
script done on Thu Oct 13 19:20:37 1988

```


Bibliographie

- [Aie83] Aiello. A comparative study of control strategies for expert systems: age implementation of three implementation of puff. *Proceeding Third National Conference on Artificial Intelligence*, 1-4, August 1983.
- [Aik83] Aikins. Prototypical knowledge for expert systems. *Artificial Intelligence*, 20(2):163-210, 1983.
- [Ait86] H. Aiti-Kaci. Login: a logic programming language with built-in inheritance. *Journal of Logic Programming*, 3:185-215, 1986.
- [And88] S. Andreassen. Munin: ... electromyographic findings. *AAAI ou IJCAI*, 3:366-372, 1988.
- [Ben78] Bennett. *SACON: A knowledge-based consultant for structural analysis*. Technical Report STAN-CS-78-699, Stanford University, September 1978.
- [Bou86] M. Bouzeghoud. *SECSI: un système expert en conception de systèmes d'information*. Master's thesis, Université de Paris VI, Mars 1986.
- [Bra79] R. J. Brachman. Epistemological status of semantic networks. In *Associative networks: representation and use of knowledge*, pages 3-50, FINDLER, 1979.
- [Bra83a] R. J. Brachman. Krypton: a functional approach to knowledge representation. *Computer IEEE*, 67-73, October 1983.
- [Bra83b] R. J. Brachman. What is-a is and isn't: an analysis of taxonomic links in semantic network. *Computer*, 16(10):30-36, 1983.
- [Bra85] R. J. Brachman. An overview of the kl-one: a knowledge representation system. *Cognitive Science*, 9(2):171-216, 1985.
- [Bri85] Briot. Les méta-classes dans les langages orientés objets. *AFCT-INRIA*, 1985.
- [Car85a] L. Cardelli. On understanding types, data abstraction and polymorphisme. *Computer Surveys*, 17(4), December 1985.
- [Car85b] L. Cardelli. *A semantic of multiple inheritance*. Technical Report, Murray Hill, 1985.
- [Cha84a] Chandrasekaran. Assembling the best explanation. *Proceeding of IEEE: ... knowledge based system*, décembre 1984.

- [Cha84b] Chandrasekaran. Control issues in classificatory diagnosis. *AAAI ou IJCAI*, 1984.
- [Cha86] J. Charlet. Anatomie du système lézard: le traducteur. *Journées internationales des S.E. et leurs applications*, 95-106, 1986.
- [Che76] P. Chen. The entity-relationship model: toward an unified view of data. *ACM Transaction on Database Systems*, 1(1):9-36, Mars 1976.
- [Cla83] W. J. Clancey. The epistemology of rule-based expert system. *Artificial Intelligence*, 20:215-251, 1983.
- [Cla85] W. J. Clancey. Heuristic classification. *Artificial Intelligence*, 27(3), 1985.
- [Cla86] W. J. Clancey. From guidon to neomycin and heracles in twenty short lessons. *Artificial Intelligence MAGAZINE*, August 1986.
- [Clo81] Clocksin. *Programming in Prolog*. Springer-Verlag, 1981.
- [Dav77] R. Davis. Productions rules as a representation for a knowledge ... mycin. *Artificial Intelligence*, 8:15-45, 1977.
- [Dav79] R. Davis. *Interactive Transfer of Expertise*. Technical Report, M.I.T., 1979.
- [Dav80] R. Davis. Meta-rules : reasoning about control. *Artificial Intelligence*, 15:179-222, 1980.
- [Dav84] R. Davis. Diagnostic reasoning based on structure and behavior. *Artificial Intelligence*, 24:347-409, 1984.
- [Far85] Henri Farreny. *Les systèmes experts: principes et exemples*. Cépadués-Éditions, 1985.
- [For82] Forgy. Rete : a fast algorithm for pattern match problem. *Artificial Intelligence*, 19:17-37, 1982.
- [Gas85] Gascuel. Un système expert pour la réalisation de diagnostics. *T.S.I.*, 4:359-372, 1985.
- [Hal87] Halpern. A logic to reason about likelihood. *Artificial Intelligence*, 32:379-405, 1987.
- [Hal88] Halpern. Belief, awareness, and limited reasoning. *Artificial Intelligence*, 34:39-76, 1988.
- [Kow79] Robert A. Kowalski. *Logic for problem Solving*. Elsevier North Holland, New-York, 1979.
- [Kui84] Kuipers. Causal reasoning in medicine. *Cognitive Science*, 8:363-385, 1984.
- [Kyb87] H. E. Kyburg. Bayesian and non-bayesian evidential updating. *Artificial Intelligence*, 31:271-293, 1987.
- [Lau84a] Laurent. La structure de contrôle dans les systèmes experts. *TSI*, 3(3):161-177, 1984.

- [Lau84b] Laurent. Les moteurs de s.e. : typologie, comparaisons et guide du concepteur. *journées systèmes experts*, 1984.
- [Lee88] C. H. Lee. A comparason of two evidential reasoning schemes. *Artificial Intelligence*, 35:127-134, 1988.
- [Mar86] P. Mariot. *Un système expert appliqué au calcul des doses d'insuline chez le diabétique insulino-dépendant*. Master's thesis, Université de Nancy I, Faculté de Médecine de Brabois, 1986.
- [Nil80] N. Nilsson. *Principles of Artificial Intelligence*. Tioga Publish. Comp., Palo Alto, 1980.
- [Nil86] N. Nilsson. Probabilistic logic. *Artificial Intelligence*, 28:71-87, 1986.
- [PE88] J. Parravano and B. El-Ayeb. Une méthode de diagnostic: un domaine d'application: la nutrition. *4 ième Conf. Inter. sur S.S.H.C.*, Juillet 1988.
- [Pea86] Pearl. Fusion, propagation, and structuring in belief networks. *Artificial Intelligence*, 29:241-288, 1986.
- [Pea87] Pearl. Distributed revision of composed beliefs. *Artificial Intelligence*, 33:173-215, 1987.
- [Ped81] E. P. D. Pednault. On the independence assumption underlying bayesian updating. *Artificial Intelligence*, 16:213-222, 1981.
- [Rei87] R. Reiter. A theory of diagnosis form first principles. *Artificial Intelligence*, 32:57-95, 1987.
- [Sha76] G. Shafer. *A mathematical theory of evidence*. Princeton, 1976.
- [Sha87] G. Shafer. Implementing dempster's rule for hierarchical evidence. *Artificial Intelligence*, 33:271-298, 1987.
- [Sho85] Shortliffe. Evidential reasoning in a hierarchical hypothesis space. *Artificial Intelligence*, 26(3):323-358, 1985.
- [Sow84] J. F. Sowa. *Conceptual Structures : Inform. Process. in Mind or in Machine*. Addison-Wesley, 1984.
- [Swa83] W. R. Swartout. Xplain: a system for creating and explaining expert consulting prog. *Artificial Intelligence*, 21:285-325, 1983.
- [Wei78] S. M. Weiss. A model-based method for computer-aided medical decision making. *Artificial Intelligence*, 11:145-172, 1978.
- [Wei79] S. M. Weiss. Expert: a system for developing consultation models. *IJCAI*, 6(2):942-947, 1979.
- [Wei84] S. M. Weiss. Using empirical analysis to refine expert system knowledge bases. *Artificial Intelligence*, 22:23-48, 1984.
- [Win84] Winston. *Lisp*. Addison-Wesley, 1984.

NOM DE L'ETUDIANT : Mr PARRAVANO Jean

NATURE DE LA THESE : Doctorat 3ème Cycle en Informatique

VU, APPROUVE ET PERMIS D'IMPRIMER

NANCY, le 27 JUIN 1988 n° 1130

LE PRESIDENT DE L'UNIVERSITE DE NANCY I



Résumé

L'objectif principal de cette thèse est de montrer l'intérêt d'utiliser une approche heuristique dans l'établissement du diagnostic et de proposer plusieurs niveaux de connaissances pour représenter l'expertise médicale.

Pour atteindre cet objectif :

Nous dégageons les caractéristiques générales des méthodes qu'emploient les médecins pour réaliser un diagnostic et explicitons les concepts de base qui permettent de décrire des connaissances effectivement utilisées pour expliquer les résultats de ce diagnostic. Nous étudions également quelques systèmes experts de diagnostic médical en nous focalisant sur leurs spécificités.

Nous proposons ensuite une méthode de structuration des connaissances, nous montrons également l'utilisation qui en est faite afin d'établir un diagnostic.