

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DES MATHÉMATIQUES ET  
D'INFORMATIQUE

DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE

N° :.....



DOMAINE : MATHÉMATIQUE ET  
INFORMATIQUE

FILIERE : INFORMATIQUE

OPTION : SYSTÈMES  
D'INFORMATIONS GÉNIE  
LOGICIELS

Mémoire présenté pour l'obtention  
Du diplôme de Master Académique

Par: BOUMALIA MAHFOUD

Intitulé

**Ontologie Probabiliste pour l'aide au  
Diagnostic Médical**

Soutenu devant le jury composé de :

|                      |                      |            |
|----------------------|----------------------|------------|
| Mr.....              | Université de M'sila | Président  |
| Mr BOUGHERARA Seddik | Université de M'sila | Rapporteur |
| Mr .....             | Université de M'sila | Examineur  |

Année universitaire : 2018 /2019

## Dédicace

Je dédie ce modeste travail à

Mes très chers parents, mon fils ADAM YACIN,  
Ma femme, et tous ma familles espérant que  
ce travail soit pour eux le témoignage de ma  
profonde Affectation et non grand respect

A tous mes chers frères et chères

sœurs A mes enseignants

A tous mes amis

A ma promotion de master

Enfin, je ne saurais terminer ces dédicaces  
sans y associer toute personne qui de près ou  
De loin ma apporté son aide ou ses  
encouragements.

Mahfoud .B

الحمد لله ربي  
العالمين  
*Remerciements*

*Je tiens à remercier sincèrement :*

*Mon encadreur Mr BOUGHRARA SEDDIK d'avoir accepté de me suivre.*

*Je remercie tous les membres de jury qui vont examiner notre projet*

*A tous les enseignants du département d'informatique.*

*Enfin tous ceux qui m'aidé de près ou de loin.*

*Merci.*



|   |           |
|---|-----------|
| <b>Introduction générale:</b>                                   |           |
| <b>1. Motivations et objectifs</b>                              | <b>I</b>  |
| <b>2. Plan du mémoire</b>                                       | <b>II</b> |
| <b>Chapitre 1: web sémantique et les ontologies</b>             | <b>05</b> |
| <b>I- Introduction</b>  | <b>05</b> |
| <b>1. le web sémantique</b>                                     | <b>05</b> |
| <b>1.1. Que ce qui c'est le web sémantique</b>                  | <b>05</b> |
| <b>1.2. Principes généraux du Web :</b>                         | <b>10</b> |
| <b>1.2.1 Principe 1: Identification par URI</b>                 | <b>10</b> |
| <b>1.2.2 Principe 2 : Typage des ressources et liens Web</b>    | <b>11</b> |
| <b>1.2.3 Principe 3 : Tolérance de l'information partielle</b>  | <b>12</b> |
| <b>1.2.4 Principe 4: La vérité absolue n'est pas nécessaire</b> | <b>13</b> |
| <b>1.2.5 Principe 5: l'évolution est prise en charge</b>        | <b>14</b> |
| <b>1.2.6 Principe 6 : Design minimaliste</b>                    | <b>15</b> |
| <b>1.3. Couches Web sémantiques</b>                             | <b>15</b> |
| <b>1.3.1 La couche ontologie</b>                                | <b>16</b> |
| <b>1.3.2.URI : Identifiant uniforme de ressource</b>            | <b>16</b> |
| <b>1.3.4 RDF: Resource Description Framework</b>                | <b>18</b> |
| <b>1.3.4.1 Modèle de données basé sur un graphique</b>          | <b>18</b> |
| <b>1.3.5 DAML+OIL:</b>  | <b>20</b> |
| <b>1.3.6 OWL: Ontology Web Language</b>                         | <b>20</b> |
| <b>1.3.6.1 OWL Lite</b>   | <b>21</b> |
| <b>1.3.6.2 OWL DL</b>   | <b>21</b> |
| <b>1.3.6.3 OWL Full</b>   | <b>21</b> |
| <b>2. Les ontologies</b>  | <b>23</b> |
| <b>2.2 Définitions d'Ontologie</b>                              | <b>23</b> |
| <b>2.3 Apparition d'ontologie</b>                               | <b>24</b> |
| <b>2.4 La notion d'ontologie</b>                                | <b>25</b> |
| <b>2.4.1 L'interopérabilité</b>                                 | <b>25</b> |

|   |    |
|---|----|
| 2.4.2 La réutilisation                                    | 26 |
| 2.5 Les constituants d'une ontologie                      | 26 |
| 2.5.1 Concept /classe                                     | 26 |
| 2.5.2 Les propriétés portant sur des concepts sont        | 27 |
| 2.5.3 Individus / Instances                               | 27 |
| 2.5.4 Relations   | 27 |
| 2.5.5 Restrictions / règles / axiomes                     | 27 |
| 2.5.6 Fonction:   | 28 |
| 2.6 Discussion  | 28 |
| 2.6.1 Différence entre ontologie et base de connaissance  | 28 |
| 2.6.2 Différence entre ontologie et hiérarchie de classes | 28 |
| 2.7 Classifications d'ontologies:                         | 29 |
| 2.7.1 Classification selon l'objet de conceptualisation   | 29 |
| 2.7.2 Classification selon le niveau de complétude        | 30 |
| 2.7.3 Classification selon le niveau de détail            | 30 |
| 2.7.4 Classification selon le formalisme utilisé          | 31 |
| 2.8 Méthodes et outils de construction d'ontologie        | 31 |
| 2.8.1 METHONTOLOGY  | 31 |
| 2.9 Le but de l'ontologie est :                           | 33 |
| Conclusion  | 34 |
| Chapitre 2:diagnostic médical                             | 36 |
| 1.1 Le signe et le symptôme                               | 36 |
| 1.1.1 Définitions Le signe et le symptôme                 | 36 |
| 1.1.2 Le signe positif                                    | 37 |
| 1.1.3 Le signe négatif                                    | 37 |
| 1.2 La maladie et le syndrome                             | 37 |
| 1.3 Le diagnostic médical                                 | 39 |
| 1.4 Le raisonnement                                       | 40 |
| 1.3.1 Le raisonnement déductif                            | 40 |
| 1.3.2 Le raisonnement inductif                            | 41 |

|                                    |  |    |
|------------------------------------|--|----|
| 1.3.3                              | Le raisonnement adductif                                 | 41 |
| 1.3.4                              | Le raisonnement par analogie                             | 42 |
| 1.4                                | La sémiologie quantitative                               | 42 |
| 1.5                                | les systèmes Expert pour l'aide à la décision médical    | 43 |
| 1.5.1                              | Qu'-ce que qu'un Système Expert ?                        | 44 |
| 1.5.2                              | les composants de système Expert                         | 44 |
| 1.5.3                              | quelque exemple de système expert dans DM                | 46 |
| 1.6                                | systèmes d'aide à la décision à base d'ontologie         | 47 |
|                                    | Conclusion   | 48 |
| <b>Chapitre 3 Réseaux Bayésien</b> |  |    |
|                                    | Introduction   | 50 |
| 2.                                 | l'incertitude  | 51 |
| 2.1                                | l'incertitude médical                                    | 51 |
| 2.3                                | réseau Bayésien et l'incertitude médical                 | 52 |
| 3. 1                               | Définition   | 53 |
| 3.2                                | Définition Formelle                                      | 53 |
| 4.                                 | Représentation graphique de la causalité                 | 54 |
| 4.1                                | exemple  | 54 |
| 4.2                                | Circulation de l'information                             | 56 |
| 4.3                                | Définition et propriété                                  | 57 |
| 4.3.1                              | indépendance conditionnelle                              | 58 |
| 4.3.2                              | D-séparation   | 58 |
| 5.                                 | Représentation probabilité de la causalité               | 60 |
| 6.                                 | formule de Bayes   | 61 |
| 6.1                                | Autre écritures du théorème de Bayes                     | 63 |
| 6.2                                | Exemple d'application de la formule de Bayes             | 63 |
| 7.                                 | Construction des réseaux Bayésien                        | 64 |
| 7.1                                | identification des variables et de leurs espaces d'états | 65 |
| 7.2                                | Définition de la structure du réseaux Bayésien           | 65 |
| 7.3                                | loi de probabilité conjoint des variables                | 66 |

|  |           |
|--|-----------|
| <b>8. inférence</b>  | <b>67</b> |
| <b>8.1 inférence Exacte</b>                                      | <b>67</b> |
| <b>8.1.1 Propagation de message (Algorithme Pearl)</b>           | <b>68</b> |
| <b>8.1.2 l'arbre de jonction (clique-tree propagation)</b>       | <b>69</b> |
| <b>8.2 inférence approximative</b>                               | <b>71</b> |
| <b>9. Domaine d'application de réseaux Bayésien</b>              | <b>72</b> |
| <b>10. Avantages des réseaux Bayésiens</b>                       | <b>72</b> |
| <b>Conclusion</b>  | <b>74</b> |
| <b>Chapitre 4 Réseaux Bayésien</b>                               |           |
| <b>Introduction</b>  | <b>76</b> |
| <b>2. ontologie probabilité</b>                                  | <b>76</b> |
| <b>2.1 Définition</b>  | <b>76</b> |
| <b>3. PR-OWL</b>   | <b>77</b> |
| <b>4. Réseaux Bayésien</b>                                       | <b>79</b> |
| <b>5. Multi-Entité Bayésien Networks (MEBN)</b>                  | <b>81</b> |
| <b>5.1 les nœuds résidents</b>                                   | <b>82</b> |
| <b>5.2 les nœuds d'entrée</b>                                    | <b>82</b> |
| <b>5.3 les nœuds de contexte</b>                                 | <b>83</b> |
| <b>5.4 MBEN/PR-OWL</b>   | <b>84</b> |
| <b>6. Modéliser une ontologie PR-OWL</b>                         | <b>86</b> |
| <b>7. l'outil Unbbayes</b>                                       | <b>88</b> |
| <b>7.1 une brève Histoire</b>                                    | <b>89</b> |
| <b>Conclusion</b>  | <b>90</b> |
| <b>Chapitre 5 Conception et réalisation</b>                      |           |
| <b>Introduction</b>  | <b>92</b> |
| <b>2. choix de la méthode de construction de notre ontologie</b> | <b>92</b> |
| <b>3. diagrammes UML</b>   | <b>93</b> |
| <b>2.2 conceptualisation</b>                                     | <b>93</b> |
| <b>2.3 construction du galssaire de termes</b>                   | <b>93</b> |
| <b>2.2.2 Détermination de la taxonomie de concept</b>            | <b>94</b> |
| <b>2.3 la formalisation</b>                                      | <b>96</b> |
| <b>2.4 Implémentation</b>  | <b>98</b> |

|  |            |
|--|------------|
| <b>2.4.1 Protégé</b>                                   | <b>99</b>  |
| <b>2.4.1 langage web sémantique</b>                    | <b>101</b> |
| <b>2.4.1.1 OWL</b>                                     | <b>101</b> |
| <b>3 . Etude de cas</b>                                | <b>102</b> |
| <b>3.1 implémentation de l'ontologie dans unbbayes</b> | <b>103</b> |
| <b>4.execution et validation le résultat</b>           | <b>106</b> |
| <b>Conclusion</b>                                      | <b>109</b> |
| <b>Conclusion Générale</b>                             | <b>110</b> |



## **LISTE DES ABREVIATIONS**

1. DAML : Darapa Agent Markup Language
2. DAML+OIL : Darapa Agent Markup Language OIL
3. DTD : Document Type Définition
4. GL : Génie Logiciel
5. HTML : Hyper Text Markup Language
6. IA : Intelligence Artificielle
7. IC : Ingénierie de Connaissances
8. IDE : Integrated Developpement Environment
9. JVM : Java Virtual Machine
10. LDs : Logique des Descriptions
11. nRQL : new Racer pro Query Language
12. OIL : Ontology Inference layer
13. OML : Ontology Markup Language
14. OWL : Ontology Web Language
15. OWL – DL : Ontology Web Language Description Logique
16. RDF : Resource Description Framework
17. RDF(S) : Resource Description Framework Schema
18. RDQL : RDF Data Query Language
19. SAD : Système d'Aide à la Décision
20. SADM : Système d'Aide à la Décision Médicale
21. SBC : Système à Base de Connaissance
22. SE : Système Expert
23. SGML : Standard General Markup language
24. SHOE : Simple HTML Ontology Extensions
25. PR-OWL : Probability Ontology Web Language
26. SWRL : Semantic Web Rule Language

27. TOVE : Toronto Virtual Enterprise
28. UML : Unified Modeling Language
29. URI : Uniform Resource Identifier
30. W3C : World Wide Web Construction
31. XML : extensible Markup Language

## Introduction générale

La construction d'un système capable de reproduire les activités de raisonnement de l'être humain représente le rêve des chercheurs travaillant en intelligence artificielle. C'est la raison pour laquelle les systèmes à base de connaissance ont été conçus pour réaliser des fonctions de raisonnement symbolique constitue actuellement un champ primordial des recherches. De tels systèmes nécessitent en particulier une représentation adéquate des connaissances mises en jeu, ainsi que des mécanismes efficaces d'exploitation de ces connaissances, ou de raisonnement

L'apparition du web sémantique et des ontologies ont été caractérisées par l'universalité de la représentation des connaissances grâce aux standards du W3C. Cela a montré les limites des systèmes à base de connaissances classiques (notamment les systèmes experts) tels que la spécificité de représentation des connaissances et des méthodes de raisonnement.

Les systèmes à base d'ontologie ont montré leur efficacité dans plusieurs domaines d'application. Cependant, dans certains domaines tels que la médecine et notamment le diagnostic médical, le médecin est confronté dans son exercice à l'incertitude, entre autre du fait de sa position comme premier intervenant dans le système de soins, ce qui le contraint à agir au stade précoce et indifférencié des maladies. D'ailleurs la gestion de l'incertitude fait partie des compétences à acquérir par le futur médecin généraliste : il doit apprendre à "tolérer l'incertitude". En effet, la résolution de problème dans le domaine médical montre que la prise en compte de symptômes cliniques, dépend de la structure des hypothèses diagnostiques formulées par le médecin, dès les premières minutes de son contact avec le patient. L'analyse des facteurs qui provoquent certains biais ou erreurs du raisonnement diagnostique peut faciliter la création et l'application de procédures de contrôle plus adéquates dans la gestion des services médicaux.

Plusieurs techniques ont été proposées pour résoudre le problème de raisonnement sous incertitude tel que la logique floue, la logique de possibilité, et l'approche probabiliste basée sur les réseaux bayésiens qui permet de modéliser l'incertitude par des facteurs de probabilité et des liens de causalité. Qui a été employé aussitôt dans le domaine du web sémantique à travers le langage PROWL donnant ainsi naissance à l'ontologie probabiliste permettant de modéliser les données dans le web sémantique.

### 1. Motivations et objectifs

Les données médicales souffrent, en général, de l'incertitude, des données manquantes. Pour cette raison, l'aspect incertitude doit être pris en considération dans l'élaboration des systèmes destinés à apporter une aide au diagnostic qui sera réalisé par les médecins. D'autre part, les ontologies probabilistes sont considérées un outil prometteur dans différents domaines combinant les avantages des ontologies et du web sémantique,

Et le raisonnement sur des données incertaines permet de résoudre les problèmes liés au diagnostic médical.

Le objectif de notre travail est : Construire une ontologie probabiliste basée sur les réseaux bayésiens à l'aide du langage PROWL afin d'obtenir un diagnostic plus efficace et de bonne qualité afin de montrer les apports des ontologies probabilistes pour raisonnement et la modélisation des données incertaines.

## 2. Plan du mémoire

En plus de l'introduction générale et la conclusion générale, le manuscrit est structuré en cinq chapitres. Pour situer le contexte de notre travail et pour sa bonne compréhension, Quatre chapitres seront consacrés à l'étude théorique sur notre sujet, "ontologie probabiliste". Le dernier chapitre est consacré à la présentation de notre contribution.

-Le premier chapitre introduit les principes fondamentaux Web sémantique et la notion de l'ontologie. Nous donnons ainsi que quelques langages d'ontologies XML, RDF, RDFS, OWL, SWRL. Nous allons présenter ensuite le processus de construction d'ontologie, nous décrivons brièvement le cycle de vie d'une ontologie et les principales méthodes de construction l'ontologie, en détaillant les différentes étapes de chaque méthode puis les outils de développement d'ontologie: les langages de spécification d'ontologie, les moteurs d'inférence, les langages d'interrogation d'ontologie et en fin les différents éditeurs d'ontologies.

-Le deuxième chapitre est consacré à la présentation de Diagnostic médical, des notion et définition sur le signe et le symptôme la maladie et le syndrome, la sémiologie. Puis l'introductions des systèmes Expert dans le domaine diagnostic médical ainsi que l'utilisation des système à base d'ontologie dans ce domaine.

-Le troisième chapitre est dédié à la présentation des concept d'incertitude, et l'incertitude médicale et présenter une étude détaillée sur les réseaux bayésiens, il aborde les points pertinents pour comprendre cette technique et Ensuite, nous élaborons les deux algorithmes d'inférences exactes à savoir : l'algorithme Pearl et l'algorithme de Jensen Lauritzen Olesen..

-Le quatrième chapitre présente notre approche qui intègre le BN dans l'ontologie probabiliste pour L'aide au diagnostic. Nous nous intéressons est présenter le langage PR-OWL qui est une extension du langage standard OWL pour représenter l'incertitude dans les ontologies.

- Le cinquième chapitre les résultats est consacré pour la conception et réalisation, Où la partie de conception en utilise le langage UML et réaliser le diagramme de classe et des définitions du déférente classes et sous classe, relations dans des tables qui existent de ce chapitre. Pour la partie d'implémentation de notre ontologie, nous présenterons l'environnement de l'interface de l'éditeur des ontologies « protégé », et enfin, nous présenterons captures d'écran des différentes étapes de déroulement de notre PR-OWL par capture et explique les déférentes constructions avec « Unbbayes » jusqu'à obtenir le résultat final qui va être aussitôt validés par des données réels.

Nous terminons cette thèse par une discussion des résultats obtenus , une conclusion dans laquelle, nous dressons un bilan de notre travail et nous proposons quelques perspectives possibles pour améliorer notre travail.

## Introduction :

Nous allons donc présenter dans ce chapitre, en premier lieu la notion du web sémantique Et leur architecteur, ensuite la notion d'ontologie et ses composantes. Par la suite, nous Présenterons ses différentes classifications, Selon l'objet de la conceptualisation, le niveau de Granularité et le degré de formalisation.

### 1. le web sémantique :

#### 1.1. que ce qui c'est le web sémantique :

Au début, [6] il n'y avait pas de Web. Le Web a été créé par Tim Berners-Lee, qui travaillait pour le CERN, l'organisation européenne pour la recherche en physique. Le personnel technique du CERN avait un besoin urgent de partager des documents situés sur leurs nombreux ordinateurs.

Berners-Lee avait déjà construit plusieurs systèmes pour ce faire et, avec cet arrière-plan, il a conçu le World Wide Web. La conception reposait sur une base technique relativement simple, ce qui a permis à la technologie de s'implanter et d'atteindre une masse critique.

- Le Web sémantique est un Web <sup>1</sup>de données composé des dates, de titres, de numéros de pièces, de propriétés chimiques et de toute autre donnée imaginable. La collection de technologies du Web sémantique (RDF, OWL, SKOS, SPARQL, etc.) fournit un environnement dans lequel l'application peut interroger ces données, tirer des déductions à l'aide de vocabulaires, etc.

Toutefois, pour que le Web des données devienne une réalité, il est important que l'énorme quantité de données sur le Web soit disponible dans un format standard, accessible et gérable par les outils du Web sémantique. En outre, non seulement le Web sémantique a-t-il besoin d'accéder aux données, mais les relations entre données doivent également être mises en place pour créer un Web de données (par opposition à un ensemble de jeux de données). Cette collection de jeux de données interdépendants sur le Web peut également être appelée données liées.

Pour créer et créer des données liées, des technologies doivent être disponibles pour un format commun (RDF), permettant la conversion ou un accès instantané aux bases de données existantes (relationnelles, XML, HTML, etc.). Il est également important de pouvoir configurer les

---

<sup>1</sup> <https://www.w3.org/standards/semanticweb/data> (accédé le 02/05/2019)

points de terminaison de requête pour accéder à ces données plus facilement. Le W3C fournit une palette de technologies (RDF, GRDDL, POWDER, RDFa, R2RML, RIF, SPARQL à venir) pour accéder aux données.

Pour comprendre [8] de quelle façon et sous quelle forme le Web intègre la notion de sémantique prenons l'exemple d'une recette de gazpacho. Un gazpacho est une soupe froide, d'origine espagnole, généralement à base de tomates, et servie le plus souvent en entrée. Comme tout document décrivant une recette, une page Web dédiée à la recette du gazpacho (voir figure 1.1) contiendra une liste d'ingrédients, une suite d'étapes de préparation, une photographie, etc. Il est assez facile pour un utilisateur connaissant la langue française de comprendre qu'il s'agit d'une recette, que cette recette est celle du gazpacho et que la photographie représente le résultat attendu de la recette. Néanmoins, le langage HTML utilisé ne s'intéresse qu'à la mise en forme graphique du texte et à l'inclusion d'éléments multimédias. Le contenu de ce document n'est ainsi compris par un programme informatique que comme un ensemble de données, une séquence de mots



Figure 1.1 – Page web (HTML) décrivant une recette de gazpacho [8]

```
<recette>
  <titre>Gaspacho</titre>
  <tempsprep unite="minutes">5</tempsprep>
  <niveau>facile</niveau>
  <tempscuisson>0</tempcuisson>
  <cout>faible</cout>
  <nombre-personne>4</nombre-personne>
  <photo>http://www.loria.fr/daquin/gaspacho/photo.jpg</photo>
  <listingredients>
    <ingredient quantite="1" unite="grosses boites ">tomates</ingredient>
    <ingredient quantite="1/2" >poivron vert</ingredient>
    <ingredient quantite="1/2" >concombre</ingredient>
    <ingredient quantite="1" >échalote grise</ingredient>
    <ingredient quantite="1" >gousse d'ail entière</ingredient>
    <ingredient quantite="2" unite=" cuillères à soupe ">huile d'olive</ingredient>
    <ingredient quantite="1/2" unite=" cuillères à café ">vinaigre balsamique </ingredient>
    <ingredient >tabasco ou cayenne (au goût )</ingredient>
    <ingredient quantite="1/2" unite="cuillères à café">sucre</ingredient>
    <ingredient >sel et poivre</ingredient>
    <ingredient quantite="15" unite="cl">eau</ingredient>
  </listingredients>
  <preparation>
    <etape ordre="1">Mettre tous les ingrédients coupés grossièrement dans un mixer,
      démarrer l'appareil à petite vitesse et terminer à grande vitesse</etape>
    <etape ordre="2">Laisser refroidir au réfrigérateur</etape>
    <etape ordre="3">Ajouter des glaçons au moment de servir</etape>
  </preparation>
</recette>
```

### – Description XML d’une recette de gaspacho.

Une première [8] étape dans la description sémantique de cette recette serait d’en délimiter et d’en identifier les différentes parties, c’est-à-dire d’en représenter la structure. Il s’agit pour cela d’inclure à la description du document des informations concernant le contenu même des informations ou, en d’autres termes, d’y adjoindre des méta-données. Le langage actuellement le plus utilisé pour structurer les informations dans cette optique est XML (eXtensible Markup Language), qui permet de définir des balises servant à marquer les éléments de contenu des documents. La figure 1.2 montre un exemple de représentation possible de notre recette de gaspacho dans ce langage. Sur la base de cette structure XML, il sera par exemple possible de rechercher parmi un ensemble de recettes celles qui contiennent une grande quantité de tomates, peu d’étapes de préparation ou un faible temps de cuisson, et de retrouver alors la recette du gaspacho. Les méta-données sont ainsi utilisées comme base pour l’accès aux informations, ainsi que pour leurs échanges, au sein de programmes informatiques. Néanmoins, XML ne s’intéresse qu’à la structure des informations, à la syntaxe selon laquelle elles doivent être représentées. Il ne permet pas d’en exploiter la sémantique. En effet, chercher une recette dont la liste des ingrédients contient le mot « tomate » ne suppose pas d’appréhender la signification des mots « ingrédient » et « tomate ».

Un programme informatique s’appuyant sur cette structure ne sera ainsi pas en mesure de reconnaître la recette du gaspacho comme une recette ne contenant aucune viande et ne nécessitant que peu de matériel. Il ne pourra pas non plus établir que le plat obtenu sera froid et peu calorique. Ce qui nous permet, à nous utilisateurs humains, de déduire ces informations à partir de celles décrites dans la recette provient de notre connaissance du monde, et en particulier, de la cuisine, des soupes et des tomates. Ainsi, dans le but de permettre aux programmes informatiques de comprendre et de manipuler les informations selon la sémantique qu’elles transportent, il est nécessaire qu’ils disposent de connaissances, définissant de façon formelle les concepts mis en œuvre et les relations entre ces concepts. C’est le rôle des ontologies au sein du Web sémantique. Une ontologie, selon la définition la plus répandue en informatique, est « la spécification explicite d’une conceptualisation » [10] .

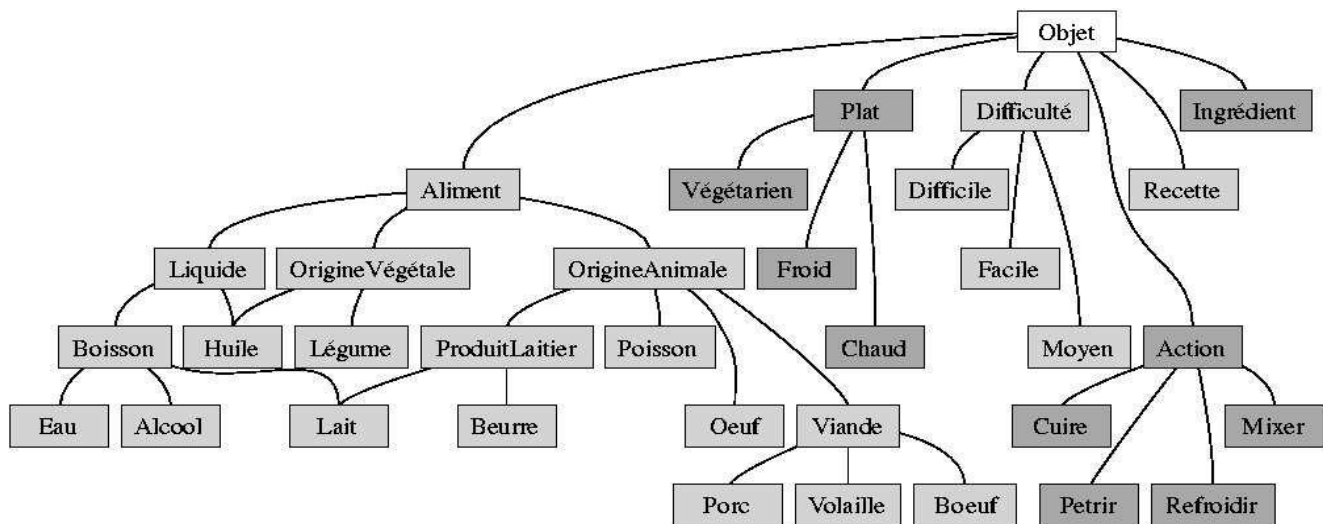


Figure. 1.2 – Hiérarchie de concepts d'une ontologie pour les recettes de cuisine. [9]

Plus concrètement, il est habituel de considérer une ontologie comme la définition formelle des concepts relatifs à un domaine et des relations entre ces concepts. Elle doit de plus être conçue comme un modèle réutilisable et partagé des connaissances afin de servir de base commune à l'ensemble du domaine pour l'interprétation et l'échange d'informations. La forme la plus courante selon laquelle les ontologies sont présentées consiste en une hiérarchie de concepts, organisés des plus généraux aux plus spécifiques. Une ontologie relative aux recettes de cuisine contiendra par exemple les concepts d'aliments et de plats. La figure 1.3 présente un extrait de la hiérarchie de concepts d'une telle ontologie. Chacun de ces concepts doit de plus être associé à une définition formelle, c'est-à-dire à une expression permettant de reconnaître un objet comme relatif au concept et d'en inférer de nouvelles informations. Sur l'exemple, le concept de recette pourra être défini comme un procédé permettant de réaliser un plat. Un plat froid pourra quant à lui être défini comme un plat dont la recette a un temps de cuisson nul. L'expression de ces définitions, c'est-à-dire la syntaxe utilisée et la sémantique associée, dépend du langage de représentation dans lequel l'ontologie est formalisée.

Les ontologies, en tant que définition formelle des concepts employés dans la représentation des informations, permettent de mettre en œuvre des mécanismes de raisonnements automatiques pour un accès intelligent au contenu de ces informations. Au travers de l'ontologie décrite plus haut, un programme informatique sera en mesure d'inférer par exemple que le gaspacho est un plat froid, le temps de cuisson de sa recette étant nul, ou encore que les ingrédients décrits ne sont pas des viandes. Les informations présentes au sein de la recette du gaspacho ne sont ainsi plus accessibles seulement par les mots employés, par la syntaxe, mais aussi selon la sémantique qu'elles transportent, telle qu'elle peut être perçue au travers de l'ontologie. En ce

sens, le Web sémantique peut être défini comme une infrastructure dont les piliers sont les ontologies. Au travers des ontologies, on passe en effet d'un Web de données, dédié aux seuls utilisateurs humains, à un Web de connaissances, où les machines se comprennent dans le but de mieux servir ces utilisateurs.

## 1.2 Principes généraux du Web :

En associant des méta-données aux documents, cela nous permet de chercher, par exemple, des documents ayant dans le méta-données "UFAS" comme université.

Nous pouvons aussi faire des requêtes du genre : "afficher tous les documents ayant comme catégorie : document de recherche". Le Web Sémantique ne fournit pas des URIs seulement aux documents, comme le fait le Web actuel, mais il le fait aussi pour les concepts et les relations qui définissent et mettent en relation les ressources du Web. Dans l'exemple ci-dessus en donnant un identifiant unique aux universités et en définissant les concepts "université" et "document de recherche", on fournit de façon claire, une manière d'identifier l'université et quelle est la relation entre ce nom et un document particulier. Ces différentes informations descriptives peuvent être arrangées et incorporés dans le but d'avoir une connaissance plus globale d'un domaine donné.

Le Web Sémantique a pour but d'ajouter une information caractéristique au Web pour Aider à l'automatisation des services, de découvrir, relier et inférer des connaissances qui sont Vraisemblables. Nous allons maintenant voir les principes qui régissent le Web Sémantique.

### 1.2.1 Principe 1: Identification par URI

Les personnes,<sup>2</sup> les lieux et les objets du monde réel peuvent être référencés dans le Web sémantique en utilisant divers identifiants. Dans le Web Sémantique les

Identifiants sont des URIs (Uniforme Resource Identifier)

et dire qu'il identifie quelque chose dans le monde réel. Certaines personnes ont insisté sur le fait que seule une petite partie de l'espace de noms Web URI est autorisée à cette fin. par exemple. Les URI commençant par 'urn:'.Le Web sémantique n'exige pas, ni n'applique de telles restrictions. Nous pouvons également nous référer indirectement aux entités réelles. Par exemple, nous pouvons faire référence à la personne dont le nom commun est "Marja-Riitta Koivunen" en utilisant l'URI de sa boîte de réception de messagerie dans une phrase telle que: "La personne dont l'adresse électronique est mailto: marja@w3.org et dont le nom est Marja-Riitta Koivunen. "

Les ressources et leurs identifications présentées dans la Figure 3 avec du vocabulaire pour un événement et une présentation pourraient être utilisées pour expliquer, par exemple, cette

---

<sup>2</sup> <https://www.w3.org/2001/12/semweb-fin/w3csw> visite site le 19/06/2019

présentation de l'activité Web sémantique du W3C lors de l'événement de lancement du Web sémantique en Finlande.



Figure 1.3: Ressources du monde physique et leurs identifications utiles dans le Web<sup>3</sup>

Sémantique

1.2.2 Principe 2 : Typage des ressources et liens Web

Le Web actuel [1] est composé de ressources et de liens. Les ressources sont des documents web conçus pour la compréhension humaine et ne possèdent pas de descriptions expliquant en quoi elles sont utilisées et quelles relations entretiennent-elles avec d'autres documents. Quand une personne peut à directement connaître si un tel document est une facture, un roman ou encore un article de recherche, une machine ignore fréquemment ce type d'information. De la même manière, une personne peut connaître le lien entre deux ressources en lisant le libellé du lien hyper-texte qu'il y a entre elles. Alors que pour une machine il est impossible de procéder de la même manière. L'un des objectifs du Web Sémantique est de typer les ressources et les liens du web.

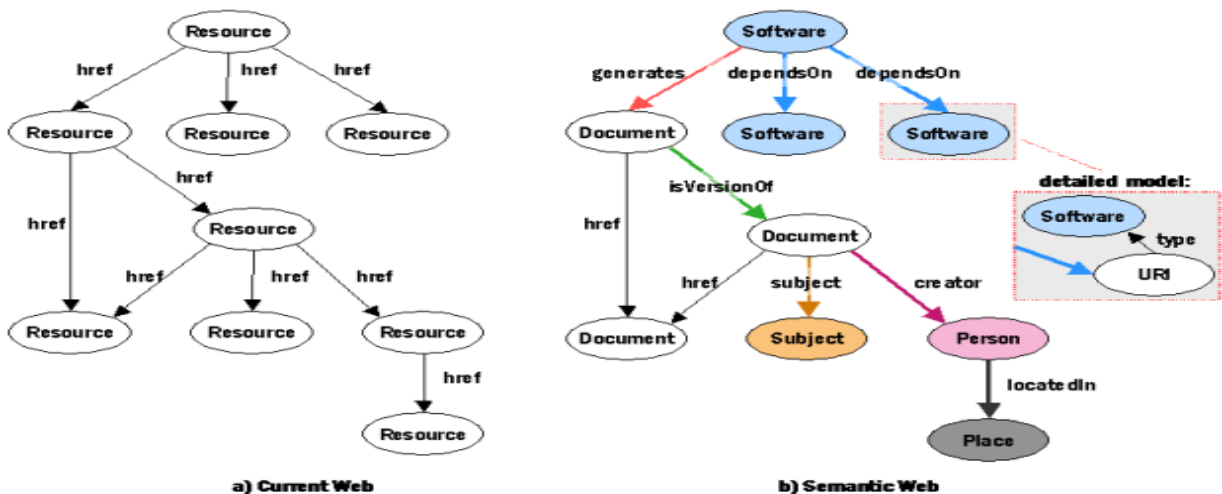


Figure 1.4: les ressources et les liens peuvent avoir des types dans le Web sémantique<sup>3</sup>

<sup>3</sup> <https://www.w3.org/2001/12/semweb-fin/w3csw> date visite de site :4/05/2019



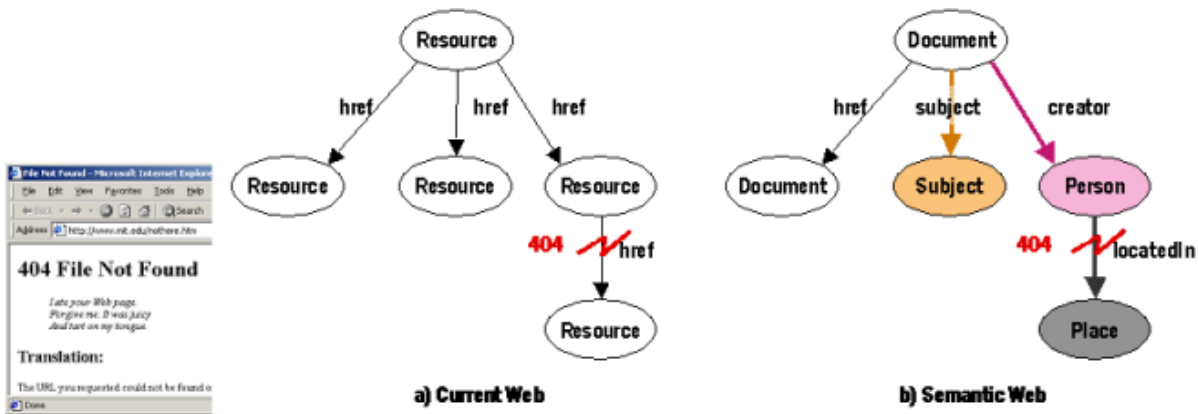


Figure 1.6: Le Web actuel et le Web sémantique traitent des informations partielles.

### 1.2.4 Principe 4: La vérité absolue n'est pas nécessaire

Tout ce qui est trouvé sur le Web n'est pas vrai et le Web sémantique ne change en rien cette modification. La vérité - ou, de manière plus pragmatique, la fiabilité - est évaluée par chaque application qui traite les informations sur le Web. Les applications décident de ce qu'elles ont confiance en utilisant le contexte des instructions; e. qui a dit quoi et quand et quels titres de compétence ils avaient à le dire.

Dans la figure 1.7, Tina est une employée d'Elisa qui souhaite visiter la page des membres du W3C. Pour ce faire, elle doit prouver qu'elle dispose des droits nécessaires pour accéder à la page. Elle fait cela en se référant aux quatre déclarations faites par Kari et Alan, qui sont à nouveau définis comme ayant le droit de faire de telles déclarations, en raison de leurs rôles respectifs de représentant du comité consultatif d'Elisa et de président associé du W3C. L'application W3C accepte la preuve sachant qu'elle peut faire confiance aux déclarations d'Alan et donc également aux déclarations de Kari, car Alan a délégué la responsabilité de définir la liste des employés d'Elisa ayant un droit d'accès membre à Kari.

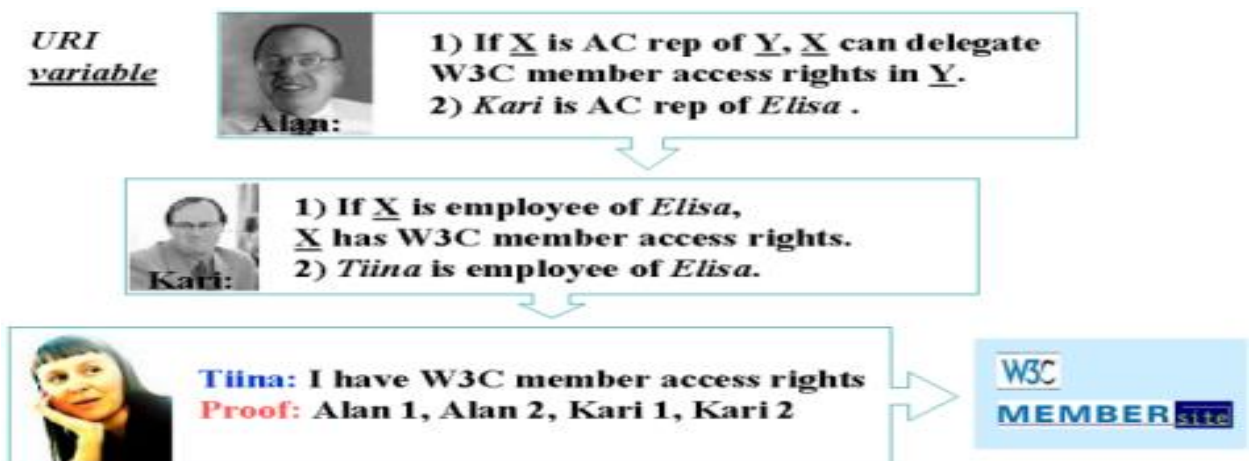


Figure 1.7: La chaîne de confiance peut définir des droits d'accès.

### 1.2.5 Principe 5: l'évolution est prise en charge

Il est courant que des concepts similaires soient souvent définis par différents groupes de personnes dans différents lieux ou même par le même groupe à des moments différents. Il serait souvent avantageux de combiner les données disponibles sur le Web qui utilisent ces concepts. Le Web sémantique utilise des conventions descriptives qui peuvent s'étendre à mesure que la compréhension humaine se développe.

De plus, les conventions permettent une combinaison efficace du travail indépendant de diverses communautés, même lorsqu'elles utilisent des vocabulaires différents. Le Web sémantique fournit aux communautés des outils pouvant être utilisés pour résoudre les ambiguïtés et clarifier les incohérences. De nouvelles informations peuvent également être ajoutées sans insister sur le fait que les anciennes doivent être modifiées.

Dans la figure 1.8, nous présentons les informations actuelles d'une personne portant le nom de famille Miller en utilisant un seul vocabulaire. En même temps, des informations antérieures sur la même personne sont disponibles sur le Web. Ces informations peuvent être combinées avec les informations actuelles de plusieurs manières.

Nous pouvons ajouter une nouvelle propriété "previousIdentity" qui relie les deux personnes. Nous pouvons également définir une transformation de notre vocabulaire actuel vers le vocabulaire utilisé par les informations antérieures, par exemple. dire que "worksAt" et "employeeBy" définissent la même relation. Il est également possible d'ajouter une nouvelle propriété définissant une période de validité des informations si celles-ci ne les contiennent pas déjà.

Ces informations supplémentaires peuvent être stockées n'importe où, là où les applications pertinentes peuvent les trouver, car elles font simplement référence à l'URI des informations précédentes. Si la compréhension d'une propriété évolue avec le temps, les installations Web sémantiques peuvent également l'enregistrer, car les propriétés peuvent être des objets de première classe avec URIs.com en combinant les informations actuelles d'une personne avec des informations antérieures.

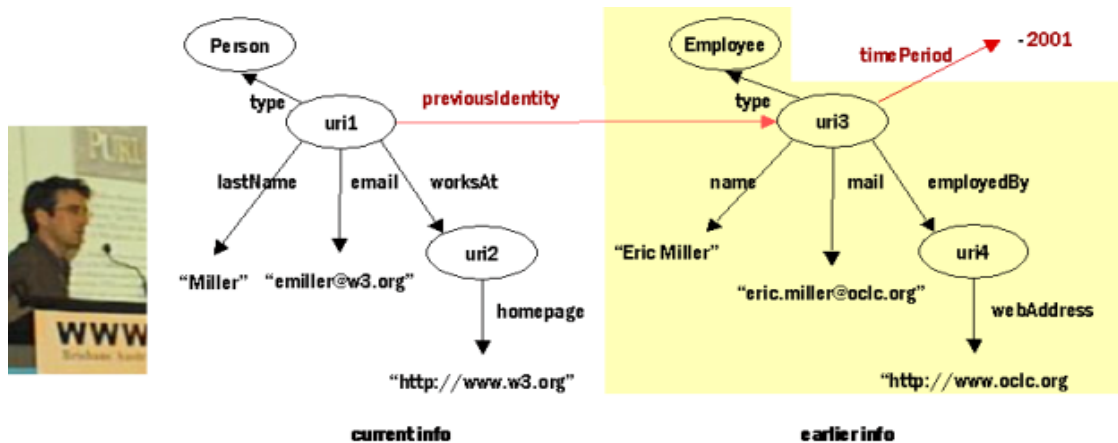


Figure 1.8: Combinaison de nouvelles informations avec d'anciennes lorsque les anciennes informations ne peuvent pas être modifiées.

### 1.2.6 Principe 6: Design minimaliste

Le Web sémantique simplifie les choses simples et rend possible la complexité. Le but de l'activité du W3C est de ne pas normaliser davantage que nécessaire. Cette approche permet désormais de mettre en œuvre des applications simples basées sur des technologies déjà normalisées (par exemple, Dublin Core <sup>5</sup>[DCMI 1999], RSS [RSS 2000], MusicBrainz [MusicBrainz 2001]). En même temps, des recherches prévoient la complexité future. Lorsque nous utilisons les technologies du Web sémantique, le résultat devrait offrir beaucoup plus de possibilités que la somme des parties.

## 1.3 Couches Web sémantiques

Les principes du Web sémantique sont mis en œuvre dans les couches de technologies et de normes Web. Les couches sont présentées à la figure 9. *Les couches Unicode et URI* garantissent l'utilisation de jeux de caractères internationaux et permettent d'identifier les objets dans le Web sémantique. *La couche XML* avec les définitions d'espace de noms et de schéma assure que nous pouvons intégrer les définitions du Web sémantique aux autres normes basées sur XML. Avec *RDF [RDF]* et *RDFSchema [RDFS]*, il est possible de faire des déclarations sur les objets avec des URI et de définir des vocabulaires pouvant être référencés par des URI. C'est la couche où nous pouvons donner des types aux ressources et aux liens.

<sup>5</sup> <http://dublincore.org/> "L'initiative de métadonnées Dublin Core soutient l'innovation dans la conception de métadonnées et les meilleures pratiques. DCMI est soutenu par ses membres et est un projet de ASIS & T."

1.3.1 *La couche ontologie* prend en charge l'évolution des vocabulaires car elle permet de définir les relations entre les différents concepts. Avec *la couche Signature numérique* permettant de détecter les modifications apportées aux documents, il s'agit des couches en cours de normalisation dans les groupes de travail du W3C.

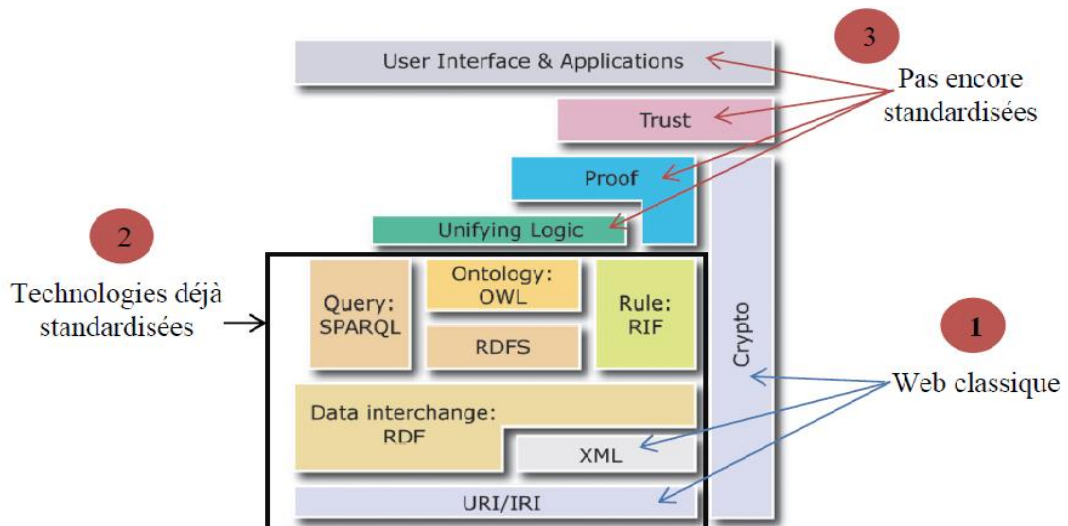


Figure 1.9: Les couches du Web sémantique<sup>6</sup>

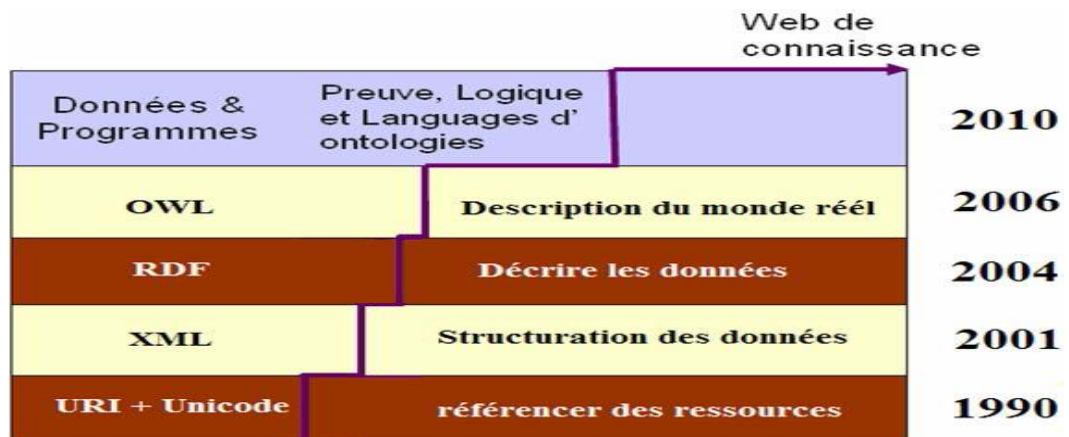


Figure 1.10: Évolution dans le temps des différentes couches du web sémantique [1]

<sup>6</sup><https://www.w3.org/2001/12/semweb-fin/w3csw>

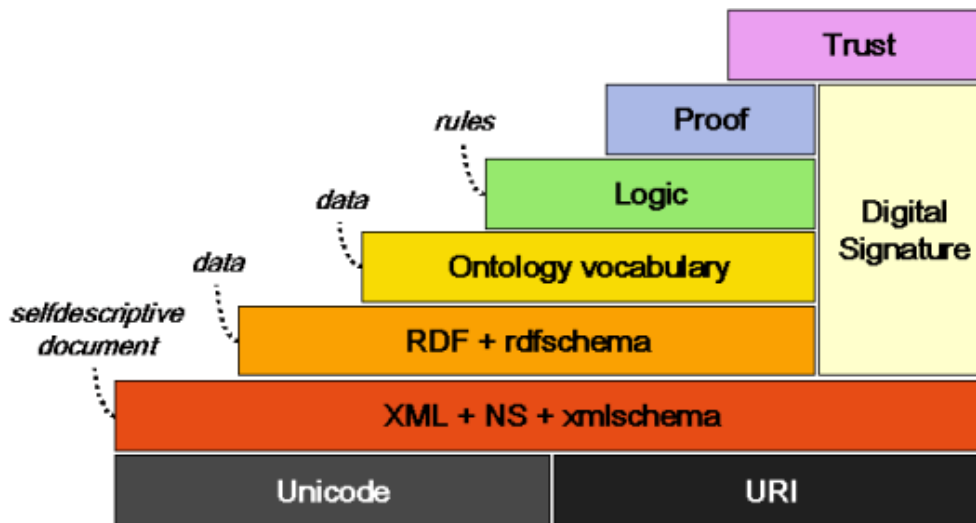


Figure 1.11 : Pile des standards du web sémantique proposée par W3C<sup>7</sup>.

**1.3.2. URI : Identifiant uniforme de ressource** (*Uniform Resource Identifier*). Il représente une Référence à une ressource qui n'est pas forcément disponible dans le Web. Un exemple D'URI est donné dans le **tableau I**.

**Tableau 1.1** : Exemple d'URI

| Exemple d'URI  |
|--|
| <u><a href="http://mycloudSimulator.com">http://mycloudSimulator.com</a></u> |

**1.3.3 XML** : [11] Langage de balisage extensible (*Extensible Markup Language*). C'est un langage Qui permet de présenter les documents de manière structurée par des balises selon un Schéma de données spécifique. Le tableau III donne un exemple de balisage XML.

| Exemple de balisage XML   |
|---|
| <pre> &lt;actor&gt;   &lt;provider&gt;Google&lt;/provider&gt;   &lt;administrator/&gt;Jules&lt;/administrator&gt;   &lt;broker&gt;CloudTrusted&lt;/broker&gt;   &lt;consumers&gt;     &lt;customer&gt;C-092121&lt;/customer&gt;     &lt;serviceIntegrator&gt;Carlos&lt;/serviceIntegrator&gt;     &lt;endUser&gt;L-73100&lt;/endUser&gt;   &lt;/consumers&gt; &lt;/actor&gt; </pre> |

**Tableau 1.2** : Exemple de balisage XML

<sup>7</sup> <https://www.w3.org/2001/sw/> Le Web sémantique est une plateforme coopérative dirigée par le W3C qui travaille sur des standards pour échanger des données dans le Web. Date de la dernière visite 20/05/ 2019.

### 1.3.4 RDF: Resource Description Framework

C'est un formalisme de description des ressources du web. Les vocabulaires associés à ce formalisme permettent le traitement automatique des données du Web par des applications tierces. Ce langage utilise les données XML pour représenter les relations entre elles sous forme de graphes. Un graphe RDF est représenté par un ensemble d'énoncés; un énoncé est une triple et sous forme de (<S> <P> <O>) où S=Sujet (*de quoi on parle*), P=Prédicat (*propriété du sujet*) et O=Objet (*Valeur de la propriété de S*). Dans un graphe RDF, les nœuds représentent les ressources et les arcs décrivent les relations entre les ressources. [11]

#### 1.3.4.1 Modèle de données basé sur un graphique :

La structure de base de la syntaxe abstraite est un ensemble de triples, chacun consistant en un sujet, un prédicat et un objet. Un ensemble de ces triplets est appelé graphe RDF. Un graphe RDF peut être visualisé sous forme de diagramme de nœud et d'arc dirigé, dans lequel chaque triple est représenté sous la forme d'un lien nœud, nœud d'arc.

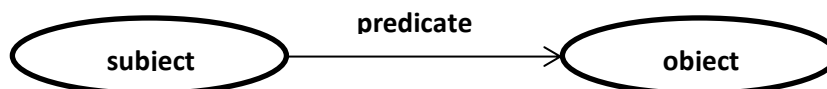


Fig.1.12 Un graphe RDF avec deux nœuds (Subject et Object) et un triple les reliant<sup>8</sup> (Predicate)

Un exemple [11] de triplet RDF, tiré du RDF 1.1 Primer (W3C 2014) du W3C, est fourni dans le **tableau III**.

| Exemple de triplets RDF   |
|---|
| <Bob> <est une> <personne>.   |
| <Bob> <est ami avec> <Alice>.   |
| <Bob> <est né le> <4 juillet 1990>.                                   |
| <Bob> <est intéressé par> <la Mona Lisa>.                             |
| <la Mona Lisa> <a été créée par> <Leonardo da Vinci>.                 |
| <la vidéo "La Joconde à Washington"> <est à propos de> <la Mona Lisa> |

Tableau 1.3 : Exemple de triplets RDF (W3C 2014)

<sup>8</sup> <https://www.w3.org/TR/2014/REC-rdf11-concepts-20140225/#managing-graphs> (date visite est le 20/05/2019)

Le graphe [11] RDF correspondant aux triplets du tableau IV est présenté dans la figure 1.14

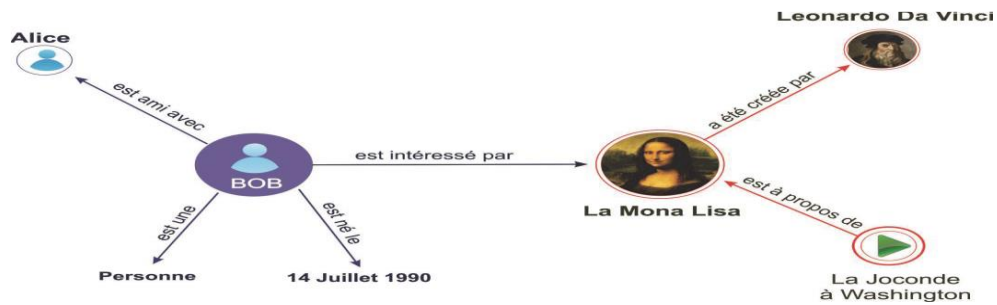


Figure 1.13 : Exemple de graphe RDF avec des triplets

Un exemple d'énoncé est donné à la figure 1.15 : La ressource[16]

<http://www.deri.ie/projects/#11> est un sujet. et a une propriété <http://www.SemanticWeb.org/#hasHomepage> et la valeur de la propriété (l'objet) est la ressource <http://www.sioc-project.org/>.

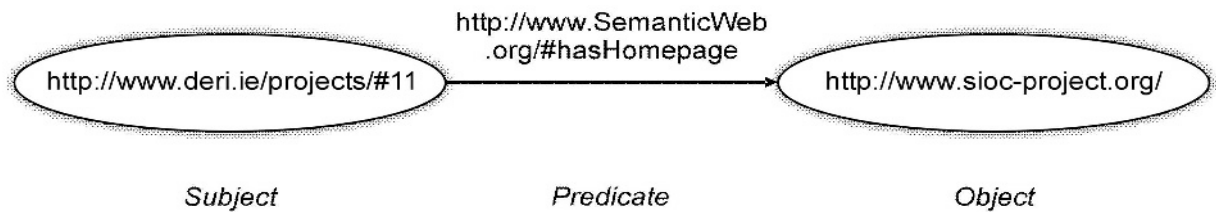


Figure 1.14 Le graphe RDF le plus simple possible: deux nœuds et un arc[16]

Un ensemble [16] d'énoncés forme un graphique. La figure 4.5 montre une extension de la figure 1.16: la propriété <http://purl.org/dc/terms/creator> avec la valeur John Breslin (un littéral) a été ajoutée au graphique.

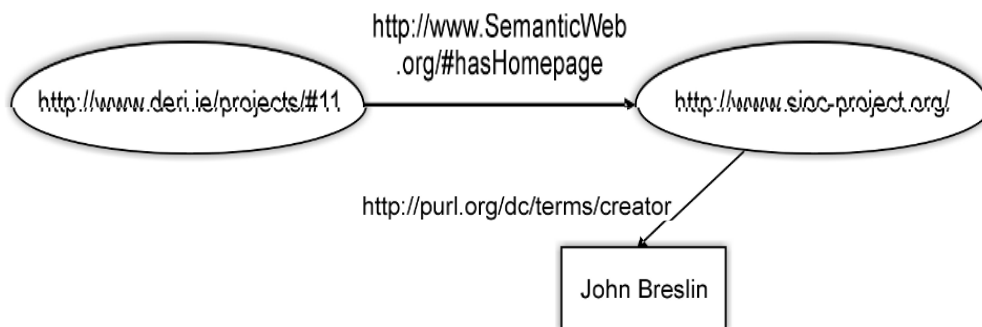


Fig. 1.15 Une extension de l'exemple précédent[16]

### 3.3.4 *DAML+OIL:*

DAML+OIL est un langage de balises pour la représentation et l'échange d'ontologies. C'est le résultat de la fusion des langages OIL et DAML-ONT (DARPA Agent Markup Language) et il s'appuie sur les langages RDF et RDF Schéma en les enrichissant avec de nouvelles primitives.

D'un point de vue formel, DAML + OIL peut être vu comme une logique de description très expressive à l'aide des types de constructeurs supportés à savoir : les constructeurs qui permettent de définir des classes et des propriétés ainsi que des axiomes.

### 3.3.5 *OWL: Ontology Web Language*

OWL (Ontology Web Language) est une extension du RDF pour pallier aux insuffisances de ce dernier. En effet, RDF souffre de certaines limites, qui sont, entre autres :

- rdfs:range définit le domaine de valeurs d'une propriété quelle que soit la classe concernée. Par exemple, il ne permet pas d'exprimer que les nourrissons ne boivent que du lait alors que d'autres niveaux d'ages peuvent boire du Soda.
- RDFS ne permet pas d'exprimer que deux classes sont disjointes. Par exemple, les classes des hommes et des femmes sont disjointes.
- RDFS ne permet pas de créer des classes par combinaison ensembliste d'autres classes (intersection, union, complément). Par exemple, on veut construire la classe **Personne** comme l'union disjointe des classes des hommes et des femmes.
- RDFS ne permet pas de définir de restriction sur le nombre d'occurrences de valeurs que peut prendre une propriété. Par exemple, on ne peut pas dire qu'une personne a exactement deux parents.
- RDFS ne permet pas de définir certaines caractéristiques des propriétés: transitivité (par exemple: estPlusGrand-Que), unicité (par exemple: estLePèreDe), propriété inverse (par exemple: mange est la propriété inverse de estMangéPar).

Le langage OWL (Ontology Web Language) devrait être construit sur RDFS tout en disposant d'une syntaxe XML. OWL permet de définir des classes de manière plus complexe

en utilisant les opérateurs ensembliste (et / ou logique) tels que : l'intersection, l'union, la restriction, etc.), des propriétés inverses ou transitives ou bien encore des restrictions de cardinalité sur les propriétés, et cela en se basant sur une logique de description. OWL facilite, aussi, l'interopérabilité au niveau machine du contenu du Web plus que ce qui est déjà supporté par les XML, RDF et *RDF* Schéma en fournissant du vocabulaire supplémentaire avec des sémantiques formelles.

En plus, OWL est doté de trois sous langages offrant des capacités d'expression croissantes et c'est selon les besoins, on choisit le langage qui convient.

- 3.3.5.1.1 **OWL Lite** est le sous langage de OWL le plus simple. Il est destiné aux utilisateurs qui ont besoin d'une hiérarchie de concepts simple. OWL Lite est adapté, par exemple, aux migrations rapides depuis d'anciens thésaurus.
- 3.3.5.1.2 **OWL DL** est plus complexe que OWL Lite, permettant une expressivité bien plus importante. OWL DL est fondé sur la logique descriptive (d'où son nom, OWL Description Logics), un domaine de recherche étudiant la logique, et conférant donc à OWL DL son adaptation au raisonnement automatisé. Malgré sa complexité relative face à OWL Lite, OWL-DL garantit la complétude des raisonnements (toutes les inférences sont calculables) et leur décidabilité (leur calcul se fait en une durée finie).
- 3.3.5.1.3 **OWL Full** est la version la plus complexe d' OWL, mais également celle qui permet le plus haut niveau d'expressivité. OWL Full est destiné aux situations où il est plus important d'avoir un haut niveau de capacité de description, quitte à ne pas pouvoir garantir la complétude et la décidabilité des calculs liés à l'ontologie. OWL Full offre cependant des mécanismes intéressants, comme par exemple la possibilité d'étendre le vocabulaire par défaut de OWL.

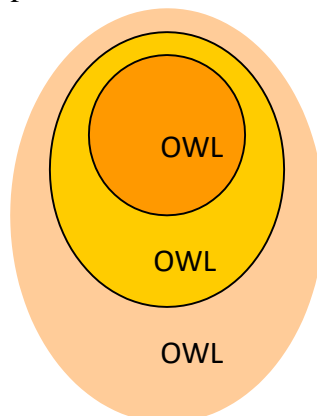


Figure 1.16- Les couches de L'OWL

Il existe entre ces trois sous langage une dépendance de nature hiérarchique : toute ontologie OWL Lite valide est également une ontologie OWL DL valide, et toute ontologie OWL DL valide est également une ontologie OWL Full valide.

## 2. les Ontologies

### 2.2. Définitions d'Ontologie

Terme d'origine philosophique, ontologie désigne la théorie d'étude de la « nature de l'existant ». Cette notion a été reprise par les chercheurs dans le domaine de l'intelligence artificielle et utilisée dans le cadre de construction des systèmes à base de connaissances. L'idée était de séparer, d'un côté, la modélisation des connaissances d'un domaine, et d'un autre côté, l'utilisation de ces connaissances (i.e. le raisonnement). Dans ce contexte, plusieurs définitions des ontologies ont été proposées.

- ✓ Pour Robert Neches [54] : « *Une ontologie définit les termes et les relations de base comportant le vocabulaire d'un domaine aussi bien que les règles pour combiner des termes et les relations afin de définir des extensions du vocabulaire* »<sup>9</sup>.
- ✓ Selon Borst Willem [54] : « *Une ontologie est une spécification formelle d'une conceptualisation partagée* ».
- ✓ Rudi Studer [57] fait une combinaison des définitions de Thomas Gruber (cf. 1.1) [10] et de Borst Willem [55]: « *Une ontologie est une spécification formelle et explicite d'une conceptualisation partagée* ». Une conceptualisation réfère à un modèle abstrait d'un phénomène dans le monde. C'est une idée qu'on se fait de quelque chose. Explicite signifie que le type de concepts utilisés et les contraintes liées à leur usage sont définis explicitement. Formel stipule que l'ontologie doit être traduite en langage interprétable par une machine. Partagé signifie qu'une ontologie capture la connaissance consensuelle, c'est-à-dire non réservée à quelques individus, mais partagée par un groupe ou une communauté d'acteurs.

Une ontologie est définie comme suit : [2] « une ontologie est une spécification explicite d'une conceptualisation ». Plus concrètement, il est commun de considérer une ontologie comme la définition formelle des concepts relatifs à un domaine et des relations entre ces concepts. Elle doit de plus être conçue comme un modèle réutilisable et partagé des connaissances afin de constituer une base commune à l'ensemble du domaine pour l'échange et l'interprétation d'informations. La forme la plus courante selon laquelle les ontologies sont présentées consiste en une hiérarchie de concepts, organisés des plus généraux aux plus spécifiques. Une ontologie relative aux recettes de cuisine contiendra par exemple les concepts d'aliments et de plats. La

---

<sup>9</sup> Traduction de "An ontology defines the basic terms and relations comprising the vocabulary of a topic area as well as the rules for combining terms and relations to define extensions to the vocabulary"

figure [4] présente un extrait de la hiérarchie de concepts d'une telle ontologie. Chaque concept doit être associé à une définition formelle. Ici, le concept de recette pourra être défini comme une façon permettant de réaliser un plat. Un plat froid pourra quant à lui être défini comme un plat dont la recette a un temps de cuisson nul. L'expression de ces définitions, c'est-à-dire la syntaxe utilisée et la sémantique associée, dépend du langage de représentations dans lequel l'ontologie est formalisée.

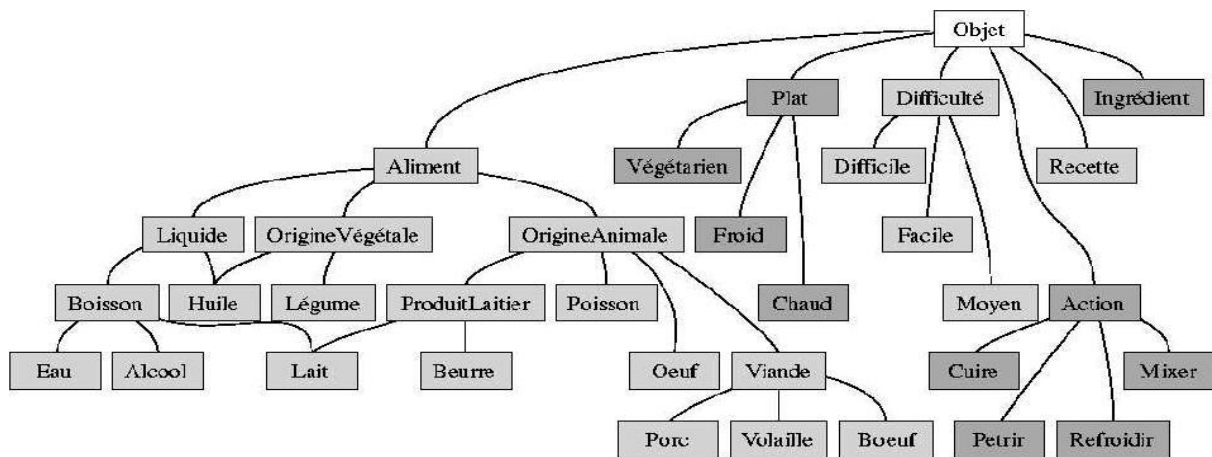


Figure. 1.2 – Hiérarchie de concepts d'une ontologie pour les recettes de cuisine. [9]

## 2.3 Apparition d'ontologie

L'ingénierie des connaissances (IC) a pour but la résolution automatique des problèmes, alors que les Systèmes à Base de Connaissances (SBC) devraient permettre le stockage et la consultation et la modification des connaissances, ainsi que le raisonnement automatique dessus [01].

Le partage de connaissances entre systèmes informatiques permettra, de plus, une interaction et une coopération entre ces derniers et l'utilisateur humain. Cela se manifeste, par exemple dans : les systèmes d'aide à la décision, les systèmes d'enseignement assisté par ordinateur, la recherche d'information sur le web, etc. Pour permettre un traitement automatique efficace, les représentations à utiliser par les machines (les modèles) doivent être chargées de sens et cela en reliant les informations ainsi collectées et représentées à d'autres types d'informations vouées essentiellement à la sémantique sous-jacente. Cela a donné naissance à l'ingénierie ontologique.

## 2.4 La notion d'ontologie

Le mot «ontologie» vient des mots grecs: **ontos** pour être et **logos** pour univers et est employé dans des contextes très différents (la philosophie, la linguistique ou l'intelligence artificielle).

Dans [03], cette notion est définie comme suit : «une ontologie est une spécification formelle, explicite d'une conceptualisation partagée». Cette définition est enrichie dans [04] par l'explication suivante : "Une conceptualisation fait référence à un modèle abstrait de certains phénomènes du monde, modèle qui identifie les concepts pertinents de ce phénomène. Explicite, signifie que le type des concepts utilisés et les contraintes sur leur utilisation sont explicitement définis. Formelle, se réfère au fait que l'ontologie doit être compréhensible par les machines. Partagée, reflète la notion de connaissance consensuelle décrite par l'ontologie, c'est-à-dire qu'elle n'est pas restreinte au point de vue de certains individus seulement, mais reflète un point de vue plus général, partagé et accepté par un groupe".

Ainsi une ontologie représente un modèle conceptuel sur lequel il est possible de développer des systèmes de connaissances qui soient partageable et réutilisables permettant ainsi, l'interopérabilité entre plusieurs sources d'information et de connaissances.

### 2.4.1 L'interopérabilité

L'information échangée entre personnes est souvent perçue différemment par ces derniers ce qui est dû principalement aux ambiguïtés des langages utilisés (expressions, mots, etc.). Cela se traduit directement dans les idées et concepts transmis.

Les ontologies peuvent constituer une solution à ce problème en préservant la cohérence et en éliminant la confusion terminologique concernant les termes utilisés. Cela contribuera à résoudre le problème d'hétérogénéité sémantique en exprimant explicitement la sémantique inhérente permettant ainsi, plus d'interopérabilité entre les différents acteurs d'un système (machines ou humains). Des systèmes peuvent, dès lors, coopérer sans avoir aucune confusion concernant les objets, concepts, appels, méthodes, etc. provenant des systèmes différents [08].

### 2.4.2 La réutilisation

Les ontologies constituent un moyen efficace de réutilisation des concepts et méthodes déjà établis, réduisant ainsi, le temps et le coût de développement des systèmes. En effet, les ontologies permettent de caractériser les classes, les règles, les tâches, les relations, etc. d'un domaine donné. Les parties à réutiliser seront adaptées, dans un second temps, aux besoins de l'application finale. Cette adaptation se fait en "contextualisant" les connaissances décrites dans le système [10], en identifiant le scénario de réutilisation (des concepts et les relations d'un domaine).

## 2.5 Les constituants d'une ontologie

Les connaissances décrivant un domaine spécifié sont représentées par les éléments d'ontologie suivants [11]:

- Concept / classe.
- Individus.
- Propriétés.
- Relations de spécialisation.
- Restrictions / règles / axiomes.

### 2.5.1 Concept /classe

Un concept représente un ensemble d'objets et leurs propriétés communes. Les concepts peuvent être une idée, un principe, une notion profonde, ils sont appelés aussi termes ou classes de l'ontologie. Ces concepts peuvent être classifiés en plusieurs niveaux:

- Niveau d'abstraction (concret ou abstrait).
- Niveau d'atomicité (élémentaire ou composée).
- Niveau de réalité (réel ou fictif).

## 2.5.2 Les propriétés portant sur des concepts sont [12]:

*L'abstraction*: un concept est abstrait si toute instance de ce concept est aussi Instance d'un de ses concepts. Par exemple dans une hiérarchie comportant les concepts *Homme* et *Femme*, fils du concept *Humain*, le concept *Humain* est abstrait.

*La subsumption*: un concept C1 subsume un concept C2 si toute propriété sémantique de C1 est aussi une propriété sémantique de C2, c'est-à-dire si C1 est plus spécifique que C2. Par exemple *Homme* subsume *Humain*

*L'équivalence*: deux concepts sont équivalents s'ils ont la même extension. Par exemple, *Homme* et *male adulte*.

*La disjonction* (on parle aussi d'incompatibilité): deux concepts sont disjoints si leurs extensions sont disjointes. Par exemple, *Homme* et *Femme*. Si tous les concepts fils d'un concept abstrait sont disjoints deux à deux, ils forment une partition du concept abstrait.

## 2.5.3 Individus / Instances

L'individu est une instance de concept, autrement dit, c'est l'élément décrit par le concept, par exemple les individus Djamel et Samir sont des occurrences du concept *Personne*.

## 2.5.4 Relations

Les relations d'une ontologie désignent différentes interactions et corrélations entre les concepts de l'ontologie. Ces relations réunissent les associations suivants: sous classe de (spécification ou généralisation), partie de (agrégation ou composition), associé a, instance de, est un ... etc.

*Généralisation / spécification* (généralisation est une relation inverse de spécialisation) est une relation binaire entre un concept général et un concept plus spécifique.

*Composition/agrégation* (relation composé-composant) est une relation qui permet de construire des concepts complexes à partir d'autres concepts appelés composants.

## 2.5.5 Restrictions / règles / axiomes

Pour exprimer toute chose autre que concept ou propriété:

*Restriction*: chose qui doit être vraie pour valider ce qui est exprimé.

**Règle:** affirmation sous la forme antécédent > conséquent décrivant des inférences possibles (ex:  $\text{oncle}(x,y) \rightarrow \text{frère}(x,z) \wedge \text{père}(z,y)$ ).

**Axiome:** assertion générale sur les fondements de l'ontologie, les axiomes sont utilisés pour décrire les assertions de l'ontologie qui seront considérés comme vrais. Cette détermination a pour but de définir les significations des composants d'ontologie, les contraintes sur les valeurs des attributs, et les arguments de relations.

### 2.5.6 Fonction:

Elles constituent des cas particuliers de relation dans laquelle un élément de la relation, le n<sup>ième</sup>, est défini en fonction des n-1 éléments précédents.

## 2.6 Discussion

### 2.6.1 Différence entre ontologie et base de connaissance

Une différenciation claire entre « ontologie » et « base de connaissances » devait se faire à partir de son rôle. Une ontologie fournit un système de concepts qui sont utilisées pour construire une base de connaissances par-dessus; par conséquent, une ontologie peut être une spécification de la conceptualisation du monde cible que se fait l'ingénieur qui construit la base de connaissances, donc un méta système d'une base de connaissances traditionnelle [13].

### 2.6.2 Différence entre ontologie et hiérarchie de classes

Au niveau supérieur, la méthode de développement d'une ontologie et celle d'une hiérarchie orientée objet sont similaires.

Cependant au niveau inférieur, l'ontologie se concentre sur les aspects déclaratifs tandis que la hiérarchie orientée objet se concentre sur les aspects reliés à la performance. Par conséquent, la différence essentielle entre les deux est que l'ontologie exploite la représentation déclarative, tandis que le paradigme orienté objet est intrinsèquement procédural, la signification d'une classe, d'une relation entre des classes, ainsi que les méthodes sont intégrées de façon procédurale.

Dans le paradigme ontologique, [13]. Les descriptions sont faites de façon déclarative, ce qui permet au système de modifier son comportement en modifiant la connaissance qu'il possède.

## 2.7 Classifications d'ontologies:

On peut distinguer quatre typologies selon plusieurs critères [14]:

- Classification selon le niveau de complétude.
- Classification selon l'objet de conceptualisation.
- Classification selon le niveau du formalisme.
- Classification selon le niveau de détail.

### 2.7.1 Classification selon l'objet de conceptualisation

Les ontologies peuvent être subdivisées en plusieurs niveaux qui sont, entre autres :

**Les ontologies de type thesaurus :** Sont aussi appelées taxonomie, elles servent à définir un vocabulaire de référence.

**Les ontologies du domaine :** Ces ontologies expriment des conceptualisations spécifiques à un domaine. Elles sont réutilisables pour plusieurs applications de ce domaine. L'ontologie du domaine caractérise la connaissance du domaine où la tâche est réalisée.

**Les ontologies applicatives :** Ces ontologies contiennent des connaissances du domaine nécessaire à une application donnée, elles sont spécifiques et non réutilisable.

**Les ontologies génériques ou ontologies de haut niveau (top-ontologies) :** Ces ontologies expriment des conceptualisations valables dans différents domaines. Son sujet est l'étude des catégories des choses qui existent dans le monde. Comme les concepts de haute abstraction tels que les entités, les évènements, les états, les actions, le temps, l'espace, les relations, etc.

**Les ontologies de représentation ou méta-ontologies :** Ces ontologies conceptualisent les primitives des langages de représentation des connaissances.

**Les ontologies géographiques :** les ontologies de l'espace plus spécifiquement dédiées à la description des concepts qui caractérisent l'espace comme le point, la ligne, etc... Ces ontologies sont typiquement élaborées par de grands organismes de normalisation. Les ontologies spatialisées (ou spatio-temporelles), sont des ontologies dont les concepts sont localisés dans l'espace. Une composante temporelle est souvent nécessaire en complément pour la modélisation de l'information géographique.

### 2.7.2 Classification selon le niveau de complétude

On peut définir trois niveaux de complétude :

**Niveau sémantique** : Tous les concepts, caractérisés par un terme/libellé, doivent respecter les quatre principes différentiels :

1. Communauté avec l'ancêtre ;
2. Différence, spécification, par rapport à l'ancêtre ;
3. Communauté avec les concepts frères, situés au même niveau ;
4. Différence par rapport aux concepts frères.

Ces principes correspondent à l'engagement sémantique et assurent que chaque concept aura un sens univoque et non contextuel associé. Deux concepts sont identiques si l'interprétation du terme/libellé à travers les quatre principes différentiels aboutit à un sens équivalent.

**Niveau-Référentiel** : Les concepts référentiels ou formels, se caractérisent par un terme/libellé dont la sémantique est définie par une extension d'objets. L'engagement ontologique spécifie les objets du domaine qui peuvent être associés au concept, conformément à sa signification formelle. Deux concepts formels seront identiques s'ils possèdent la même extension.

**Niveau-Opérationnel** : Les concepts du niveau opérationnel ou computationnel sont caractérisés par les opérations qu'il est possible de leur appliquer pour générer des interfaces ou engagement computationnel

### 2.7.3 Classification selon le niveau de détail

On peut différencier les ontologies selon le niveau de description utilisé :

**Granularité fine** : Ce niveau correspond à des ontologies très détaillées, possédant ainsi un vocabulaire plus riche capable d'assurer une description détaillée des concepts pertinents d'un domaine ou d'une tâche.

**Granularité large** : Ce niveau correspond à des vocabulaires moins détaillés. Par exemple les scénarios d'utilisation spécifique ou les utilisateurs sont déjà préalablement d'accord à propos d'une conceptualisation sous-jacente. Les ontologies de haut niveau possèdent une granularité large, compte tenu que les concepts qu'elles traduisent sont

normalement raffinés ultérieurement dans d'autres ontologies de domaine ou d'application.

#### 2.7.4 Classification selon le formalisme utilisé

On peut distinguer les ontologies selon le formalisme utilisé pour les exprimer.

**Informelle** : l'ontologie est exprimée en langage naturelle. Cela peut permettre de rendre plus compréhensible l'ontologie pour l'utilisateur, mais cela peut rendre plus difficile la vérification de l'absence de redondances ou de contradiction ;

**Semi-informelle** : l'ontologie est exprimée dans une forme restreinte et structurée de la langue naturelle ; cela permet d'augmenter la clarté de l'ontologie tout en réduisant l'ambiguïté ;

**Semi-formelle** : l'ontologie est exprimée dans un langage artificiel définit formellement ;

**Formelle** : l'ontologie est exprimée dans un langage artificiel disposant d'une sémantique formelle, permettant de prouver des propriétés de cette ontologie. L'intérêt d'une ontologie formelle est la possibilité d'effectuer des vérifications sur l'ontologie : complétude, non redondance, consistance, cohérence, etc.

### 2.8 Méthodes et outils de construction d'ontologie

La définition d'une démarche de construction d'ontologies reste un problème ouvert qui continue à susciter beaucoup d'intérêt dans la communauté du Web sémantique. La majorité des approches existantes commence la construction des ontologies par l'identification, puis l'organisation et la structuration des concepts et des relations à représenter. Ainsi, les ontologies réalisées sont très différentes les unes des autres. Dans cette section nous citons quelques méthodologies et outils existants.

#### 2.8.1 METHONTOLOGY

METHONTOLOGY [15] se veut être une approche intégrée s'inscrivant dans le cadre dans un processus de gestion de projet complet, allant la spécification des besoins jusqu'à la phase réalisation et maintenance. Ce processus est composé des étapes suivantes:

1. Spécification : déterminer l'utilisation future de l'ontologie;

2. Conceptualisation : obtenir un modèle du domaine au niveau des connaissances;
3. Formalisation : transformation du modèle conceptuel en modèle formel;
4. Intégration : réutilisation d'autres ontologies;
5. Implémentation : construction d'un modèle opératoire utilisable par un ordinateur;
6. Maintenance : mise à jour de l'ontologie en cas de besoin.

METHONTOLOGY permet de caractériser les ontologies au niveau des connaissances et insiste sur la nécessité de travailler à partir de représentations intermédiaires des connaissances lors de la phase de conceptualisation.

Premièrement, il faut créer un glossaire de termes divisé en concepts et verbes. Les concepts sont regroupés en arbres de classification de concepts et les verbes permettent de créer des diagrammes de relations binaires. De ces deux structures, un dictionnaire des concepts est créé pour regroupe toutes les informations concernant ces derniers (nom et synonymes, instances, attributs de la classe et de ses instances, relations rattachées au concept). D'autres structures sont aussi créée, à savoir : table des relations binaires, table des attributs d'instances, table des attributs de classes, table des axiomes logiques, table des constantes, table des formules (pour calculer des valeurs d'attributs), arbres de classification des attributs et table des instances.

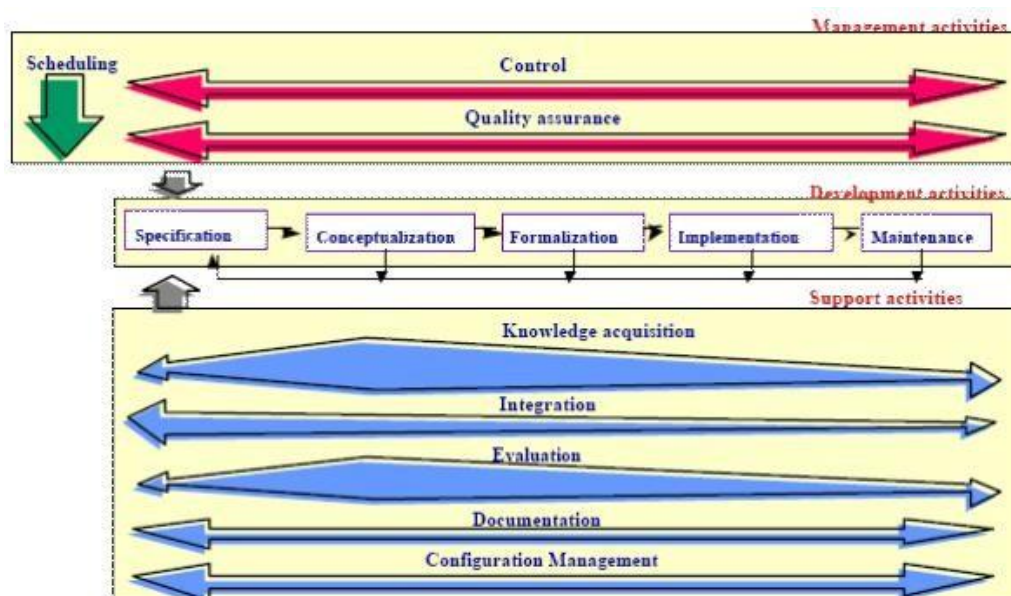


Figure 15 - processus de développement et le cycle de vie de METHONTOLOGY

## 2.9 Le but de l'ontologie est :

- La communication (entre humains et/ou organisations) : Le bénéfice de l'usage d'ontologie ici, est sans ambiguïté. Dans l'ontologie, il n'y a jamais deux termes ayant la même sémantique. Cette situation se produit souvent, au contraire, si l'on utilise un langage naturel pour la communication.
- L'interopérabilité (machines et systèmes) : L'ontologie peut être utilisée comme un modèle intermédiaire pour la traduction entre les modélisations de différentes collections d'objets.
- L'ontologie sert à définir le format d'échange entre les systèmes.
- L'ingénierie des systèmes : L'ontologie peut servir divers aspects du développement des systèmes d'informations. Premièrement, elle peut assister le processus de construction de spécification de système.
- L'usage d'ontologie rend les documents du processus plus compréhensibles, évite l'ambiguïté dans la spécification. En outre, une représentation formelle d'ontologie permet un traitement automatique du développement. Elle soutient également l'automatisation du processus de vérification de la fiabilité des systèmes. [5]

## **Conclusion**

Les ontologies désormais comme une clé pour la manipulation automatique de l'information au niveau sémantique.

Dans ce chapitre nous avons donné la définition du web sémantique et leurs composants Nous avons essayé d'éclaircir la notion d'ontologie en présentant certaines définitions, ensuite Nous avons décrit ses composants, ainsi que la classification selon plusieurs démarches.

Le chapitre suivant présentera en détaille Réseaux bayésien et l'incertitude.

## Introduction

Ce chapitre nous allons présenter les termes et les concepts le plus importants, les outils et les travaux existants dans le domaine du diagnostic médical tels que les systèmes experts, et l'utilisation des ontologies dans les systèmes d'aide au diagnostic médical.

### 1. Définitions:

#### 1.1 Le signe et le symptôme

En médecine humaine, un « signe » ou un « ensemble de signes » peut être la manifestation objective d'une pathologie, relevée par le médecin [58].

Un signe peut apparaître à des niveaux d'observation différents (par exemple clinique, para-clinique ou complémentaire), impliquant des techniques de recueil plus ou moins rapides et/ou coûteuses [45].

Les signes peuvent être scindés comme suit :

- ❖ Les signes cliniques sont des signes recueillis sans instrument lourd, par exemple le stéthoscope, le thermomètre, le tensiomètre, etc. Les signes cliniques peuvent être scindés en :
  - Signes généraux (par exemple, la température, la fatigue, etc.).
  - Signes focaux (délimité à une zone).
  - Signes fonctionnels ou symptômes. Ce sont des signes récupérés par l'interrogatoire, non vérifiable par un autre signe clinique, on peut citer la douleur, ou la dyspnée<sup>3</sup>.
  - Signes physiques. Ce sont ceux qui peuvent se vérifier à l'examen clinique. Par exemple, une rougeur, un bruit anormal au stéthoscope, etc.
- ❖ Les signes para-cliniques. Ceux qui sont observables via la radiographie, le scanner, etc.

Un symptôme représente une des manifestations subjectives d'une maladie ou d'un processus pathologique, tel qu'exprimé par le patient [58]. Les symptômes peuvent être multiples pour une pathologie donnée.

Une autre catégorisation des signes et symptômes existe et s'appuie sur la relation entre ces derniers et le diagnostic que veut établir un médecin. Cette catégorisation est fondée sur le postulat que chaque signe pris séparément n'a pas de sens en soi, et c'est plutôt sur un ensemble de signes que sera établi le diagnostic. Cette catégorisation est la suivante : signes ou symptômes positifs et signes ou symptômes négatifs. Dans les deux sous-sections (1.1.1 et 1.1.2) suivantes nous utilisons le terme « signe » pour désigner indifféremment le signe en lui-même ou le symptôme.

### 1.1.1 Le signe positif

Un signe est dit positif si c'est sa présence qui a une signification, par exemple une quantité d'immunoglobuline de type A supérieure à 3g/dL est un signe positif pour le myélome multiple C'est une difficulté respiratoire. [46]

### 1.1.2 Le signe négatif

Werner Ceusters [59], [60] définit les « *signes négatifs* » ou « *signes absents* » comme étant tous les signes qui sont exprimés avec des négations, par exemple,

« *pas de douleur lombaire, absence de fièvre etc.* ». C'est aussi, dans certaines situations un signe dont c'est l'absence qui a une signification, par exemple, l'absence de CRAB (C- hypercalcémie, R- insuffisance rénale, A- anémie, B- lésion osseuse) est caractéristique de la gammopathie monoclonale à signification indéterminée (MGUS) [46].

## 1.2 La maladie et le syndrome

Nous présentons dans cette partie trois définitions de la maladie, celle de l' « *Ontology for General Medical Science* » (OGMS) [47] celle de Émile Littré et celle d'Anne Fagot-Largeault [45] .

En effet, selon l'OGMS [47] : « *Une maladie est une disposition à subir un processus pathologique causé par un ou plusieurs désordres sous-jacents* ». En d'autres termes, la maladie est une disposition réalisée dans des processus pathologiques. Nous utilisons le terme « réalisation » pour faire référence au processus par lequel une disposition est réalisée. Chaque disposition dans l'organisme a un site physique.

Le site physique d'une maladie est une certaine combinaison de composants physiques dans l'organisme. Quel que soit l'organisme, il y a une large variété de dispositions, certaines sont associées à la bonne santé, d'autres à la maladie. Par exemple, le SIDA est une disposition du patient sain à subir une persistance et une duplication pathogène (processus pathologique) suivis des infections opportunistes survenant à cause de la faiblesse du système immunitaire (site physique).

Une disposition est une fonction d'un organisme en vertu de laquelle elle peut initier des processus spécifiques quand certaines conditions sont satisfaites. Par exemple, la disposition du corps humain à avoir besoin d'eau en cas de déshydratation, la disposition du corps humain à avoir des hausses de température en cas d'infection. Le processus pathologique est un processus physique qui est une manifestation d'un désordre. Un désordre est une combinaison causale des composants physiques qui sont cliniquement anormaux [47].

Selon Émile Littré [58] : « *La maladie est une altération organique ou fonctionnelle de la santé considérée dans son ensemble comme une entité définissable* ».

Et enfin, selon Anne Fagot-Largeault [45] : « *La maladie est réduite à l'ensemble des symptômes et des signes par lesquels elle se manifeste, son nom est à ce moment-là une étiquette posée sur une constellation (éventuellement disparate) de symptômes et de signes* ». Par exemple, une gammopathie monoclonale à signification indéterminée (MGUS) est caractérisée par une quantité d'immunoglobuline de type A inférieure à 3 g/dL et une absence de CRAB (cf. 2.1.2).

Le syndrome est une collection de signes ou de symptômes survenant simultanément sans étiologie identifiée [58].

Pour la suite, la définition de la maladie que nous retenons est celle de Anne Fagot-Largeault [45].

### 1.3 Le diagnostic médical

Nous avons dit plus haut (cf. 1.1) que le diagnostic médical est une démarche par laquelle le médecin va déterminer l'affection dont souffre le patient, à partir des symptômes et des signes que ce dernier présente, et à l'aide d'éventuelles investigations complémentaires ([57], [58]). Cette démarche repose sur la recherche des causes (étiologie) et des effets (signes et symptômes) de l'affection [58]. Randolph Miller [44] définit le diagnostic médical comme : « l'acte d'associer le nom d'une ou plusieurs maladies ou syndromes à des manifestations observées (antécédents, symptômes, signes) sur un patient ».

C'est un processus qui résulte de la confrontation d'un problème réel à l'expérience acquise et à un corpus de connaissances théoriques. Il se déroule en trois étapes : (a) l'enquête interrogative, (b) l'examen clinique proprement dit et (c) les examens complémentaires [48].

- Premièrement, le médecin prend connaissance des symptômes se manifestant chez un patient. A partir des symptômes, il formule des hypothèses diagnostiques initiales.
- Dans un deuxième temps, il procède à un examen initial du patient qui lui permet d'augmenter la part de confiance en certaines hypothèses, et de la diminuer pour d'autres.
- Le médecin obtient des signes supplémentaires via des examens biologiques ou d'imageries. En même temps, il pose au patient des questions dont les réponses peuvent être utiles à conforter ou rejeter une hypothèse initialement formulée.

Le médecin « réalise » une mise en correspondance entre les informations obtenues au cours des trois étapes précédentes avec les connaissances qu'il possède de par sa formation et son expérience. Si au terme des étapes précédentes, le taux de confiance d'une certaine hypothèse s'accroît au point de dissiper le doute sur la maladie à laquelle est confronté le médecin, ce dernier peut alors formuler son diagnostic final et prescrire le traitement adéquat au patient.

Si le cas reste ambigu après les trois étapes indiquées, le médecin cherche alors une autre source d'informations qui puisse apporter une quantité d'informations supplémentaires permettant d'éliminer l'ambiguïté. Souvent, il demande un examen complémentaire qui peut être sous forme d'analyses biologiques, d'imagerie médicale, etc. Il acquiert des informations

supplémentaires qui viennent compléter la quantité d'informations dont il dispose déjà, et qui lui permet de confirmer ou d'infirmer la ou les hypothèses qu'il a déjà faites.

Si le médecin n'arrive toujours pas à établir un diagnostic, une dernière étape consiste à ce qu'il ait recours à l'étude d'une base de cas similaires traités par le passé (son expérience) afin d'établir une correspondance avec le cas actuel auquel il est confronté en s'appuyant sur toutes les informations dont il dispose. Il utilise alors les cas les plus similaires (leurs solutions) afin d'en extraire des informations susceptibles de l'aider à trouver une solution à son cas.

Le processus du diagnostic médical peut relever d'un raisonnement déductif, inductif, abductif, par analogie, etc. [61], [62] ,

## 1.4 Le raisonnement

### 1.4.1 Le raisonnement déductif

Le raisonnement déductif va du général au particulier ou du principe à la conséquence et permet de déduire des conclusions valides à partir d'un ensemble de prémisses, c'est une approche descendante ([49] , [48]). Par exemple:

- Toutes les rhinopharyngites virales ont une évolution spontanément favorable (règle),
- Ce patient a une rhinopharyngite virale (cas).
- Ce patient aura une évolution spontanément favorable (résultat).

#### Modus ponens

|  |    |                               |
|--|----|-------------------------------|
|  |    | A                             |
| Si A est vrai Et A impliqués C, alors est vrai | ou | $\underline{A \rightarrow C}$ |
|  |    | C                             |

#### Modus tollens

|  |    |                               |
|--|----|-------------------------------|
|  |    | $\neg C$                      |
| Si $\neg C$ est vrai Et A impliqués C, alors $\neg A$ est vrai | ou | $\underline{A \rightarrow C}$ |
|  |    | $\neg A$                      |

Ce mode de raisonnement peut être appliqué via un chaînage avant, un chaînage arrière ou un chaînage mixte suivant les règles du « *modus ponens* » et du « *modus tollens* ».

Le « chaînage avant » est un mode de raisonnement qui part des faits et règles de la base de connaissances, et tente de s'approcher des conclusions recherchées par le problème.

Le « chaînage arrière » quant à lui part des hypothèses recherchées par le problème, et tente par l'intermédiaire des règles, de « remonter » à des faits connus.

Le « chaînage mixte » est une combinaison du chaînage avant et du chaînage arrière.

### **1.4.2 Le raisonnement inductif**

Le raisonnement inductif montre une proposition générale à partir d'observations particulières. Il est utilisé dans les processus d'apprentissage et est ascendant, c'est-à-dire qu'à partir d'exemples, on produit des règles qui décrivent ces exemples. Si ces règles sont bonnes, elles s'appliquent non seulement à ces exemples particuliers mais aussi d'une manière générale à d'autres cas (Degoulet & Fieschi, 1994a; Masquelet, 2006b). Par exemple,

- Un groupe de patients a une rhinopharyngite virale (cas),
- Tous les patients ont guéri spontanément (résultat),
- Toutes les rhinopharyngites virales ont une évolution spontanément favorable (règle).

### **1.4.3 Le raisonnement abductif**

Le raisonnement abductif est une forme d'inférence qui part des données (prémisses) décrivant quelque chose vers les hypothèses (conclusion) permettant d'expliquer ces données. Par exemple, étant donné une proposition a, on essaie de savoir ce qui peut l'avoir induite. Pour cela, on regarde s'il y a une implication de la forme  $b \rightarrow a$  et, si c'est le cas, on établit que b est la « cause » de a.

Dans le cadre de la médecine, selon Douglas Walton [63], Charniak et McDermott (Josephson, Josephson, & Tanner, 1996) le diagnostic médical est une forme de raisonnement

abductif car il permet d'inférer les causes d'un phénomène, d'un dysfonctionnement, d'un signe, d'un symptôme etc. Il s'appuie sur le modèle suivant [52] :

Soit D'une collection de données (faits, observations, signes et symptômes), Soit H une hypothèse de D (si H est vrai, il explique D) et

Aucune autre hypothèse ne peut mieux expliquer D que H

Alors, l'hypothèse H est probablement vrai

Le raisonnement abductif génère des hypothèses permettant d'expliquer la présence des signes ou des symptômes et il donne la possibilité de générer des hypothèses même si on n'a pas observé tous (de manière simultanée) les signes ou symptômes caractérisant ces hypothèses [62]. Mais, il ne se limite pas seulement à la génération d'hypothèse, il permet aussi d'évaluer ces hypothèses. C'est un raisonnement incrémental qui pour chaque signe ou symptôme observé peut confirmer ou infirmer une hypothèse précédemment générée [52].

#### **1.4.4 Le raisonnement par analogie**

Le raisonnement par analogie est le procédé qui consiste à affecter une ou plusieurs propriétés à un objet (la cible) sachant qu'un objet de référence (la base) l'a ou les possède déjà. Ce transfert peut nécessiter ou induire l'apparition d'autres propriétés sur la cible. L'analogie exploite des relations de correspondances et des relations de dépendances afin de transposer des connaissances d'un univers à un autre. L'analogie se fonde sur la notion de similitude de termes dans un certain univers, du type : A est à B, ce que C est à D. Le raisonnement à partir de cas en est un sous-type [51].

#### **1.4.5 La sémiologie quantitative**

La sémiologie médicale est la science des signes. Elle s'intéresse : (a) aux manifestations d'une maladie que peut relever le médecin (signes physiques, fonctionnels, généraux) ou celles engendrant une plainte du patient (symptômes), (b) à la façon de les relever (interrogatoire, examen clinique), et (c) de les présenter (observation, tableau, syndromes, etc.) afin de poser un diagnostic [58].

La sémiologie quantitative est une partie de la sémiologie médicale, qui a pour rôle de quantifier la pertinence des signes pour des maladies données dans le but d'établir des diagnostics fiables [50]. On utilise en particulier dans ce domaine les termes de prévalence (Prev), de sensibilité (Se), de spécificité (Sp), de rapport de vraisemblance positif (RVP) et de

rapport de vraisemblance négatif (RVN), de valeur prédictive positive (VPP), de valeur prédictive négative (VPN) et de probabilité post-test (PPT).

- **La prévalence** est la probabilité d'avoir une maladie dans une population donnée (par exemple, la population des hommes âgés de plus de 50 ans). La prévalence est aussi appelée probabilité *a priori*.
- **La sensibilité** d'un signe pour une maladie est la probabilité qu'un patient ait un signe s'il a la maladie.
- **La spécificité** d'un signe pour une maladie est la probabilité qu'un patient n'ait pas un signe s'il n'a pas la maladie.
- **Le rapport de vraisemblance positif** est le rapport de la probabilité qu'un patient malade ait le signe (c'est-à-dire la sensibilité du signe) et de la probabilité que le signe soit présent chez les non-malades.
- **Le rapport de vraisemblance négatif** est le rapport de la probabilité que le signe soit absent chez les malades et de la probabilité que le signe soit absent chez les non-malades (c'est-à-dire la spécificité).
- **La valeur prédictive positive** est la probabilité d'avoir une maladie donnée si le patient a le signe [49].
- **La valeur prédictive négative** est la probabilité que la maladie soit absente si le patient n'a pas le signe [49].
- **La probabilité post-test** est la probabilité que la maladie soit présente ou absente si le patient a le signe ou si le patient n'a pas le signe, ou encore si le patient a des signes présents et des signes absents. Dans la suite les termes probabilités post-test, VPP et VPN seront utilisés de manière interchangeable.

### 1.5 Les systèmes experts pour l'aide à la décision médicale:

Nous ne pouvons aborder les systèmes d'aide à la décision médicale sans parler des systèmes experts. Réaliser des systèmes capables de faire ce que l'homme fait en raisonnant est une idée très ancienne bien que le terme Intelligence artificielle soit né seulement en 1956 avec les premiers systèmes

informatisés. Cette discipline de l'informatique s'est véritablement développée avec l'apparition des systèmes experts dans les années 70. Le principe de cette approche est de demander à un ou plusieurs experts d'établir des règles qui décrivent leur façon de prendre leurs décisions.

Les systèmes experts tentent de simuler le savoir-faire, la façon de raisonner des experts dans un domaine donné bien délimité et précis et la mise des connaissances apprises par le processus à la disposition des utilisateurs ou experts du domaine. Ils doivent réaliser à la fois un traitement d'information et un raisonnement, ce qui signifie en termes médicaux, une stratégie de diagnostic et/ou thérapeutique. Donc le rôle d'un système expert médical est de fournir une aide médicale sous une forme appropriée à partir de symptômes préalablement établis [4].

### **1.5.1 Qu'est-ce qu'un système expert?**

Un système expert est un logiciel qui reproduit le comportement d'un expert humain accomplissant une tâche intellectuelle dans un domaine précis.

Les SE sont généralement conçus pour résoudre des problèmes de classification ou de décision (diagnostic médical, régulation d'échanges boursiers,...).

Les SE sont des outils de l'IA c'est-à-dire qu'on ne les utilise que lorsqu'aucune méthode algorithmique exacte n'est disponible ou praticable. Un SE n'est concevable que pour les domaines dans lesquels il existe des experts humains. Un expert est quelqu'un qui connaît un domaine et qui est plus ou moins capable de transmettre ce qu'il sait : ce n'est pas le cas d'un enfant par rapport à sa langue maternelle [20], [4].

### **1.5.2 Les composants de système expert:**

Les systèmes experts sont des systèmes à base de connaissances qui visent à simuler le raisonnement des experts engagés dans une démarche décisionnelle. Les connaissances nécessaires à la résolution d'un problème sont ainsi dissociées du raisonnement à mettre en œuvre pour produire la solution. Classiquement un système expert est constitué de trois modules principaux représentés dans la

Figure 2.1 :

-la base de connaissances qui contient les connaissances médicales théoriques et empiriques nécessaires à la démarche diagnostique ou thérapeutique, au sein d'un domaine d'expertise.

-la base de faits qui représente les caractéristiques du patient pour lequel on cherche à déterminer le diagnostic ou la prise en charge thérapeutique.

-le moteur d'inférences qui articule les connaissances de la base de connaissances pour raisonner sur la résolution du problème posé dans la base de faits.

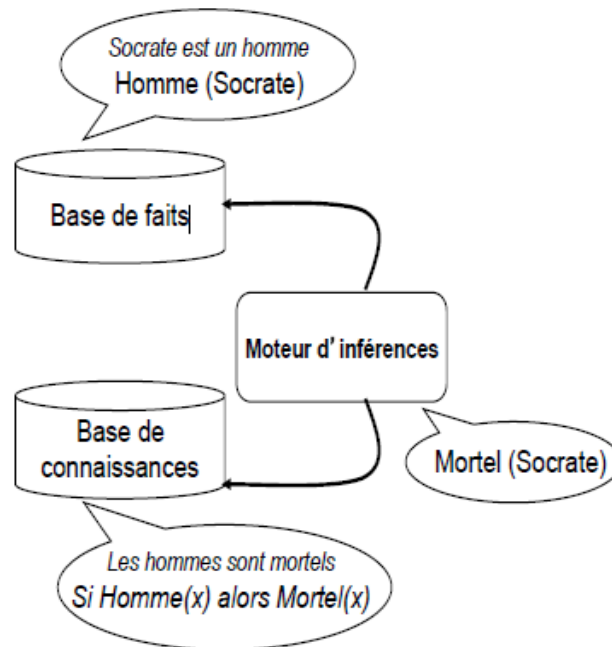


Figure 2.1 Les trois modules d'un système expert [4]

La connaissance experte est décomposée en petites unités homogènes. Chacune d'elle représente alors un fragment élémentaire de l'expertise. Il existe de nombreux langages de représentation de ces connaissances, parmi lesquels les règles de production construites sur le modèle « Si condition Alors action » sont les plus utilisées, par exemple :

Si (Protéinurie > 3 g/l et Œdème et Albuminémie < 30 g/l) Alors syndrome néphrotique.

Le moteur d'inférences est un programme qui articule ces unités de connaissance pour résoudre le problème posé par un patient donné caractérisé dans la base de faits. Le moteur d'inférences est indépendant de la base de connaissances et de la base de fait. Il construit le raisonnement en chaînant les inférences, essentiellement déductives, ce qui permet de garantir que le résultat obtenu est valide. Pour une nouvelle application médicale du système expert, il suffit de développer une nouvelle base de connaissances, le moteur d'inférences est inchangé [18].

### 1.5.3 Quelques exemples de système expert dans le domaine médical: [4]

Les systèmes experts ont fait leur apparition dans certains domaines, particulièrement en médecine et ce dans plusieurs spécialités. Pourtant ces systèmes n'ont eu qu'un faible impact car ils étaient sous-utilisés par les praticiens qui leur reprochaient entre autres l'absence de méthodologie valide dans la constitution des bases de connaissances.

- ❖ MYCIN: maladies infectieuses identification des microorganismes responsables des infections, conseil sur le choix d'un antibiotique.
- ❖ INTERNIST-I: médecine interne diagnostic des problèmes complexes en médecine interne.
- ❖ PROTIS: Diabétologie aide les médecins généralistes dans le traitement du diabète.
- ❖ SAM: hypertensions artérielles diagnostic des hypertensions artérielles.
- ❖ SPHINX: Endocrinologie aide au traitement du diabète NID, aide au diagnostic des ictères, proposition d'un modèle de simulation d'une consultation médicale.
- ❖ SES: septicémies (infections généralisées) diagnostic et traitement des septicémies.
- ❖ MENINGE: étude des méningites en pédiatrie étiologie et diagnostic des méningites Bactériennes et virales.
- ❖ MEDICOTOXCONSILIUM: toxicologie exogène diagnostic et traitement des intoxications exogènes.

- ❖ PATHFINDER: chirurgie des ganglions lymphatiques diagnostic des maladies des ganglions lymphatiques.
- ❖ MYOSIS: Physiologie diagnostic électromyographie.
- ❖ SETH: intoxications médicamenteuses diagnostic et traitement des intoxications médicamenteuses.
- ❖ AES: Bactériologie proposition d'un traitement antibiotique.

## 1.6 Système d'aide à la décision à base d'ontologie:

Les ensembles de règles produits seront exploités via un système d'aide à la décision. Ce système permettra de présenter le contenu des modèles ontologiques à un praticien afin de l'aider dans ces tâches. Ce système doit fournir une interface adaptative en fonction du contenu de l'ontologie. La structure du contenu de l'interface est définie par certaines connaissances de contrôle. Ce système doit aussi fournir des explications sur son raisonnement guidées par les connaissances de contrôle.

Les Systèmes d'Aide à la Décision (SAD) (Figure 2.2) sont de manière générale des logiciels qui fournissent des informations qui permettent de prendre des décisions.

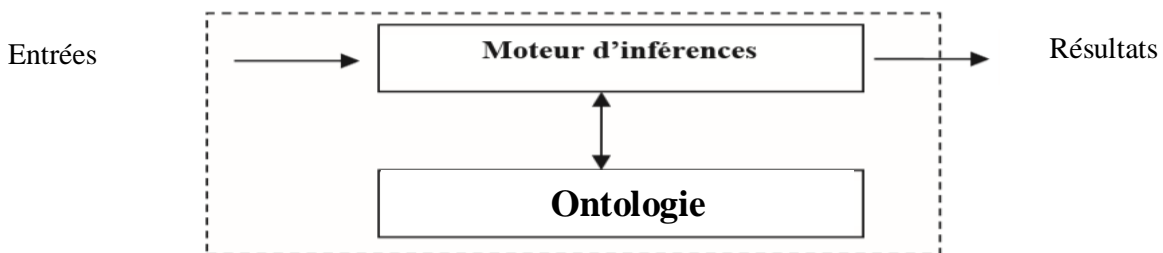


Figure 2.2 manière générale des logiciels qui fournissent des informations qui permettent de prendre des décisions.

## Conclusion

Le système Expert sont considérés le principal outil pour l'aide au diagnostic Médicale grâce à :

- Meilleur rendement que les experts humains.
- Lisibilités des connaissances, aspect plus déclaratif que procédural.
- Préservation de l'expertise.
- Facilité de mise à jour
- Une représentation formelle des maladies
- Un guide de bonne pratique

Cependant ils souffrent des problèmes de limite du consensus, de codification et des méthodes des raisonnement , cela favorise l'utilisation des ontologie qui permette une large consensus , codification universelle grâce aux langages standards telle que OWL ,SWRL ..etc.

Le diagnostic médical relève du raisonnement scientifique, mais il possède des difficultés spécifiques telles que l'incertitude et l'imprécision. Chaque étape de diagnostic médical peut donner lieu à des erreurs qui, dans le domaine de la santé peuvent être lourdes de conséquences.

Dans la suite de ce travail, nous nous focaliserons sur les approches et techniques pour le raisonnement et le traitement des informations incertaines notamment l'approche probabiliste qui permet la représentation de l'ontologie probabiliste.

## Introduction

Un diagnostic médical est le résultat du raisonnement d'un médecin, décision très souvent prise à partir d'informations incertaines et/ou incomplètes. De nombreuses techniques d'intelligence artificielle ont été appliquées pour essayer de modéliser ce raisonnement. Citons, par exemple, des systèmes à base de règles comme MYCIN et Internist-1/QMR (Quick Medical Reference) [17] [18].

En amont de ce raisonnement, il faut aussi être capable de modéliser ces informations incertaines et/ou incomplètes. Certaines approches ont utilisé des formalismes comme la logique floue ou les fonctions de croyance de Dempster-Shafer. Une autre consiste à se placer dans le cadre de la théorie des probabilités, ce qui nous amène tout naturellement aux réseaux bayésiens proposés par Pearl dans les années 80 [19], retrouvés parfois sous le nom de systèmes experts probabilistes.

L'approche ontologie Probabiliste et on appliquer la technique des réseaux bayésiens constituent une technique d'acquisition, de représentation et de manipulation de connaissance. Toute application mettant en œuvre des connaissances peut Relever de l'utilisation des réseaux bayésiens, qu'il s'agisse de formaliser la connaissance d'experts, d'extraire la connaissance contenue dans des bases de données, ou d'utiliser le plus Rationnellement possible l'un ou l'autre type de connaissance. Les réseaux bayésiens sont utilisés pour leur capacité d'effectuer des inférences dans un contexte d'incertitude, en quelque sorte comme alternative aux systèmes experts. Comme ils sont utilisés pour leurs algorithmes d'apprentissage et d'inférence, comme alternative aux autres méthodes de Modélisation quantitative, en les considérants comme des modèles de régression.

L'utilisation OPRB pose un certain nombre de questions méthodologiques [20] :

- Comment choisir la structure du réseau bayésien ?
- Comment estimer les probabilités du réseau ?
- Comment prendre en compte les données incomplètes ou les variables latentes ?
- Comment faire de l'inférence, exemple: calculer la probabilité de telle ou telle maladie sachant certains symptômes ?

Dans ce chapitre nous allons définir le concept Incertitude, L'incertitude médicale et définir les réseaux bayésiens. Nous présentons les principales définitions, les notions d'indépendance conditionnelle, les principaux théorèmes et les étapes de la construction des réseaux bayésiens. Ensuite, nous élaborons les deux algorithmes d'inférences exactes à savoir : l'algorithme Pearl et l'algorithme de Jensen Lauritzen Olesen (JLO). Ce chapitre donne une idée détaillée sur les réseaux bayésiens, il aborde les points pertinents pour comprendre cette méthode.

## 2. L'incertitude :

Le cœur du problème de décision en général et de décision médicale en particulier, réside dans la nature de l'incertitude à laquelle le décideur est confronté et de la façon dont celui-ci l'appréhende.

La santé est un domaine où l'incertitude prend une importance considérable. En effet, la morbidité n'est pas indépendante des facteurs de risque. Aussi, le traitement de ce risque a des répercussions fondamentales sur la pratique médicale. C'est pourquoi la décision médicale en contexte d'incertitude a été appréhendée par trois types d'approches [21]:

La théorie statistique de l'information qui quantifie le degré d'incertitude par la probabilité de présence d'un événement (la maladie par exemple). Plus l'incertitude est grande, plus l'information qui la quantifie est élevée. Dans le domaine médical, une probabilité de présence de la maladie de 0 ou de 1 (maladie respectivement absente ou certaine) conduit à une information nulle.

La théorie statistique de révision bayésienne des croyances pour la quelle patient et médecin doivent prendre leur décision en contexte d'incomplétude et d'asymétrie d'information. L'expertise médicale se réduit à la transformation des croyances issues des évaluations probabilistes en certitudes (ou quasi-certitudes) grâce à l'appréciation des informations fournies par le patient.

La théorie économique de l'information, représentée par l'axiomatique de l'utilité espérée (Von Neumann et Morgenstern, 1944) qui formalise l'intuition ancienne de Bernoulli selon laquelle ce que maximisent les individus n'est pas l'espérance mathématique des gains mais celle de l'utilité de ces gains.

### - L'incertitude médicale

La décision médicale est toujours associée à un degré d'incertitude qui est inhérent au domaine de la biologie et de l'humain. Ceci est du à la difficulté, voire l'impossibilité de recueillir certaines données physiopathologiques, de faire des mesures et examens sans déroger à la déontologie, sans parler de la variabilité des sujets ou de la rareté de certaines ressources.

L'ensemble des données cliniques ou para cliniques est également difficile à synthétiser

et il est donc fréquent de tirer des conclusions incertaines qui amèneront des décisions diagnostiques et thérapeutiques dont on sait qu'elles sont susceptibles d'être remises en question.

C'est ce qui explique d'une part le développement des méthodes probabilistes non explicatives et d'autre part le développement des systèmes experts qui essayaient de simuler les raisonnements des experts et se voulaient plus transparents en permettant d'objectiver les connaissances des experts et le raisonnement suivi.

### - Réseau bayésien et l'incertitude médicale

L'action médicale repose sur la capacité de raisonnement du médecin et son aptitude à prendre des décisions alors que les informations utilisées sont potentiellement entachées d'incertitude. Cette incertitude est d'origine multiple : possibilité d'erreur dans les données, ambiguïté de la représentation de l'information, incertitude sur les relations entre les diverses informations. Une première approche à la représentation de la connaissance dans le contexte d'incertitude a utilisé la théorie des probabilités. Ainsi, plusieurs études ont montré que les systèmes d'aide à la décision élaborés sous le modèle probabiliste pouvaient faire aussi bien, voire même mieux que le médecin [22].

Cependant, bien qu'utile pour codifier l'incertitude dans un problème de décision, l'approche purement probabiliste comporte des limites. Tout d'abord, l'élaboration, la représentation et la manipulation de telles bases de connaissances sont souvent nécessaire de postuler des hypothèses insuffisantes pour obtenir un réel impact sur la pratique médicale.

Enfin les alternatives à une décision ou les préférences de l'utilisation ne peuvent être prises en compte. Les systèmes basés sur des règles, apparus dans les années 1970, circonvenaient la difficulté du calcul probabiliste en utilisant d'autres paramètres pour représenter l'incertitude : facteur de certitude, calcul de Dempster-Shafer ou logique floue. Plus récemment, le développement de la technologie informatique a permis de reconsidérer le formalisme probabiliste. Ceci est particulièrement le cas du domaine de l'analyse de décision, méthodologie basée sur la théorie des probabilités mais qui permet de représenter explicitement les problèmes de décision et les préférences de l'utilisateur. Les réseaux bayésien ou diagramme d'influence (Belief network) constituent un des modèles de représentation des connaissances utilisables en analyse de décision [22].

Un réseau bayésien, également appelé diagramme d'influence ou réseau causal est un graphe dirigé acyclique dans lequel les nœuds représentent les variables et les arcs précisent

les dépendances probabilistes entre les variables. Il permet d'afficher graphiquement les variables d'un problème de décision et les relations ou influences entre variables, qui peuvent mener à des décisions complexes. Les réseaux bayésien centrent l'attention de la décision exclusivement sur les composants du problème en relation avec la tâche de décision présente. Exclure l'information non pertinente du diagramme d'influence facilite le travail de la décision et lui permet de gagner du temps puisqu'il existe moins de variables à interpréter [23].

### 3. Définition

Un réseau bayésien est un système représentant la connaissance et permettant de calculer des probabilités conditionnelles apportant des solutions à différentes sortes de problématiques. La structure de ce type de réseau est simple : un **graphe** dans lequel les **nœuds** représentent des variables aléatoires, et les **arcs** (le graphe est donc orienté) reliant ces dernières sont rattachées à des probabilités conditionnelles. Notons que le graphe est **acyclique** : il ne contient pas de boucle. Les arcs représentent des relations entre variables qui sont soit déterministes, soit probabilistes. Ainsi, l'observation d'une ou plusieurs causes n'entraîne pas systématiquement l'effet ou les effets qui en dépendent, mais modifie seulement la probabilité de les observer. L'intérêt particulier des réseaux bayésiens est de tenir compte simultanément de connaissances a priori d'experts (dans le graphe) et de l'expérience contenue dans les données.

Les domaines d'utilisation principaux sont: diagnostic (médical et industriel), analyse de risques, détection de spams, datamining, détection de fraudes, exploitation du retour d'expérience, modélisation et simulation de systèmes complexes, détection d'intrusions, TextMining, analyse de BioPuces, analyse de trajectoires de santé. En bref, un réseau bayésien est un modèle probabiliste graphique permettant d'acquérir, de capitaliser et d'exploiter des **connaissances**, né du besoin de créer des systèmes experts à base de probabilités [24].

### 4. Définition Formelle

Un réseau bayésien peut être formellement défini par :

- un graphe acyclique orienté  $G, G=(V, E)$  où  $V$  est l'ensemble des nœuds de  $G$ , et  $E$  l'ensemble des arcs de  $G$ .
- un espace probabilisé fini  $(W, p)$ .
- un ensemble de variables aléatoires associées aux nœuds du graphe et définies sur

$$[\Omega, p] \text{ tel que : } p(V_1, V_2, \dots, V_n) = \prod_{i=1}^n p(V_i | C(V_i)) \quad (1)$$

Avec  $C(V_i)$  l'ensemble des parents de  $V_i$  dans le graphe [25].

#### 4.Représentation graphique de la causalité

Un réseau bayésien (réseau probabiliste ou Bayesian Network) est un modèle représentant des connaissances incertaines sur un phénomène complexe, et permettant, à partir des données, un véritable raisonnement. Un réseau bayésien a pour objectif d'acquérir, de représenter et d'utiliser la connaissance. Il est constitué de deux composantes [26]:

- ❖ un graphe causal, orienté, acycliques, dont les nœuds sont des variables d'intérêt du domaine, les arcs des relations de dépendance entre ces variables. L'ensemble des nœuds et des arcs forme ce que l'on appelle la structure du réseau bayésien. C'est la représentation qualitative de la connaissance.
- ❖ un ensemble de distributions locales de probabilités qui sont les paramètres du réseau. Pour chaque nœud on dispose d'une table de probabilités  $P(\text{variable}|\text{parents}(\text{variable}))$  qui représente la distribution locale de probabilité. Il faut remarquer que l'état de chaque nœud ne dépend que de l'état de ses parents. Il s'agit de la représentation quantitative de la connaissance.

On peut décrire un réseau bayésien comme un système expert probabiliste. Dans un réseau bayésien, un arc de A vers B peut être interprété par 'A cause B', les cycles ne sont pas autorisés, et le graphe est un graphe acyclique orienté. De plus un nœud est conditionnellement indépendant de ses non-descendants sachant ses parents.

##### 4.1. Exemple

Nous allons commencer par l'exemple suivant [27][28] :

*« Ce matin-là le temps est clair et sec, M.X sort de sa maison. Il s'aperçoit que la pelouse de son jardin est humide. Il se demande s'il a plu la nuit, ou s'il a simplement oublié de débrancher son arroseur automatique. Il jette un coup d'œil à la pelouse de son voisin, et s'aperçoit qu'elle est également humide. Il en déduit alors qu'il a plu, et il décide de partir au travail sans vérifier son arroseur automatique ».*

La représentation graphique du modèle causal utilisé est dans la figure (Fig.3.1). Cette figure représente un réseau bayésien simple contenant quatre variables binaires, et on peut écrire aussi :

$$P(A, B, C, D)=P(A).P(B).P(C|A,B).P(D|B) \quad (2)$$

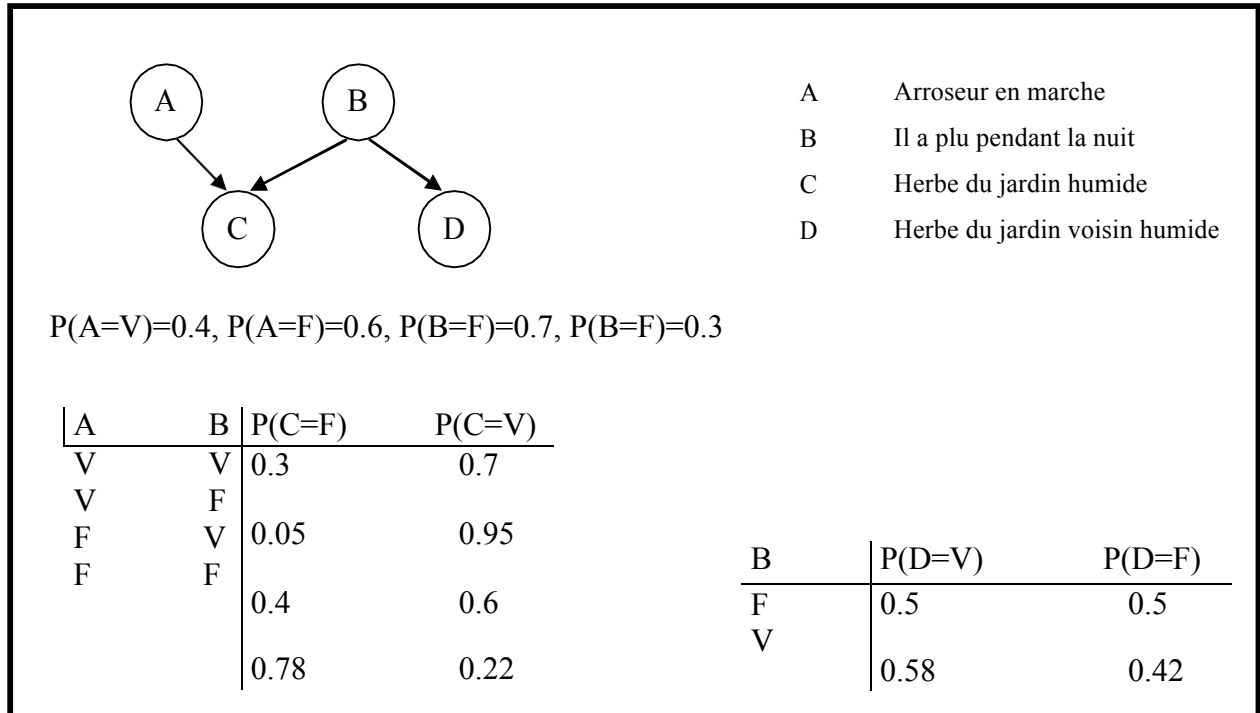


Figure 3.1. Représentation graphique du modèle

**4.2. Circulation de l'information**

La représentation graphique la plus intuitive de l'influence d'un événement est de relier la cause à l'effet par une flèche orientée. S'il existe une relation causale de A vers B, toute information sur A peut modifier la connaissance sur B, et réciproquement, toute information sur B peut modifier la connaissance sur A [29].

En présence d'un graphe plus complexe, il est essentiel de conserver à l'esprit que l'information ne circule pas seulement dans le sens des flèches (Fig.3.2).

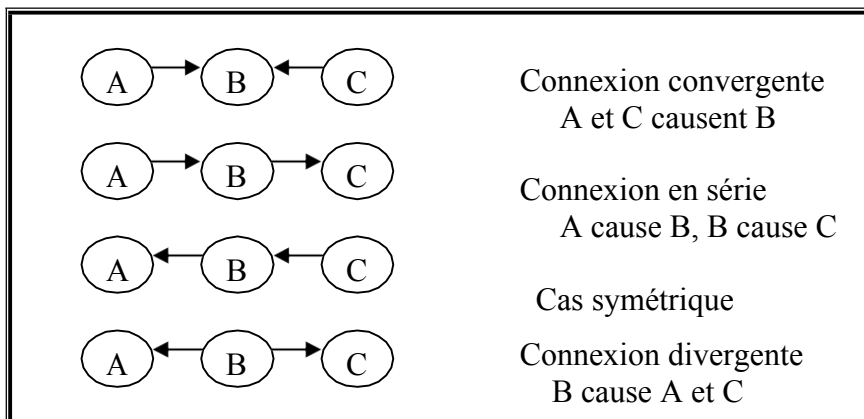


Figure 3.2. Modes de connexion

Dans un graphe on peut rencontrer plusieurs modes de connexion entre les nœuds comme le montre la (Figure 3.3). Nous allons étudier comment l'information circule au sein d'un graphe causal. Dans l'exemple précédent, on voit que l'information a circulé uniquement dans le sens

Effet  $\rightarrow$  cause, par exemple la connaissance de D (herbe du jardin humide) renforce la croyance de la cause B (il a plu). De plus cet exemple nous montre que l'information peut suivre des chemins à première vue contre-intuitifs lorsqu'elle se propage dans un réseau de causalités.

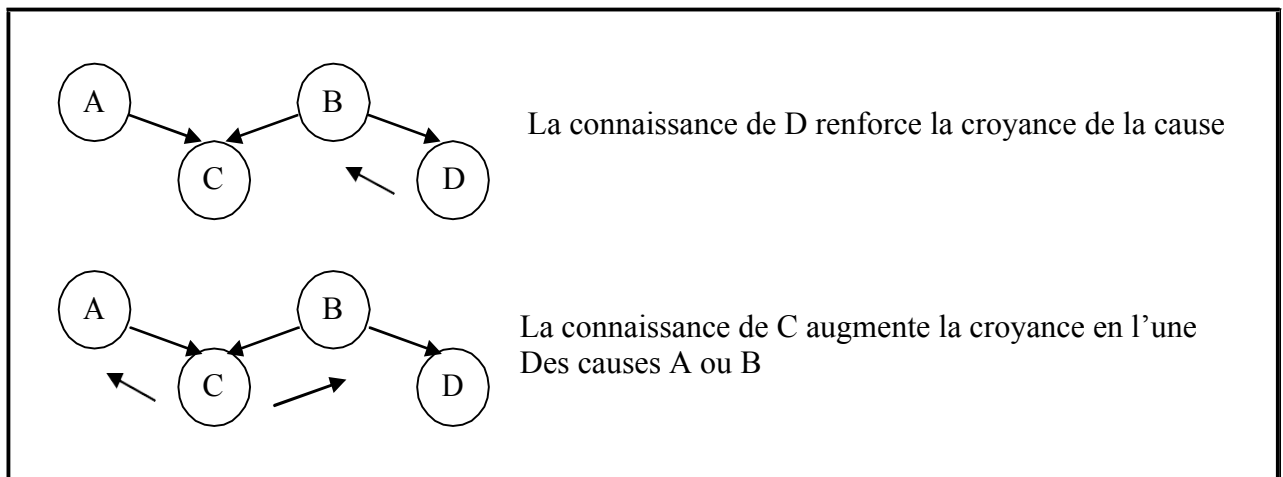


Figure 3.3. Circulation de l'information dans le graphe de la Figure 3.1

### 4.3. Définitions et propriétés

Dans ce paragraphe, nous présentons les définitions relatives aux réseaux bayésiens [28]:

#### Définition 1 :

Soient

- un graphe acyclique orienté  $G=(V,A)$ , où  $V$  est l'ensemble des nœuds de  $G$  et  $A$  l'ensemble des arcs de  $G$ .
- un espace probabilisé fini  $(\Omega, Z, P)$ ,  $n$  variables aléatoires  $(X_i)$ .  $1 \leq i \leq n$

$(G, P)$  est un **réseau bayésien** si et seulement si

- il existe une bijection entre les nœuds du graphe  $G$  et les variables  $(X_i)$ .
- la propriété suivante (appelée propriété de factorisation), est vérifiée

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{1 \leq i \leq n} P(X_i | C(X_i)) \quad (3)$$

Où  $C(X_i)$  est l'ensemble des causes (parents) de  $X_i$  dans le graphe  $G$ .

### 4.3.1. Indépendance conditionnelle

#### Définition 2 :

Soient deux variables aléatoires  $X$  et  $Y$ . on dit que  $X$  et  $Y$  sont **indépendantes conditionnellement** à  $Z$  et on note  $X \perp Y / Z$ , si l'une des propriétés équivalentes suivantes est vérifiée :

$$P(X|Z, Y) = P(X|Z) \quad (4)$$

$$P(X, Y|Z) = P(X|Z) \cdot P(Y|Z) \quad (5)$$

#### Propriété 1 :

Soient  $X, Y, Z, W$  des variables aléatoires, on a les propriétés suivantes :

$$\text{Symétrie} \quad X \perp Y | Z \Leftrightarrow Y \perp X | Z \quad (6)$$

$$\text{Décomposition} \quad X \perp Y \cup W | Z \Rightarrow X \perp Y | Z \quad (7)$$

$$\text{Union faible} \quad X \perp (Y \cup W) | Z \Rightarrow X \perp W | (Z \cup Y) \quad (8)$$

$$\text{Contraction} \quad X \perp Y | Z \wedge X \perp W | (Z \cup Y) \Rightarrow X \perp (Y \cup W) | Z \quad (9)$$

### 4.3.2. D-séparation

#### Définition 3 :

Soient  $(X, Y, Z)$  des nœuds du graphe  $G=(V, A)$ . On dit que  $X$  et  $Y$  sont d-séparés par  $Z$  si pour tout chemin entre  $X$  et  $Y$ , l'une au moins des deux conditions suivantes est vérifiée :

- Le chemin converge en un nœud  $W$ , tel que  $W \neq Z$ ,  $W$  n'est pas une cause directe de  $Z$ .
- Le chemin passe par  $Z$ , est soit divergent, soit en série au nœud  $Z$ .

$X$  est d-séparé de  $Y$  par  $Z$ , et noté par  $\langle X \perp Y | Z \rangle$

#### Définition 4 :

Soient  $(X, Y)$  deux nœuds du graphe  $G=(V, A)$ , et soit  $Z$  un ensemble de nœuds de ce graphe. Soit  $S$  un chemin entre les nœuds  $X$  et  $Y$ . On dit que  $S$  est d-séparé par  $Z$  si au moins l'une des deux conditions suivantes est vérifiée :

- Le chemin converge en un nœud  $w$ , tel que  $W \notin \mathbf{Z}$  et  $\forall Z \in \mathbf{Z}, W \notin C^+(Z)$  ou  $C^+(Z)$  l'ensemble des ascendants de  $Z$ .
- Le chemin passe par un nœud  $Z \in \mathbf{Z}$ , et il est soit divergent, soit en série en ce nœud.

**Définition 5 :**

Soient  $(X, Y)$  deux nœuds du graphe  $G=(V, A)$ , et soit  $\mathbf{Z}$  un ensemble de nœuds de ce graphe. On dit que  $X$  et  $Y$  sont d-séparés par  $\mathbf{Z}$  si tous les chemins entre  $X$  et  $Y$  sont d-séparés par  $\mathbf{Z}$ .

**Définition 6 :**

Soient  $(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Z})$  trois ensembles des nœuds du graphe  $G=(V, A)$ . on dit que  $\mathbf{X}$  et  $\mathbf{Y}$  sont d-séparés par  $\mathbf{Z}$ , si tous les éléments de  $\mathbf{X}$  sont d-séparés par  $\mathbf{Z}$  de tous les éléments de  $\mathbf{Y}$ .

**Remarque:**

*Deux variables  $X, Y$  sont d-séparées s'il existe une variable  $Z$  telle que tout chemin entre  $X, Y$  passe par  $Z$ .*

Dans le graphe de la figure (Fig.3.4),  $A$  et  $D$  sont d-séparés par  $B$  car le chemin orienté allant de  $A$  vers  $D$  passe par  $B$ . Et de même le nœud  $D$  d-sépare les nœuds  $ABC$  des nœuds  $EFG$ .

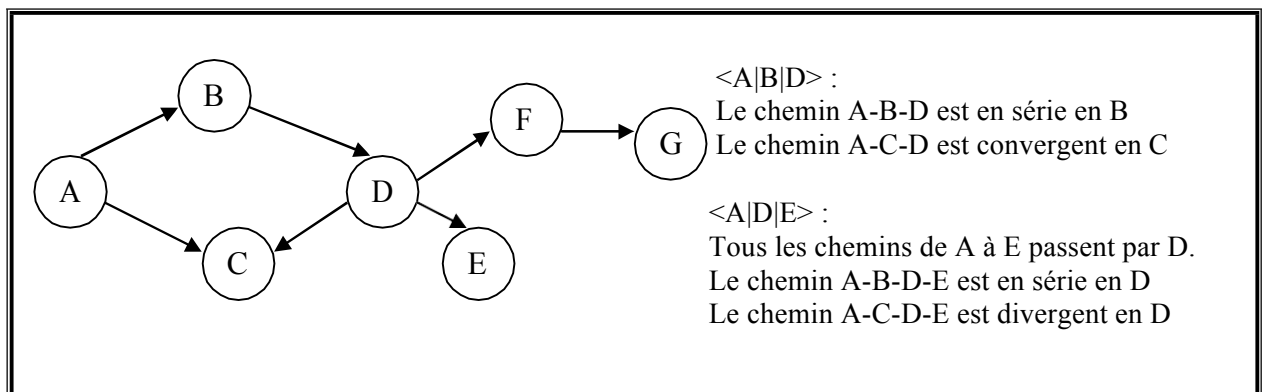


Figure 3.4. Exemple de D-séparation

## 5. Représentation probabiliste de la causalité

Avec la représentation graphique de la causalité on peut connaître la direction de circulation de connaissances dans le graphe mais on ne peut pas connaître la quantité de cette circulation de connaissances. Alors, il faut une représentation probabiliste associé avec le graphe. Avec une relation causale :  $A \Rightarrow B$  on peut représenter la quantité de cette relation par la probabilité conditionnelle :  $p(B|A)$ .

### Définition 7 :

A et B sont indépendantes conditionnellement à C ssi :

- Lorsque l'état de C est connu toute connaissance sur B n'altère pas A
- $P(A|B, C) = P(A|C)$

-Le réseau bayésien permet de représenter graphiquement les indépendances conditionnelles.

Trois types de relations possibles entre A, B et C à savoir :

*Connexion en série :*

- A et B sont dépendants
- A et B sont indépendantes conditionnellement à C ssi :
  - ❖ P(C) est connue {P(A) n'intervient pas le calcul de P(B)}
  - ❖  $P(S8|S5, S2) = P(S8|S4) = P(S8|Parents(S8))$ .

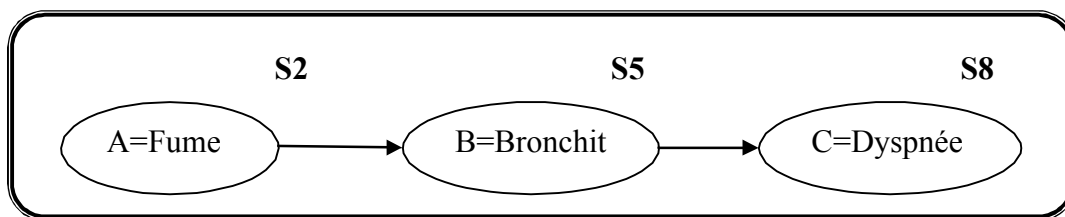


Figure 3.5. Connexion en série

*Connexion divergente :*

- A et B sont dépendants.
- A et B sont indépendantes conditionnellement à C ssi :
  - ❖ P(C) est connue {P(A) n'intervient pas le calcul de P(B)}
  - ❖  $P(S5|S2, S4) = P(S5|S2) = P(S4|Parents(S4))$ .

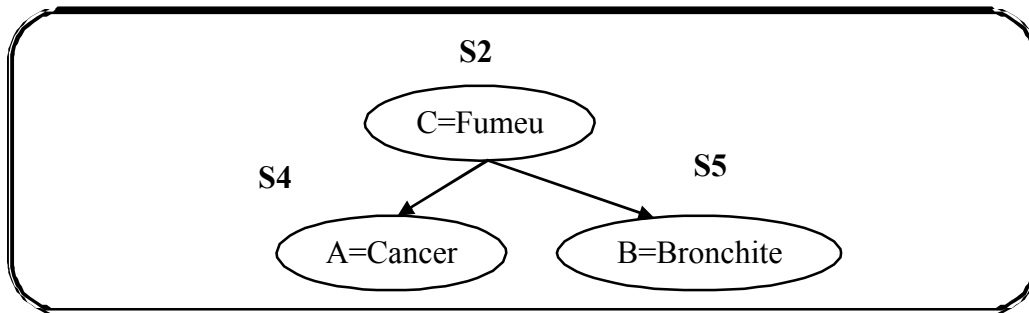


Figure 3.6. Connexion divergente

*Connexion convergente :*

- A et B sont indépendants.
- A et B sont indépendantes conditionnellement à C ssi :
  - ❖  $P(C)$  est connue  $\{P(A)$  n'intervient pas le calcul de  $P(B)\}$
  - ❖  $P(S8|S6, S5) = P(S8|Parents(S8))$ .

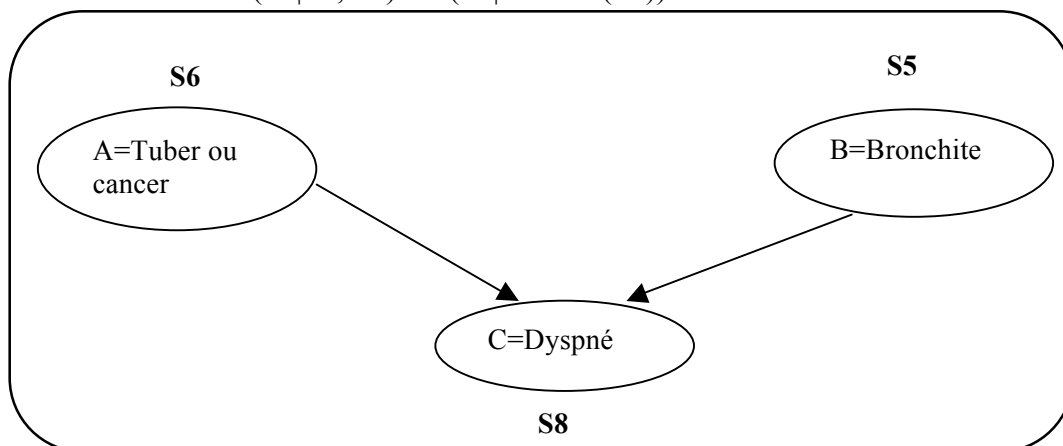


Figure 3.7. Connexion convergence

## 6. Formule de Bayes

Le théorème de Bayes est utilisé dans l'inférence statistique pour mettre à jour ou actualiser les estimations d'une probabilité ou d'un paramètre quelconque, à partir des observations et des lois de probabilité de ces observations. Il y a une version discrète et une version continue du théorème [28].

- L'école *bayésienne* utilise les probabilités comme moyen de traduire numériquement un degré de connaissance (la théorie mathématique des probabilités n'oblige en effet nullement à associer celles-ci à des fréquences, qui n'en représentent qu'une

Application particulière résultant de la loi des grands nombres). Dans cette optique, le théorème de Bayes peut s'appliquer à toute proposition, quelle que soit la nature des variables et indépendamment de toute considération ontologique.

- L'école *fréquentiste* utilise les propriétés de long terme de la loi des observations et ne considère pas de loi sur les paramètres, inconnus mais fixés.

En théorie des probabilités, le théorème de Bayes énonce des probabilités conditionnelles : étant donné deux événements  $A$  et  $B$ , le théorème de Bayes permet de déterminer la probabilité de  $A$  sachant  $B$ , si l'on connaît les probabilités :

- de  $A$  ;
- de  $B$  ;
- de  $B$  sachant  $A$ .

Ce théorème élémentaire (originellement nommé « de probabilité des causes ») a des applications considérables. Pour aboutir au théorème de Bayes, on part d'une des définitions de la probabilité conditionnelle [28] :

$$p(A|B)p(B) = p(A \cap B) = p(B|A)p(A) \quad (10)$$

En notant la probabilité que  $A$  et  $B$  aient tous les deux lieu. En divisant de part et d'autre par  $P(B)$ , on obtient :

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (11)$$

Soit le théorème de Bayes. Chaque terme du théorème de Bayes a une dénomination usuelle. Le terme  $P(A)$  est la probabilité a priori de  $A$ . Elle est « antérieure » au sens qu'elle précède toute information sur  $B$ .  $P(A)$  est aussi appelée la probabilité marginale de  $A$ . Le terme  $P(A|B)$  est appelée la probabilité a posteriori de  $A$  sachant  $B$  (ou encore de  $A$  sous condition  $B$ ). Elle est « postérieure », au sens qu'elle dépend directement de  $B$ . Le terme  $P(B|A)$ , pour un  $B$  connu, est appelée la fonction de vraisemblance de  $A$ . De même, le terme  $P(B)$  est appelé la probabilité marginale ou a priori de  $B$ .

## 6.1 Autres écritures du théorème de Bayes

On améliore parfois le théorème de Bayes en remarquant que [28] :

$$P(B) = P(A \cap B) + P(A^C \cap B) = P(B|A)P(A) + P(B|A^C)P(A^C) \quad (12)$$

Afin de réécrire le théorème ainsi :

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B|A)P(A) + P(B|A^C)P(A^C)} \quad (13)$$

Où  $A^C$  est le complémentaire de  $A$ . Plus généralement, si  $\{A_i\}$  est une partition de l'ensemble des possibles,

$$P(A_i|B) = \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{\sum_j P(B|A_j)P(A_j)} \quad (14)$$

## 6.2 Exemple d'application de la formule de Bayes

L'application de la formule de Bayes est le cas le plus simple d'inférence bayésienne. Prenons l'exemple d'un test médical. Notons T la variable donnant le résultat du test (positif ou négatif) et M la variable représentant l'état de la personne (malade ou non malade). Le test est caractérisé par sa sensibilité (Se) et sa spécificité (Sp). La sensibilité nous donne la probabilité que le test soit positif sachant que la personne est malade [30]:

$$Se = P(T|M)$$

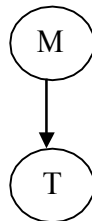


Figure 3.8. Représentation graphique de la relation entre la variable M (malade ou non malade) et la variable T (test positif ou négatif) dans le cas d'un test médical

La spécificité à l'inverse nous donne la probabilité que le test soit négatif lorsque la personne n'est pas malade :

$$Sp = P(\bar{T}|\bar{M}) \quad (15)$$

La relation entre M et T est représentée graphiquement par la figure (Figure 3.8) :

La règle de Bayes nous permet de calculer la probabilité que la personne soit malade sachant que le test est positif.

$$\begin{aligned}
 P(M|T) &= P(T|M) \frac{P(M)}{P(T)} & (16) \\
 &= P(T|M) \frac{p(M)}{P(T|M)P(M) + P(T|M)(1 - P(M))} \\
 &= \frac{Se p(M)}{Se P(M) + (1 - Sp)(1 - P(M))}
 \end{aligned}$$

La probabilité  $P(M)$  est la probabilité a priori que la personne soit malade. Elle est par exemple donnée par la prévalence de la maladie dans la population à laquelle appartient la personne. Dans [31] les auteurs montrent l'importance et l'intérêt de la probabilité a priori dans le raisonnement bayésien au travers de l'exemple du diagnostic d'une sérologie positive pour le VIH, d'une part, chez une femme de 75 ans sans antécédents et, d'autre part, chez un toxicomane de 27 ans. Le test a les caractéristiques suivantes :  $Se = 0.97$  et  $Sp = 0.98$ .

- Dans le cas d'une la femme âgée la prévalence de la maladie est  $P(M) = 1/500000$ , le calcul donne dans ce cas,  $P(M|T) = 0.00097$ .
- Dans le cas d'un toxicomane avec une prévalence  $P(M) = 1/10$ , nous obtenons  $P(M|T) = 0.982$ .

L'inférence bayésienne nous permet ici de fusionner l'information donnée par les caractéristiques du test avec celle donnée par la prévalence de la maladie. L'observation « test positif » est prise en compte pour calculer a posteriori, c'est à dire après observation du résultat du test, la probabilité que la personne soit malade. Cet exemple nous apprend que dans le cas de la femme âgée la spécificité du test n'est pas suffisante pour conclure à la présence de la maladie lorsque le test est positif.

## 7. Construction des réseaux bayésiens

La construction d'un réseau bayésien s'effectue en trois étapes essentielles, qui sont présentées sur la figure (Fig.3.9) ci-après. Chacune des trois étapes peut impliquer un recueil d'expertise, au moyen de questionnaires écrits, d'entretiens individuels ou encore de séances

de brainstorming. Préconiser, dans un cadre général, l'une ou l'autre de ces approches serait pour le moins hasardeux [32].

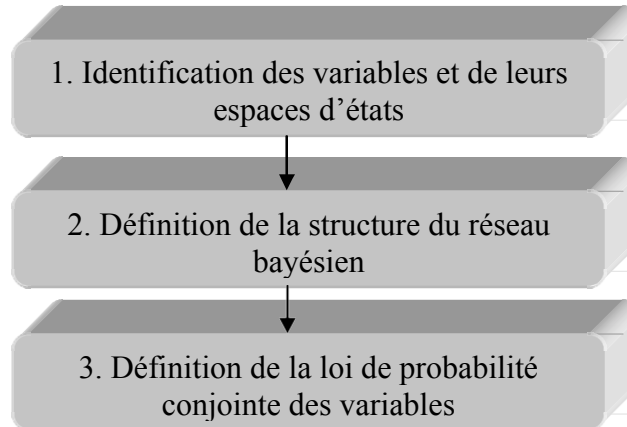


Figure 3.9 Etapes de construction d'un réseau bayésien

### 7.1 Identification des variables et de leurs espaces d'états

La première étape de construction du réseau bayésien est la seule pour laquelle l'intervention humaine est absolument indispensable. Il s'agit de déterminer l'ensemble des variables  $X_i$ , catégorielles ou numériques, qui caractérisent le système. Comme dans tout travail de modélisation, un compromis entre la précision de la représentation et la maniabilité du modèle doit être trouvé, au moyen d'une discussion entre les experts et le modélisateur. Lorsque les variables sont identifiées, il est ensuite nécessaire de préciser l'*espace d'états* de chaque variable  $X_i$ , c'est-à-dire l'ensemble de ses valeurs possibles.

La majorité des logiciels de réseaux bayésiens ne traite que des modèles à variables discrètes, ayant un nombre fini de valeurs possibles. Si tel est le cas, il est impératif de discrétiser les plages de variation des variables continues. Cette limitation est parfois gênante en pratique, car des discrétisations trop fines peuvent conduire à des tables de probabilités de grande taille, de nature à saturer la mémoire de l'ordinateur [32].

### 7.2 Définition de la structure du réseau bayésien

La deuxième étape consiste à identifier les liens entre variables, c'est à- dire à répondre à la question : pour quels couples  $(i, j)$  la variable  $X_i$  influence-t-elle la variable  $X_j$  ? Dans la plupart des applications, cette étape s'effectue par l'interrogation d'experts. Dans ce cas, des itérations sont souvent nécessaires pour aboutir à une description consensuelle des interactions entre les variables  $X_i$ . L'expérience montre cependant que la représentation

Graphique du réseau bayésien dans cette étape est un support de dialogue extrêmement précieux.

Un réseau bayésien ne doit pas comporter de circuit orienté ou boucle (Fig.3.10). Cependant, le nombre et la complexité des dépendances identifiées par les experts laissent parfois supposer que la modélisation par un graphe sans circuit est impossible. Il est alors important de garder à l'esprit que, quelles que soient les dépendances stochastiques entre des variables aléatoires discrètes, il existe toujours une représentation par réseau bayésien de leur loi conjointe. Ce résultat théorique est fondamental et montre bien la puissance de modélisation des réseaux bayésiens [32].

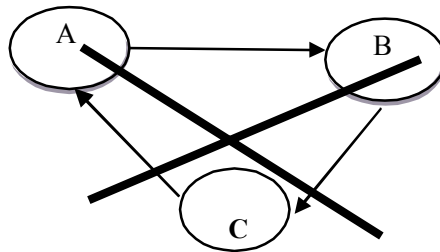


Figure 3.10. Boucle dans un réseau bayésien

Lorsque l'on dispose d'une quantité suffisante de données de retour d'expérience concernant les variables  $X_i$ , la structure du réseau bayésien peut également être apprise automatiquement par le réseau bayésien, à condition bien sûr que le logiciel utilisé soit doté de la fonctionnalité adéquate [32].

### 7.3 Loi de probabilité conjointe des variables

La dernière étape de construction du réseau bayésien consiste à renseigner les tables de probabilités associées aux différentes variables. Dans un premier temps, la connaissance des experts concernant les lois de probabilité des variables est intégrée au modèle. Concrètement, deux cas se présentent selon la position d'une variable  $X_i$  dans le réseau bayésien :

**7.3.1** La variable  $X_i$  n'a pas de variable parente: les experts doivent préciser la loi de probabilité marginale de  $X_i$ .

**7.3.2** La variable  $X_i$  possède des variables parentes: les experts' doivent exprimer la dépendance de  $X_i$  en fonction des variables parentes, soit au moyen de probabilités conditionnelles, soit par une équation déterministe (que le logiciel convertira ensuite en probabilités).

Le recueil de lois de probabilités auprès d'experts est une étape délicate du processus de construction du réseau bayésien. Typiquement, les experts se montrent réticents à chiffrer la plausibilité d'un événement qu'ils n'ont jamais observé.

Cependant, une discussion approfondie avec les experts, aboutissant parfois à une reformulation plus précise des variables, permet dans de nombreux cas l'obtention d'appréciations qualitatives. Ainsi, lorsqu'un événement est clairement défini, les experts sont généralement mieux à même d'exprimer si celui-ci est probable, peu probable, hautement improbable, etc...

Le cas d'absence totale d'information concernant la loi de probabilité d'une variable  $X_i$  peut être rencontré. La solution pragmatique consiste alors à affecter à  $X_i$  une loi de probabilité arbitraire, par exemple une loi uniforme. Lorsque la construction du réseau bayésien est achevée, l'étude de la sensibilité du modèle à cette loi permet de décider ou non de consacrer davantage de moyens à l'étude de la variable  $X_i$ .

La quasi-totalité des logiciels commerciaux de réseaux bayésiens permet l'apprentissage automatique des tables de probabilités à partir de données. Par conséquent, dans un second temps, les éventuelles observations des  $X_i$  peuvent être incorporées au modèle, afin d'affiner les probabilités introduites par les experts [32].

## 8. Inférence

L'inférence consiste à calculer la probabilité a posteriori d'une (ou plusieurs) variable(s) du réseau conditionnellement aux variables observées :  $P(X_i | O = o)$  où  $O \subset X$  est l'ensemble des variables observées. L'inférence a été prouvée comme étant NP-difficile dans le cas général [33], [34]. L'inférence correspond au calcul de la probabilité d'une observation quelconque et il peut être exact ou approximative :

### 8.1 L'inférence exacte

Les techniques d'inférence reposent essentiellement sur l'indépendance des variables entre elles, ce qui permet de factoriser certaines parties du calcul et d'utiliser des techniques de programmation dynamique. Le cas des réseaux bayésien arborescents a été traité par Pearl [36] et permet par un simple passage de message entre les variables de calculer les différentes probabilités jointes. Le cas général a été traité par Jensen avec la construction d'un arbre de jonction [35]. Ces deux cas de réseau bayésien seront présentés dans les prochaines sections.

### 8.1.1 Propagation de messages (Algorithme Pearl)

Cette première méthode de propagation de messages [36] n'est valable que pour les réseaux bayésiens ayant comme graphe une arborescence. Cette particularité permet de déduire qu'il existe une unique chaîne entre deux sommets de ce graphe.

Soit  $O$  l'ensemble des variables observées. A partir d'un sommet  $X$ , nous pouvons définir deux ensembles de sommets  $P_X$  et  $E_X$  tels que  $P_X$  regroupe les sommets de  $O$  dont la chaîne vers  $X$  passe par un parent de  $X$  et  $E_X$  regroupe les sommets de  $O$  dont la chaîne vers  $X$  passe par un enfant de  $X$  et  $O = P_X \cup E_X$ . Il est possible de montrer que :

$$P(X|O = o) \propto \lambda(X) \cdot \pi(X) \quad (17)$$

Avec  $\lambda(X) \propto P(E_X | X)$  et  $\pi(X) \propto P(X|P_X)$ .

Il s'agit ensuite de calculer des messages et pour chaque variable selon un ordre topologique :

#### - Les messages

Pour chaque enfant  $Y$  de  $X$  :

$$\lambda_Y(X = x) = \sum_{y \in D_Y} P(Y = y | X = x) \cdot \lambda(Y = y) \quad (18)$$

Le calcul de pour la variable  $X$  s'obtient à l'aide de la fonction suivante :

$$\lambda(X = x) = \begin{cases} \delta_{xO}^x & \text{si } X \text{ est instanciée à } x_O \text{ (} X \in O \text{)} \\ \prod_{Y \in \text{enfants}(X)} \lambda_Y(X = x) & \text{si } X \text{ est une feuille} \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Où le symbole de Kronecker  $\delta_i^j$  la signification suivante :  $\begin{cases} 1 & \text{si } i = j \\ 0 & \text{si } i \neq j \end{cases}$

#### - Les messages

Pour l'unique parent  $Z$  de  $X$  :

$$\pi_X(Z = z) = \pi(Z = z) \prod_{U \in \text{enfants}(Z) \setminus \{X\}} \lambda_U(Z = z) \quad (19)$$

$$\pi(X = x) = \begin{cases} \delta_{xO}^x & \text{si } X \text{ est instanciée à } x_O \text{ (} X \in O \text{)} \\ P(X) & \text{si } X \text{ est une racine} \\ \sum_{z \in D_z} P(X = x | Z = z) \cdot \pi_X(Z = z) & \text{sinon.} \end{cases}$$

Dans ce cas sa complexité en temps est  $O(nd^2)$  et en espace  $O(nd)$  avec  $n=|X|$ ,  $d = \max_{X_i \in X} D_{X_i}$ . Cette propagation peut également s'effectuer dans les polyarbres<sup>4</sup>.

### 8.1.2 L'arbre de Jonction (Clique-tree propagation)

La méthode est applicable pour toute structure de graphe sans circuit contrairement à la méthode de propagation de messages précédente. L'idée est de fusionner les variables pour se ramener à un arbre. Elle se comporte de la façon suivante [37] [38]:

**La phase de construction** : elle nécessite un ensemble de sous étapes permettant de transformer le graphe initial en arbre de jonction dont les nœuds sont des clusters (regroupement) de nœuds du graphe initial. Cette transformation est nécessaire, d'une part pour éliminer les boucles du graphe, et d'autre part, pour obtenir un graphe plus efficace quant au temps de calcul nécessaire à l'inférence, mais qui reste équivalent au niveau de la distribution de probabilité représentée. Cette transformation se fait en trois étapes :

**8.1.2.1** La première étape est la **moralisation** du graphe  $G$ . Elle consiste à « marier » deux à deux les parents de chaque nœud, en les reliant par un arc non orienté. A l'issue de cette étape, il reste encore des arcs orientés entre chaque nœud et chacun de ses parents. On finit de moraliser le graphe en enlevant des directions de chaque arc orienté. On aboutit alors au graphe moralisé  $G^m$ .

**8.1.2.2** La deuxième étape est la **triangulation** du graphe  $G^m$ . Cette étape consiste à extraire de  $G^m$  un ensemble de cliques de nœuds. Une clique est un sous-graphe du graphe  $G^m$  dont tous les nœuds sont connectés deux à deux. Le graphe  $G^t$  obtenu est triangulé quand l'ensemble de ses nœuds peuvent être éliminés. Un nœud peut être éliminé s'il appartient à une clique dans le graphe.

**8.1.2.3** Cette dernière étape correspond à la construction de l'arbre de jonction. A partir du graphe  $G^t$  obtenu à l'issue de la triangulation, le problème est de calculer l'arbre couvrant de poids minimum. Pour ce faire, on va procéder à l'élimination des nœuds qui

Font partie d'une clique. Ce processus d'élimination n'est pas sans rappeler l'algorithme d'élimination de Bucket. L'arbre  $T$  obtenu est un arbre non orienté, dans lequel les nœuds sont des cliques.

**La phase de propagation** : il s'agit de la phase de calcul probabiliste à proprement parler où les nouvelles informations concernant une ou plusieurs variables sont propagées à l'ensemble du réseau, de manière à mettre à jour l'ensemble des distributions de probabilités du réseau. Ceci se fait en passant des messages contenant une information de mise à jour entre les nœuds de l'arbre de jonction précédemment construit. A la fin de cette phase, l'arbre de jonction contiendra la distribution de probabilité sachant les nouvelles informations, c'est-à-dire  $P(U|\epsilon)$  où  $U$  représente l'ensemble des variables du réseau bayésien et l'ensemble des nouvelles informations sur les dites variables.  $\epsilon$  peut, par exemple, être vu comme un ensemble d'observations faites à partir de capteurs.

La construction de l'arbre de jonction est la dernière étape avant de procéder à l'inférence proprement dite. Nous rappelons que pour un réseau bayésien donné, l'arbre de jonction est construit une et une seule fois. Cette méthode a une complexité, en temps et en mémoire, exponentielle en la largeur d'arbre.

## 8.2 L'inférence approximative

Lorsqu'il n'est pas possible de faire une inférence exacte, ce qui est le cas des réseaux bayésiens où il y a beaucoup de cycle et/ou de parents par nœud. Trois méthodes différentes ont été proposées. Il s'agit des méthodes :

- **Variationnelles** : où on introduit des paramètres dits variationnels qui permettent de briser les cycles du réseau. Pour faire de l'inférence, il suffit de résoudre un problème d'optimisation, i.e. minimiser la distance de Kullback-Leibler. D'une manière intuitive, cela revient à trouver la meilleure approximation de la distribution  $P(E)$ , i.e. trouver la meilleure distribution sur les variables cachées [39].

- **De Monte-Carlo** : où on génère une série d'échantillon qui vont permettre d'estimer les distributions de probabilités. Les méthodes de Monte Carlo ont pour but de résoudre un des deux problèmes suivants [40].

- Générer des échantillons qui suivent une loi de probabilité  $P(X = x)$  donnée.
- Estimer des espérances de fonctions suivant cette distribution.

-*De propagation cyclique* : où on utilise des techniques utilisées pour les réseaux sans cycles (Propagation cyclique) Le passage de message (propagation) est effectué comme avec l'algorithme de Pearl.

## 9. Domaines d'application des réseaux Bayésiens

### ➤ Santé

Les premières applications des réseaux bayésiens ont été développées dans le domaine du diagnostic médical. Les réseaux bayésiens sont particulièrement adaptés à ce domaine parce qu'ils offrent la possibilité d'intégrer des sources de connaissances hétérogènes (expertise humaine et données statistiques), et surtout parce que leur capacité à traiter des requêtes complexes (explication la plus probable, action la plus appropriée) peuvent constituer une aide véritable et interactive pour le praticien. Le système Pathfinder, développé au début des années 1990 a été conçu pour fournir une assistance au diagnostic histopathologique, c'est-à-dire basé sur l'analyse des biopsies. Il est aujourd'hui intégré au produit Intellipath, qui couvre un domaine d'une trentaine de types de pathologies [32].

### ➤ Industrie

Dans le domaine industriel, les réseaux bayésiens présentent également certains avantages par rapport aux autres techniques d'intelligence artificielle par exemple la société danoise Hugin, considérée comme l'un des pionniers dans le développement des réseaux bayésiens.

Hugin a développé pour le compte de Lockheed Martin le système de contrôle d'un véhicule sous-marin autonome. Ce système évalue en permanence les capacités du véhicule à réagir à certains types d'événements [32].

### ➤ Défense

La fusion de données est particulièrement un domaine d'application privilégié des réseaux bayésiens, grâce à leur capacité à prendre en compte des données incomplètes ou incertaines et guider la recherche ou la vérification de ces informations. La société Mitre a développé un système de défense tactique embarqué pour les navires de guerre de la marine amé décide des ripostes à adopter.

Ce système analyse les informations permet en particulier De gérer les menaces multiples, qui peuvent générer des conflits sur l'affectation des armes [32].

### ➤ Banque/finance

Les applications dans le domaine de la banque et de la finance sont encore rares, ou du moins ne sont pas publiées. Mais cette technologie présente un potentiel très important pour un certain nombre d'applications relevant de ce domaine, comme l'analyse financière, le scoring, l'évaluation du risque ou la détection de fraudes.

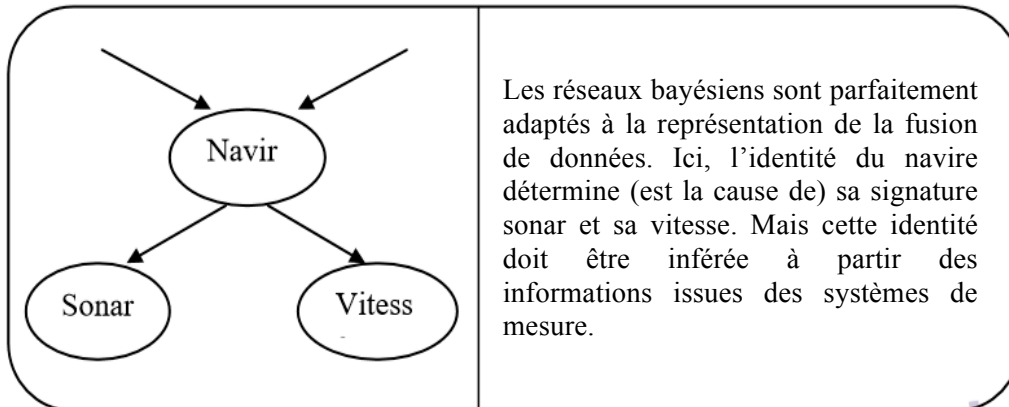


Figure 3.11. Principe de la fusion de données par réseau bayésien

Dans les années 1980 avec des systèmes experts, des applications comme l'analyse financière, le *scoring* ou la détection de fraudes ont été progressivement considérées comme relevant du domaine de la modélisation quantitative, et donc abordées par des techniques comme les réseaux neuronaux ou les arbres de décision, techniques quantitatives qui se révèlent incapables de prendre en compte par elles-mêmes la révision des modèles.

L'exemple de l'autorisation des transactions sur cartes bancaires est assez significatif. L'un des premiers systèmes experts développés dans ce domaine fut l'*Authorizer Assistant* d'*American Express*, au début des années 80 [32].

## 10. Avantages des réseaux bayésiens

Le point clé dans l'utilisation de réseaux bayésiens (modèles graphiques) est dans le fait que l'analyse et la manipulation de modèles à plusieurs variables entraînant des relations de dépendance peuvent être considérablement facilitées en explorant les relations entre le modèle de probabilité et la représentation graphique. Les principaux avantages s'inscrivent dans la description du modèle et dans l'efficacité du calcul [43] [41]:

### ➤ Description du modèle

Les graphes sont une façon naturelle de représenter l'information sous une forme compacte que l'humain peut saisir, comprendre et utiliser. En particulier, la structure d'un modèle graphique montre de manière simple et claire les dépendances conditionnelles dans le modèle de

probabilité correspondant, permettant l'évaluation et la révision du modèle. De plus, le fait que le modèle graphique nécessite l'encodage explicite et la confrontation des hypothèses, peut être extrêmement utile dans la construction du modèle.

➤ **Efficacité du calcul**

Les modèles graphiques sont une base solide pour la spécification d'algorithmes d'inférence efficaces pour effectuer des mesures requises dans le modèle de probabilité. L'avantage du calcul dans les modèles graphiques réside dans le fait que ces algorithmes d'inférence peuvent être spécifiés automatiquement dès lors que la structure initiale du graphe est déterminée. Il est à noter que le cadre des modèles graphiques ne permet pas automatiquement d'éviter l'explosion combinatoire des paramètres qui peut résulter de la construction de modèles plus réalistes. Il permet plutôt d'identifier une procédure d'inférence efficace de manière automatique si la structure du modèle le permet.

Du point de vue des applications, l'avantage des réseaux bayésiens est de pouvoir être utilisé aussi bien à partir d'une connaissance explicite que d'une connaissance implicite, ou de toute combinaison des deux, parmi leurs buts [42] :

- Intégrer la notion d'incertitude dans les systèmes experts, vu que la construction de celui ci nécessite presque toujours la prise en compte de *l'incertitude* dans le raisonnement.
- Leur capacité d'effectuer des inférences dans un contexte d'incertitude, en quelque sorte comme alternative aux systèmes experts.
- La combinaison des connaissances à priori et les connaissances empiriques (expérimentales), ce qui permettra l'enrichissement par l'expérience de la base de connaissances à priori par la connaissance empirique contenue dans les données.
- Quantifier la notion de « plus probable ».
- Nouveaux algorithmes d'apprentissage.
- Analyser d'autres algorithmes ne manipulant pas explicitement des probabilités.
- Ils permettent de rendre quantitatifs les raisonnements sur les causalités que l'on peut faire à l'intérieur du graphe.

Du point de vue des applications, les avantages et inconvénients des réseaux bayésiens par rapport à quelques-unes des techniques concurrentes peuvent se résumer sur le tableau ci- dessous [32]. Nous avons regroupé avantages et inconvénients selon les trois rubriques suivantes (Table 3.1) : l'acquisition,

la représentation et l'utilisation des connaissances.

| Connaissances         | Réseaux neurones | Arbres de décision | Systèmes experts | Réseaux bayésiens |
|-----------------------|------------------|--------------------|------------------|-------------------|
| <b>ACQUISITION</b>    |                  |                    |                  |                   |
| Expertise seulement   |                  |                    | *                |                   |
| Données seulement     | *                | +                  |                  | +                 |
| Mixte                 | +                | +                  |                  | *                 |
| Incrémental           | +                |                    |                  | *                 |
| Généralisation        | *                | +                  |                  | +                 |
| Données incomplètes   | +                |                    |                  | *                 |
| <b>REPRESENTATION</b> |                  |                    |                  |                   |
| Incertitude           |                  |                    | +                | *                 |
| Lisibilité            |                  | +                  | +                | *                 |
| Facilité              | +                | *                  |                  |                   |
| Homogénéité           |                  |                    |                  | *                 |
| <b>UTILISATION</b>    |                  |                    |                  |                   |
| Requêtes élaborées    |                  |                    | +                | *                 |
| Utilité économique    | +                |                    |                  | *                 |
| Performances          | *                |                    |                  |                   |

Table 3.1. Avantages comparatifs des réseaux bayésiens [32] La représentation adoptée est la suivante (Tab 3.1):

- A chaque ligne correspond une caractéristique, qui peut être un avantage, ou la prise en compte d'un problème spécifique.
- Si la technique considérée permet de prendre en compte ce problème, ou présente cet avantage, un signe + est placé dans la case correspondante.
- Un signe \* est placé dans la case de la meilleure technique du point de vue de la caractéristique considérée.

## Conclusion

Les réseaux bayésiens font partie de la famille des modèles graphiques. Ils regroupent au sein d'un même formalisme la théorie des graphes et celle des probabilités afin de fournir des outils efficaces autant qu'intuitifs pour représenter une distribution de probabilités jointe sur un ensemble de variables aléatoires. Ce formalisme très puissant permet une représentation intuitive de la connaissance sur un domaine d'application donné et facilite la mise en place de modèles performants et clairs.

La représentation de la connaissance se base sur la description, par des graphes, des relations de causalité existant entre des variables décrivant le domaine d'étude. A chaque variable est associée une distribution de probabilités locale quantifiant la relation causale.

Dans ce chapitre nous avons couvert les principaux aspects concernant l'incertitude et comment utiliser les réseaux bayésiens. Nous avons vu que ces modèles graphiques sont des outils bien adaptés à la description des problèmes de décisions dans l'incertain, en permettant notamment de tenir compte des connaissances du problème à traité.

Le chapitre suivant est présenté PR-OWL qui est un langage d'ontologie bayésien basé sur la logique MEBN qui fournit les moyens d'exprimer des théories probabilistes de premier ordre.

## Introduction

L'intérêt de la communauté du WS à la gestion de l'incertitude est motivé par les différents cas d'utilisation qui apparaissent chaque jour, nous pouvons citer l'acquisition des données, l'alignement des ontologies ou encore la fusion d'informations. De ce fait, il a fallu trouver des moyens d'associer des formalismes logiques de gestion d'incertitude aux techniques de représentation de connaissances. En effet, plusieurs formalismes existent pour gérer les informations incomplètes ainsi que l'incertitude liée à l'information. Plusieurs travaux proposent d'étendre le langage OWL et son origine, à savoir la logique de description, aux formalismes mathématiques supportant l'incertitude. C'est ainsi que des langages tels que PR-OWL, FuzzyOWL<sup>1</sup>, BayesOWL<sup>2</sup> ont vu le jour.

L'objectif de ce chapitre est présenter le langage PR-OWL (probabilistic OWL ) utilisé dans notre travail qui est une extension du langage standard OWL pour représenter l'incertitude dans les ontologies.

## 2. Ontologie probabiliste

### 2.1 Définition :

Une ontologie probabiliste est une représentation de connaissances formelle, explicite, qui exprime des connaissances sur un domaine d'application. Cela comprend:

- a. Types d'entités existant dans le domaine
- b. Propriétés de ces entités
- c. Relations entre entités
- d. Les processus et les événements qui se produisent avec ces entités
- e. Les régularités statistiques qui caractérisent le domaine
- f. Connaissances peu concluantes, ambiguës, incomplètes, peu fiables et dissonantes
- g. L'incertitude concernant toutes les formes de connaissances précitées.

---

<sup>1</sup> [www.starcia.com](http://www.starcia.com)

<https://www.csee.umbc.edu/~ypeng/BayesOWL/index.html><sup>2</sup>

### 3. PR-OWL (Probabiliste OWL)

Une ontologie probabiliste a pour objet de décrire les connaissances relatives à un domaine et à son incertitude associée de manière structurée, modulable et partageable, de manière à ce qu'elles puissent être appliquées pour prendre en charge des applications sémantiques fonctionnant dans des environnements complexes ouverts. Les ontologies traditionnelles ne possèdent pas de mécanisme intégré pour représenter ou déduire avec incertitude.

PR-OWL corrige cette lacune, consiste en un ensemble de classes, sous-classes et propriétés qui forment ensemble un cadre pour la construction et le raisonnement avec des ontologies probabilistes. Avec la logique sous-jacente de MEBN (Multi-Entité Bayésien Networks détaillé en 3.2 ci-dessous), les ontologies PR-OWL évitent les limitations des réseaux bayésiens.

PR-OWL est écrit en OWL, de ce fait il est possible d'importer des ontologies PR-OWL dans des éditeurs OWL standard (par exemple, OntoStudio, Knoodl9, Protégé) et de les éditer, bien que le raisonnement logique à l'aide des raisonneurs Description standard (DL) standard ne puisse pas être pris en charge. Ce dernier problème est lié au fait que de nombreux chercheurs, y compris l'équipe à l'origine de PR-OWL / MEBN, travaillent encore au mélange de raisonnements logiques et probabilistes. Malgré les aspects de raisonnement, la construction d'ontologies PR-OWL dans un pur éditeur OWL est une tâche manuelle fastidieuse, sujette aux erreurs, qui nécessite une compréhension approfondie des fondements de PR-OWL.

PR-OWL a été proposé comme une extension du langage OWL basé sur MEBN, qui peut exprimer une distribution de probabilité sur des interprétations de toute théorie de premier ordre. En conséquence, rien ne garantit que le raisonnement avec l'ontologie PR-OWL sera efficace, voire décidable [53]. Pour les problèmes dans lesquels l'efficacité des calculs est une préoccupation, des classes bien connues de théories bayésiennes présentant des avantages en termes de calcul peuvent être représentées dans PR-OWL.

PR-OWL a été construit pour être interopérable avec des ontologies non probabilistes. Étant donné que PR-OWL ajoute de nouvelles définitions à OWL tout en conservant une compatibilité ascendante avec son langage de base, les ontologies héritées construites par OWL pourront interagir avec les ontologies probabilistes récemment développées, la figure 4.1 ci-dessous, montre l'extension PR-OWL ajoutée à une ontologie OWL.

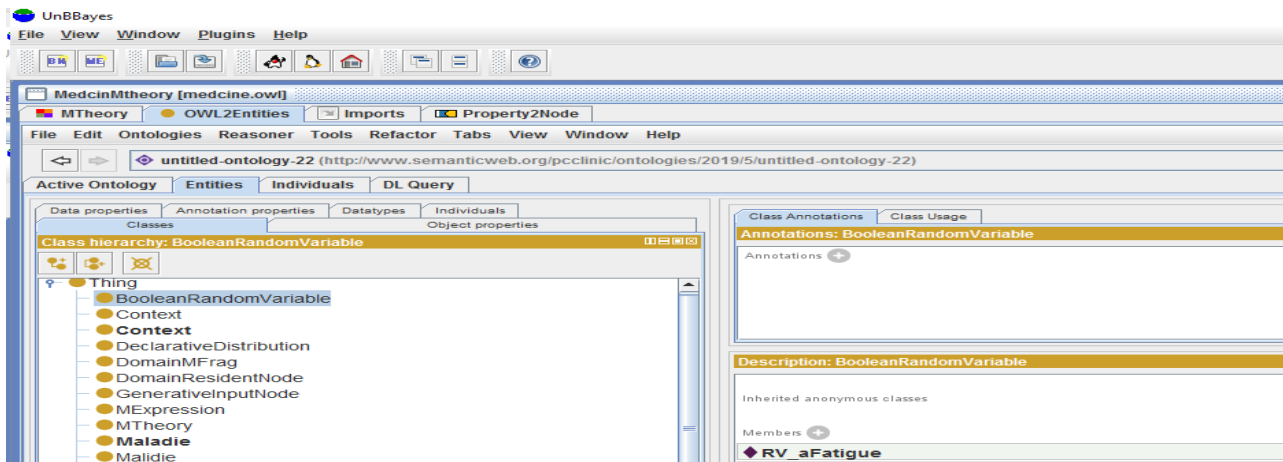


Figure 4.1: un ontologie OWL dans unbbayes

Cependant, les définitions probabilistes de l'ontologie doivent former une théorie complète ou partielle valide. La figure 4.2 montre les principaux concepts impliqués dans la définition d'une MTheory dans PR-OWL.

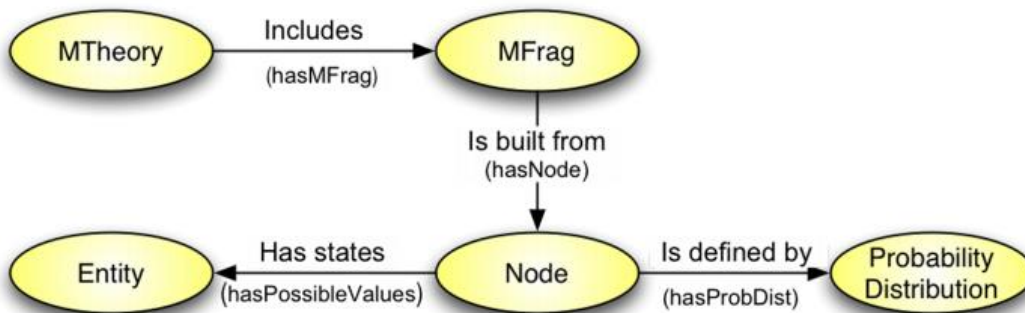


Figure 4.2: Modèle simple PR-OWL (reproduit avec l'autorisation de Costa [53]).

Dans le diagramme, les ellipses représentent les classes générales tandis que les flèches représentent les relations principales entre ces classes. Une ontologie probabiliste (OP) doit avoir au moins un individu de classe MTheory, qui est essentiellement une étiquette reliant un groupe de MFrag formant collectivement une MTheory valide. Dans la syntaxe PR-OWL actuelle, ce lien est exprimé via la propriété d'objet hasMFrag (qui est l'inverse de la propriété d'objet isMFragIn). Les individus de la classe MFrag sont composés de nœuds (non représentés dans l'image). Chaque individu de la classe Node est une variable aléatoire (RV) et dispose ainsi d'un ensemble d'états possibles qui s'excluent mutuellement et qui sont exhaustifs. Dans PR-OWL, la propriété object hasPossibleValues relie chaque nœud à ses états possibles, qui sont des individus de la classe Entity. Enfin, les variables aléatoires (représentées par la classe Node dans PR-OWL) ont des distributions de probabilité inconditionnelles ou conditionnelles, représentées par la classe Probability Distribution et liées à leurs nœuds respectifs via la propriété d'objet hasProbDist.

Le développement de UnBBayes-MEBN<sup>3</sup> a commencé par le but principal de résoudre ce problème. UnBBayes-MEBN est une application Java open source, basée sur des plug-ins, qui permet de créer facilement [53] des ontologies probabilistes et d'effectuer un raisonnement plausible basé sur le framework PROWL / MEBN. Il comporte une interface utilisateur graphique (GUI), une interface de programmation d'application (API) permettant de sauvegarder et de charger des ontologies PR-OWL, ainsi que la prise en charge de plug-ins pour des extensions imprévues.

La section 4.5 décrit la grammaire utilisée dans UnBBayes-MEBN pour traiter la construction LPD dynamique.

Nous espérons que cet outil épargnera de nombreux «PR-OWLers» d'un

#### **4. Réseau bayésien (RB):**

Un réseau bayésien (Pearl, Network) [53] est un modèle graphique basé sur la probabilité bayésienne. Il est constitué d'un graphe acyclique dirigé et d'un ensemble de distributions de probabilités locales. Chaque nœud du graphique représente une variable aléatoire<sup>13</sup>, et les arêtes représentent des dépendances qualitatives directes des variables aléatoires. La distribution de

---

<https://sourceforge.net/projects/unbbayes/><sup>3</sup>

probabilité locale est une fonction (généralement représentée par une table de probabilité conditionnelle - CPT) en spécifiant les informations quantitatives sur la «force» des dépendances. Chaque variable aléatoire a un ensemble de valeurs possibles, et exactement l'une des valeurs possibles sera la valeur réelle à un moment donné (mais nous ne savons pas exactement laquelle). Le graphique et les distributions locales représentent ensemble une distribution de probabilité conjointe sur les variables aléatoires.

Les modèles de probabilité bayésiens fournissent une représentation solide et un calcul formel des degrés de croyance rationnels ou de la probabilité d'une proposition. Les systèmes de raisonnement basés sur des modèles bayésiens reposent sur la règle de Bayes, un théorème qui fournit une méthode de mise à jour de la probabilité d'une proposition lorsque des informations sont acquises sur une proposition connexe. Selon la vision bayésienne, l'inférence est un problème de changement de croyance à mesure que de nouvelles informations deviennent disponibles. Le format standard de la règle de Bayes est le suivant:

$$P(X | Y) = \frac{P(Y | X) P(X)}{P(Y)}$$

$P(X | Y)$ , qui est la probabilité postérieure de l'événement  $X$ , représente notre croyance en l'événement  $X$  après l'application de la règle de Bayes avec les informations collectées à partir de l'événement  $Y$ .  $P(Y)$  est la probabilité antérieure de  $Y$  et représente notre croyance en l'événement  $Y$  avant d'obtenir des preuves. De même,  $P(X)$  est la probabilité antérieure de  $X$ .  $P(Y | X)$  est la probabilité de l'événement  $Y$  étant donné que l'événement  $X$  s'est produit.

Le côté gauche de la figure 4.2 ci-après illustre un exemple d'identification du type de véhicule basé sur un seul rapport provenant de capteurs d'image. En gros, il est indiqué que l'emplacement du véhicule (TerrainType) peut indiquer le type de véhicule (ObjectType). En outre, il est également indiqué que les conditions météorologiques peuvent causer travail pénible de «nuit-OW Ling»

L'un des points forts du raisonnement de BN est sa capacité à mettre à jour les croyances de chaque variable aléatoire via la propagation bidirectionnelle de nouvelles informations dans toute la structure. Le côté droit de la figure 1

illustre le même BN après avoir découvert que l'objet était sur la route, que le capteur signalait un véhicule à roues et que le temps était dégagé. Il est indiqué que la probabilité que l'objet soit un véhicule à roues est de 55,81% maintenant (probabilité postérieure), ce qui est légèrement plus élevé qu'auparavant, qui était de 45% (probabilité antérieure).



Figure 4.2: Réseau bayésien d'identification de véhicules basé sur des capteurs d'image (à gauche). Le même BN après la saisie des preuves / constatations est présenté à droite.

Les réseaux bayésiens ont été appliqués avec succès pour créer des représentations probabilistes cohérentes de connaissances incertaines dans divers domaines, tels que la compréhension du langage (Charniak et Goldman, 1989), la reconnaissance d'images (Booker et Hota, 1986) et le diagnostic médical (Spiegelhalter et al., 1989). Toutefois, comme indiqué à la section 2, leurs défauts d'expressivité pour de nombreuses applications du monde réel sont devenus de plus en plus évidents à mesure qu'ils gagnaient en popularité.

## 5. Multi-Entité Bayésien Networks (MEBN) :

Étend les réseaux bayésiens (BN) pour atteindre l'expressivité du premier ordre. Le MEBN représente le monde comme un ensemble d'entités interdépendantes, leurs attributs respectifs et les relations entre elles. La connaissance des attributs des entités et de leurs relations est représentée sous la forme d'un ensemble de motifs répétables, appelés fragments MEBN (MFrag).

Un ensemble de MFrag bien définis qui satisfont collectivement à des contraintes logiques de premier ordre garantissant qu'une distribution de probabilités commune unique est un MEBN Théorie (MTheory) (Costa & Laskey, 2006). Pour être considéré comme une ontologie PR-OWL complète, un groupe de MFrag doit former une MTheory.

Un MFrag représente une connaissance incertaine d'un ensemble de variables aléatoires (VR) connexes. Les RVs, aussi connus sous le nom de "nœuds" d'un MFrag, représentent les attributs et les propriétés d'un ensemble d'entités. Un graphique dirigé représente les dépendances entre les véhicules récréatifs. Puisqu'un MFrag est en fait un modèle qui peut être instancié à plusieurs reprises pour former des réseaux bayésiens spécifiques à une situation (SSBN), leurs RV contiennent généralement comme arguments une ou plusieurs variables ordinaires, qui sont des variables qui sont substituées par des instances d'entités pendant la période processus d'instanciation. Les SSBN sont des NE ordinaires qui sont formés, habituellement en réponse à une requête, pour répondre à une situation particulière d'une connaissance d'un domaine. Puisqu'un SSBN n'est qu'un BN régulier, les algorithmes BN traditionnels peut lui être appliqué sans adaptation particulière. Habituellement, un SSBN ressemblerait à une collection de SSBN "similaires" qui ne diffèrent que par les valeurs de leurs arguments.

Le MEBN classe les variables aléatoires en trois types différents (voir la figure 2 pour une représentation graphique) :

**5.1 - Les nœuds résidents :** sont les variables aléatoires réelles qui forment le sujet central d'un MFrag. La logique MEBN exige que la distribution probabiliste locale de chaque nœud résident soit définie de manière unique et explicite<sup>4</sup> dans son MFrag<sup>5</sup> local. Les valeurs possibles d'un nœud résident peuvent être soit une entité existante, soit une liste ad hoc de valeurs mutuellement exclusives et collectivement exhaustives.

**5.2 - Les nœuds d'entrée :** ces nœuds sont essentiellement des "pointeurs" se référant au nœud résident d'un autre MFrag. Les nœuds d'entrée fournissent également un mécanisme permettant la

<sup>4</sup> Si la distribution probabiliste locale n'est pas explicite, UnBBayes-MEBN suppose une distribution uniforme par défaut.

<sup>5</sup> Il est possible de modéliser la récursivité "immédiate" en pointant les nœuds d'entrée comme parents d'un nœud résident dans le même MFrag. Il convient de veiller tout particulièrement à éviter les cycles dans le SSBN qui en résulte.

réutilisation des nœuds résidents entre les MFrag. Les nœuds d'entrée influencent la distribution de probabilité des nœuds résidents qui sont leurs enfants dans un MFrag donné, mais leurs propres distributions sont définies ailleurs (c'est-à-dire dans leur propre MFrag domestique). Dans une MTheory complète, chaque nœud d'entrée doit pointer vers un nœud résident dans un MFrag.

**5.3- Les nœuds de contexte :** sont des variables aléatoires booléennes représentant des conditions qui doivent être satisfaites pour qu'une distribution dans un MFrag soit valide. Les nœuds contextuels peuvent représenter plusieurs types de modèles d'incertitude sophistiqués, comme la certitude des relations entre entités.<sup>6</sup> Si nous pouvons déduire de la base de connaissances (c.-à-d. l'ontologie) que la valeur d'un nœud contextuel est vraie, la distribution de probabilité du MFrag sera appliquée dans le modèle de déduction. Si cette valeur est fausse, une distribution par défaut sera utilisée à la place. Si la valeur est inconnue, le nœud de contexte devient virtuellement un parent de tous les nœuds résidents dans le même MFrag.

Lorsque nous désignons une entité comme valeur possible pour un nœud résident, nous devons faire très attention, car tous les individus de l'entité deviennent une valeur possible du nœud. Dans ce cas, il est difficile d'énoncer explicitement les distributions de probabilité, car le nombre de valeurs possibles est indéfini. Dans ces cas, il est plus courant d'assigner une distribution implicite (habituellement uniforme) et de les utiliser surtout comme composantes. Pour les nœuds de contexte. L'ensemble des contraintes de raisonnement peut être ajusté par l'entrée des évidences dans ces nœuds de contexte "spéciaux".

MEBN fournit un moyen compact de représenter des structures répétées dans un réseau bayésien. Un avantage important de MEBN est qu'il n'y a pas de limite fixe sur le nombre d'instances de variables aléatoires, qui peuvent être instanciées dynamiquement si nécessaire. Certains peuvent voir les MFrag comme de minuscules "morceaux de connaissances" d'un domaine donné. Puisqu'une MTheory est une composition cohérente de tels "morceaux", MEBN (en tant que formalisme) convient aux cas d'utilisation traitant de la fusion des connaissances (Laskey et al., 2007a).

---

<sup>6</sup> Les dépendances (relations) entre les variables d'un MFrag deviennent conditionnées par les nœuds de contexte (qui peuvent également être variables aléatoires). De cette façon, l'"existence" et la "puissance" des relations deviennent incertaines.

**5.4 MBEN/ PR-OWL** Une solution de contournement immédiate pour représenter l'incertitude dans les langages manquant de support intégré est d'utiliser des annotations personnalisées avec des degrés numériques (par exemple, des balises XML personnalisées pour ajouter des valeurs probabilistes). Toutefois, cette approche ne peut pas représenter des caractéristiques structurelles importantes du domaine, ce qui peut donner lieu à une perte substantielle d'informations. En effet, la probabilité est davantage une question de structure qu'il ne s'agit de chiffres. Il est important qu'un langage d'ontologies probabilistes soit capable de représenter cette structure.

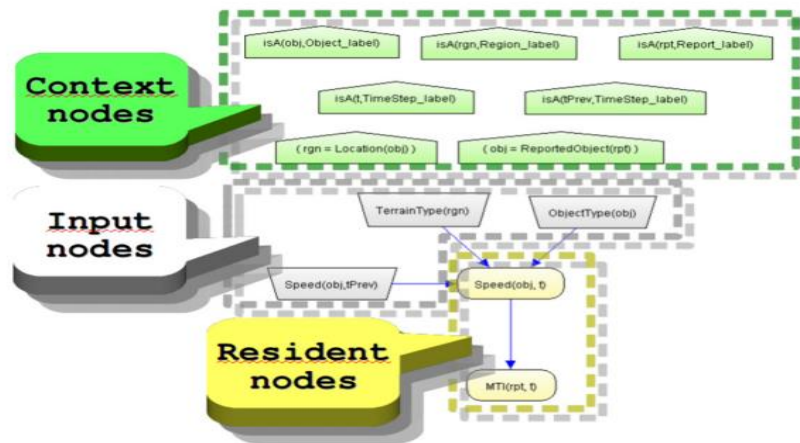


Figure 4.3 : Structure d'un MFrag. Les flèches dirigées allant de variables parent à variables enfant représentent les dépendances entre elles. Les nœuds peuvent contenir une liste d'arguments entre parenthèses, qui sont remplacés par des identifiants uniques lorsque le processus d'instanciation SSBN est déclenché.

Le langage d'ontologie probabiliste du Web (PR-OWL, prononcé "prowl") est une extension OWL pour représenter les ontologies probabilistes, fournissant ainsi un moyen de représenter les caractéristiques subtiles requises pour exprimer une théorie bayésienne du premier ordre. En raison de son expressivité, il n'y a aucune garantie que le raisonnement avec l'ontologie PR-OWL sera efficace ou même décidable [53].<sup>F</sup> Les structures PR-OWL sont les suivantes en fait des structures MEBN, de sorte qu'elles peuvent être considérées comme un schéma pour représenter une Théorie M complète valide en utilisant La figure<sup>7</sup>, extraite de (Costa, 2005), montre les principaux concepts utilisés pour définir une La théorie M dans PR-OWL

<sup>F</sup> Le PR-OWL actuel (version 1.05) est une ontologie OWL représentant les concepts MEBN.<sup>7</sup>

Dans la figure 3, les ellipses représentent les classes générales d'OWL, tandis que les flèches représentent les principales relations entre elles. Une ontologie PR-OWL valide doit contenir au moins une instance de classe *MTheory*, qui est essentiellement un individu reliant un groupe d'individus *de MFrag* qui forment collectivement une Théorie MEBN. Dans la syntaxe PR-OWL, ces liens sont exprimés via la propriété d'objet *hasMFrag* OWL. Sa propriété OWL inverse est *isMFragIn*

En regardant plus en profondeur dans les définitions PR-OWL, les individus de la classe MFrag sont composés des individus de nœud. Chaque individu du nœud est une variable aléatoire et a donc un ensemble d'états possibles qui s'excluent mutuellement. Dans les ontologies PR-OWL, la propriété d'objet OWL, *hasPossibleValues*, relie chaque nœud à ses états possibles, qui sont des individus d'Entité. Enfin, les RV ont des distributions de probabilité locales ou inconditionnelles représentées en tant qu'individus de la classe probabilité Distribution et liées à leurs nœuds via la propriété d'objet OWL, *hasProbDist*.

Certains auteurs pensent que PR-OWL n'était qu'une simple représentation directe des structures de MEBN dans OWL. Cependant, les structures de « OWL » sont bien mappables à la structure de PR-OWL (voir le tableau 1), ce qui fait de PR-OWL une extension probabiliste

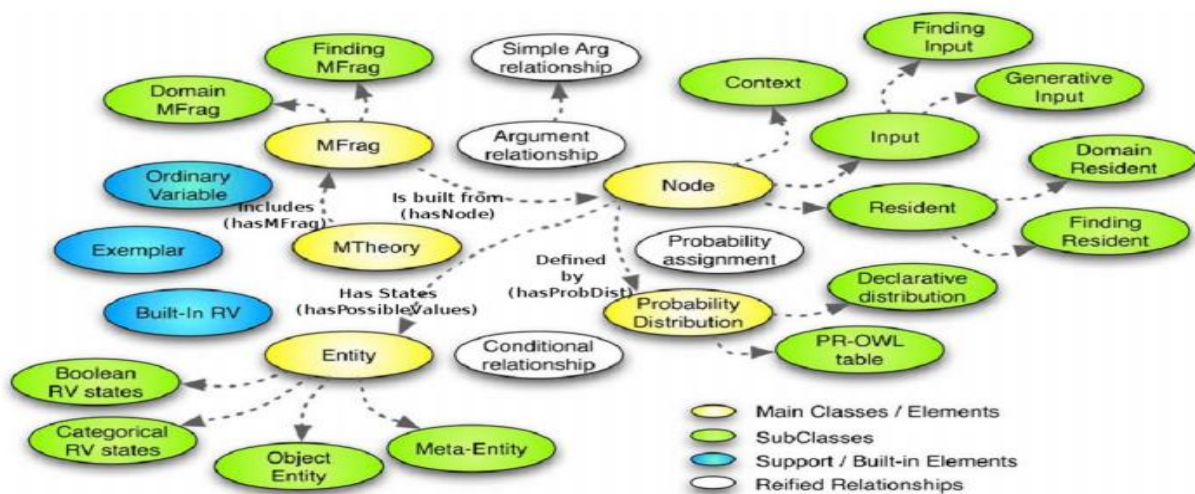


Figure 4.4: Classes de base composant une ontologie PR-OWL. L'instanciation d'individus de ces classes aboutit à une MTheory, la tranche probabiliste d'une ontologie PR-OWL[53] .

Compatible d'OWL. Malheureusement, il reste encore à établir une norme afin de représenter cette cartographie comme une méta-information, de sorte que le moteur d'inférence puisse capter

Les connaissances dérivées des deux parties. Un mélange plus élaboré entre la représentation/raisonnement logique et probabiliste est encore en cours d'élaboration.

| OWL  | PR-OWL  |
|--|---|
| Classes sous Thing                             | Classes sous l'entité (qui est aussi une classe sous Thing)                       |
| Object et propriétés des données               | Classe résidente (nœuds résidents)  |
| Composants d'assertions (ABox)                 | Individus (instances d'entité) et constatations                                   |
| Restrictions sur les classes et les propriétés | Restrictions sur les classes et propriétés Classe de contexte (nœuds de contexte) |

Table 4.1 Un mappage entre les éléments d'OWL et PR-OWL.

Les principaux avantages de l'utilisation de PR-OWL incluent sa souplesse et son expressivité, toutes deux héritées de l'expressivité de premier ordre et du pouvoir inférentiel de MEBN. Le lecteur potentiel trouvera des liens utiles sur la page d'accueil de PROWL (<<http://www.pr-owl.org>>). UnBBayes-MEBN, notre outil de modélisation visuelle PR-OWL, exploite la convivialité de PR-OWL avec un raisonneur MEBN intégré. La section suivante décrit les étapes fondamentales de la construction d'un modèle PR-OWL sous UnBBayes-MEBN, tout en donnant un aperçu de la phase de développement de l'outil au moment (été 2010).

## 6. Modéliser une ontologie PR-OWL

Cette section fournit une approche pour modéliser un exemple d'ontologie pour le domaine Identification de véhicule<sup>18</sup>. Cette ontologie représente des connaissances relatives à l'utilisation de rapports de capteurs et d'autres informations disponibles pour classer un objet en tant que véhicule ou non. Un processus de modélisation étape par étape sera présenté afin de présenter en douceur le flux de développement d'ontologies probabilistes.

Cependant, couvrir tous les aspects avec lesquels un développeur d'ontologies peut être amené à se débattre est une tâche beaucoup plus vaste qui sort du cadre de ce chapitre. Au lieu de cela, notre objectif ici est de vous fournir un point de départ: un guide initial pour aider les nouveaux concepteurs d'ontologies probabilistes à développer OPs.

Cette ontologie a été construite sur la base de l'utilisation de UnBBayes-MEBN et de Protégé 4.0.2, que nous utilisons comme environnement d'édition ontologique de support. Bien que le développement d'ontologies probabilistes soit sensiblement différent de la conception de programmes orientés objet, certaines idées utilisées dans le premier ont été empruntées au second. Bien que orienté objet la programmation se concentre sur les propriétés opérationnelles des classes, un concepteur d'ontologies doit prendre des décisions de conception basées sur des propriétés structurelles. En conséquence, nos structures et relations ne seront pas strictement «orientées objet».

Nous commençons avec un nouveau modèle MEBN, puis procédons par un processus de création itératif par MFrag jusqu'à la réalisation d'une MTheory complète. Enfin, nous lancerons des requêtes sur le modèle et analyserons ses résultats.

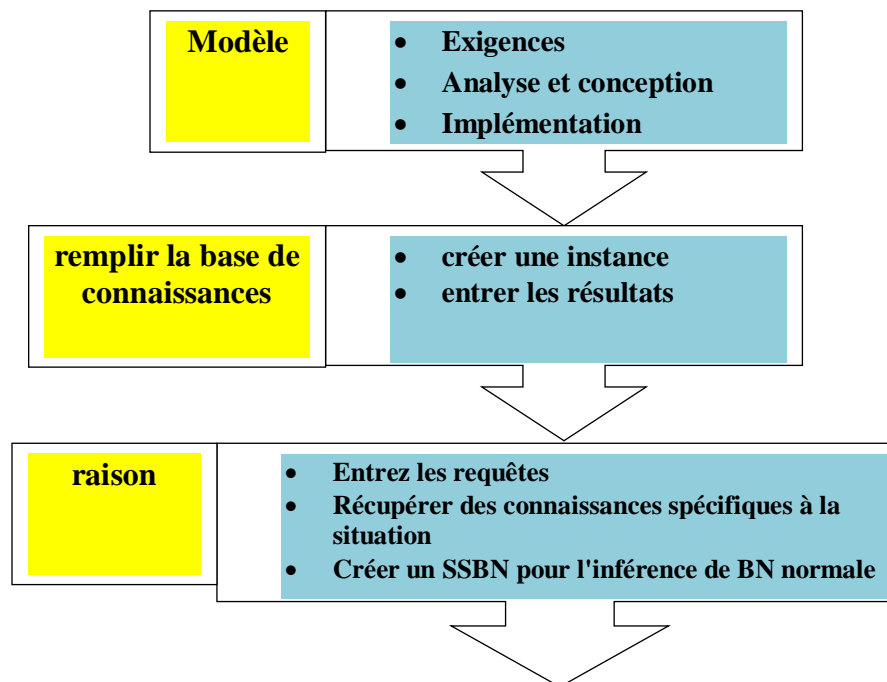


Figure 4.5: Le processus de modélisation UMP-SW. Il peut être séparé en 3 phases interdépendantes: modélisation, population de la base de connaissances et raisonnement. Habituellement, la phase de modélisation est un processus itératif

## 7. L'outil UnBBayes:

Comme indiqué précédemment, UnBBayes est une application Java open-source développée par Artificial Intelligence Group (GIA) 20 du département d'informatique de l'Universidade de Brasília 21 au Brésil, qui fournit un cadre permettant de créer des modèles graphiques probabilistes et de réaliser des performances. Raisonnement plausible. Il comporte une interface utilisateur graphique (GUI), une interface de programmation d'application (API), ainsi que le support de plug-in pour les extensions imprévues.

Il offre un modèle de programmation complet qui prend en charge l'exploitation du raisonnement probabiliste et fournit intrinsèquement un degré élevé d'évolutivité, offrant ainsi un moyen de développer des systèmes d'IA sur Internet. La figure 4 présente une capture d'écran de l'outil.

Trois objectifs ont motivé la conception et le développement des dernières versions de UnBBayes:

(1) être une plateforme opérationnelle pour la diffusion des concepts et l'utilité Du raisonnement probabiliste, (2) être un outil visuel facile à utiliser et configurable et (3) atteindre l'extensibilité et la variabilité. Nous atteignons le premier objectif en mettant en œuvre un formalisme graphique probabiliste de pointe - BN - et un moteur d'inférence default basé sur l'algorithme de l'arbre de jonction (Jensen et al., 1990b; Jensen et al., 1990a; Jensen & Jensen, 1994 ).

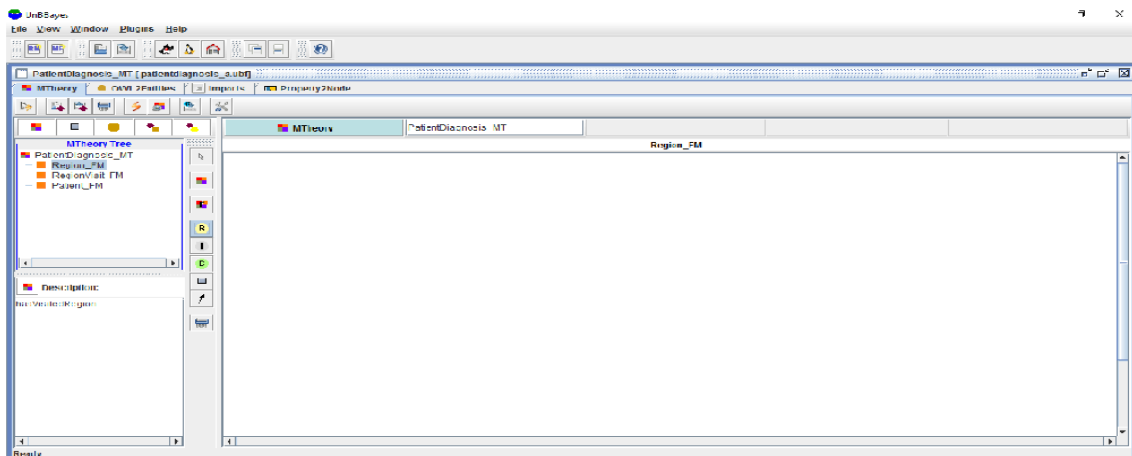


Figure 4.5 illustre un flux d'utilisation courant du noyau de UnBBayes

Le deuxième objectif est atteint par la mise en œuvre d'une interface graphique afin de permettre un moyen intuitif d'éditer des modèles graphiques et de réaliser des inférences, offrant ainsi un environnement intégré pour l'ingénierie de la connaissance.

La localisation a été facilitée par l'utilisation de fichiers de ressources, qui sont choisis automatiquement en fonction des paramètres régionaux du système d'exploitation hôte. Enfin,

Le troisième objectif est atteint en tirant parti de la mise en œuvre par Java du paradigme orienté objet (améliorant ainsi l'encapsulation et en établissant des points d'extension bien définis) et en adoptant une conception de plug-in.

L'équipe du projet propose un référentiel qui inclut déjà des plug-ins pour réseau bayésien (BN), diagramme d'influence (ID), réseau bayésien à plusieurs sections (MSBN), réseau hybride bayésien (HBN), réseau bayésien orienté objet (OOBN), Modèle relationnel

Probabiliste (PRM), réseau bayésien multi-entités (MEBN), langage ontologique Web probabiliste (PR-OWL), apprentissage des paramètres, apprentissage de la structure et apprentissage incrémental des BN, échantillonnage de données statistiques, évaluation des performances de classification, données l'exploitation minière, et plusieurs autres algorithmes d'inférence bayésienne.

### 7.1 Une brève histoire:

Un bref historique Bien que la version Java <sup>TM</sup> de UnBBayes ait officiellement commencé en 2001, elle était à l'origine écrite en Delphi <sup>TM</sup> et sa racine remontait à l'an 2000, quand une série d'études avait été menée par GIA / UnB25 (Intelligence artificielle). Groupe de l'Université de Brasilia) visant à créer un système d'appui au diagnostic médical. La liste chronologique suivante résume les jalons de ce projet.

2000 Project SARA (Saude Apoiada em Racioc ' 'inio Automatizado - Health Supported by Automated Reasoning) has started in order to support medical diagnosis in the hospital of University of Brasilia.

2001 Une traduction en Java de UnBBayes a commencé (Carvalho et al., 2002).

2003 Les algorithmes d'apprentissage des BN ont été inclus dans UnBBayes (da Silva, 2003).

2006 Medical Metaphor26 - une interface conçue pour le diagnostic médical - est terminée.

2007 Le support de MEBN (Laskey, 2006) a été inclus (Carvalho et al., 2007).

## Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le langage PR-OWL utilisé dans notre travail. En effet PR-OWL est une extension de OWL garantissant l'interopérabilité sémantique qui est un objectif majeur dans le développement général des systèmes informatiques et un ingrédient nécessaire pour les systèmes à la recherche d'un meilleur partage et réutilisation des connaissances.

L'ontologie probabiliste contrairement à l'ontologie déterministe va au-delà des simples annotations, il fournit un formalisme logique sonore pour exprimer toutes les incertitudes pertinentes sur les entités et les relations qui existent dans un domaine, il permet également aux applications d'effectuer un raisonnement plausible de cette connaissance.

Nous avons présenté PR-OWL qui est un langage d'ontologie bayésien basé sur la logique MEBN qui fournit les moyens d'exprimer des théories probabilistes de premier ordre.

Nous avons également la nécessité d'une interface graphique comme unbbayes qui rend le développement des ontologies probabilistes une tâche moins complexe.

## Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les étapes de conception de notre ontologie probabiliste de diagnostic médical. Notre travail est basé sur le processus décrit dans 4.4 et utilise le langage UML pour définir la phase de spécification de besoins.

Nous présenterons ensuite l'ensemble, des langages des outils et les étapes de développement utilisés pour l'implémentation de notre modèle.

Nous donnerons ensuite une étude de cas qui montre la mise en œuvre de notre modèle pour l'obtention des résultats.

Les résultats sont ensuite validés par les résultats obtenus par un questionnaire présenté à plusieurs médecins experts dans le domaine.

## 2. Choix de la méthode de construction de notre ontologie

Il existe une multitude de méthodes d'ingénierie ontologique. Nous avons suivi la méthode « METHONTOLOGY » présentée dans le chapitre précédent car elle comporte des étapes claires, simples et faciles à comprendre. Les grandes étapes de ce processus sont inspirées de la méthodologie de construction d'ontologies « METHONTOLOGY ».

Ce processus est composé de cinq étapes :

- ✓ Spécification des besoins.
- ✓ Conceptualisation.
- ✓ Formalisation.
- ✓ Implementation.
- ✓ Maintenance

### 2.1. Spécification :

Le développement de l'ontologie est commencé par la phase de spécification qui consiste à établir un document de spécification des besoins, nous avons utilisées la langage UML pour faciliter l'expression par quelques diagrammes : diagramme de cas d'utilisation, diagramme de séquence, et le diagramme de classe, comme le document suivant.

#### ✓ Le langage UML

UML est un langage ou formalisme de modélisation graphique. Il est apparu dans le monde du génie logiciel, dans le cadre de la « conception orientée objet ». UML représente un moyen de spécifier et représenter les composantes d'un système informatique.

Parmi les objectifs d'UML : être indépendant des langages de programmation et être adapté à toutes les phases de développement.

## ✓ Les diagrammes UML

### 2.2. Conceptualisation :

Dans cette étape on distingue les principales tâches suivantes :

- Construction du glossaire de termes
- Détermination de la taxonomie de concepts
- Construction du diagramme de relations
- Construction du dictionnaire de concepts
- Construction du tableau de relations binaires
- La description des attributs d'instances
- La description des attributs de classes
- Construction du tableau de constantes
- Construction des axiomes et des règles
- Détermination des informations supplémentaires sur les instances

#### 2.2.1. Construction du glossaire de termes

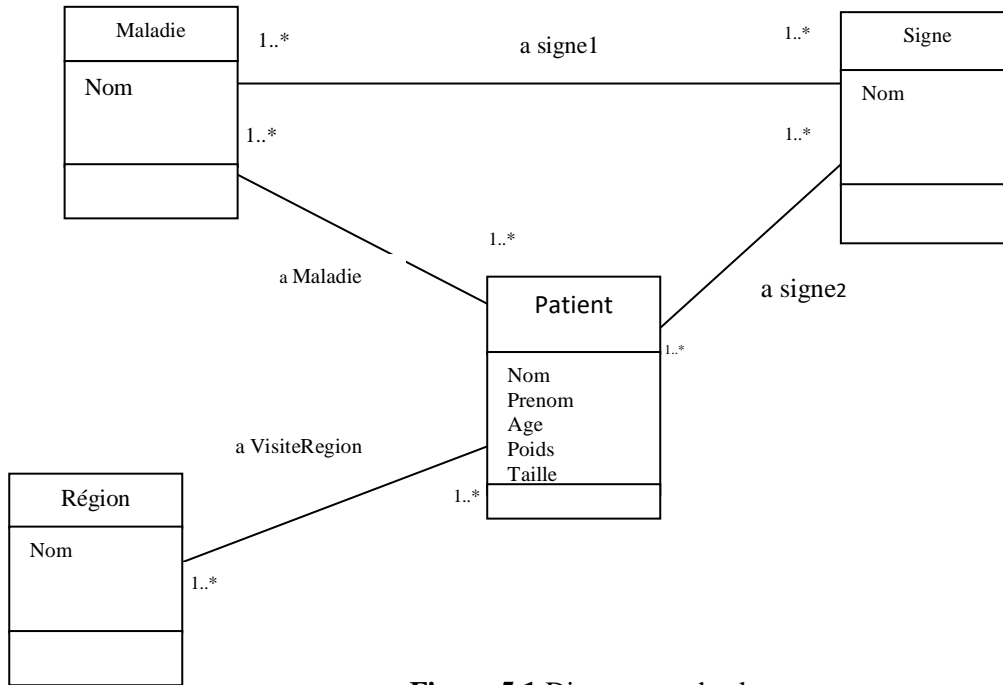
Cette tâche consiste à rassembler un maximum de termes du domaine dans un glossaire, en utilisant les sources d'information déjà citées dans la phase de spécification. Le glossaire inclut les éléments suivantes : une description des concepts, leurs synonymes, leurs acronymes (abréviation) et leurs types (concept(classes), instance...).

| Nom du concept | Description   | Synonyme | Terme en anglais   | Type           |
|----------------|---|----------|--------------------|----------------|
| Patient        | est une personne souffrant d'une maladie. Elle subit plusieurs activités et il y a plusieurs documents qui la concernent.   |          | patient            | Classe         |
| Maladie        | La maladie est une altération des fonctions ou de la santé d'un organisme. se traduisant par des symptômes et des signes. Elle concerne un ou plusieurs patients. |          | maladie<br>illness | Classe         |
| Signe          | Un critère que peut ressentir et exprimer le patient ou alors qui peut être observé par le médecin  |          | Sign               | Classe         |
| Adulte         | C'est un personne à de l'âge >16ans et < 70ans  |          |                    | Sous<br>classe |
| Enfant         | C'est un personne à de l'âge >4ans et < 16ans   |          |                    | Sous<br>classe |

**Table 5.1** Glossaire de termes

**2.2.2. Détermination de la taxonomie de concepts :**

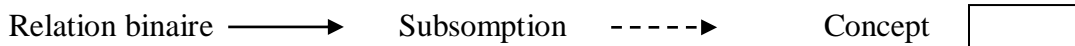
La deuxième étape elle dérive la relation de subsomption des concepts suivants :



**Figure 5.1** Diagramme de classe

**2.2.3. Construction d'un diagramme des relations binaires :**

Dans cette étape on détermine les relations entre les classes. On distingue deux types de relations : relation subsomption et relation binaire.



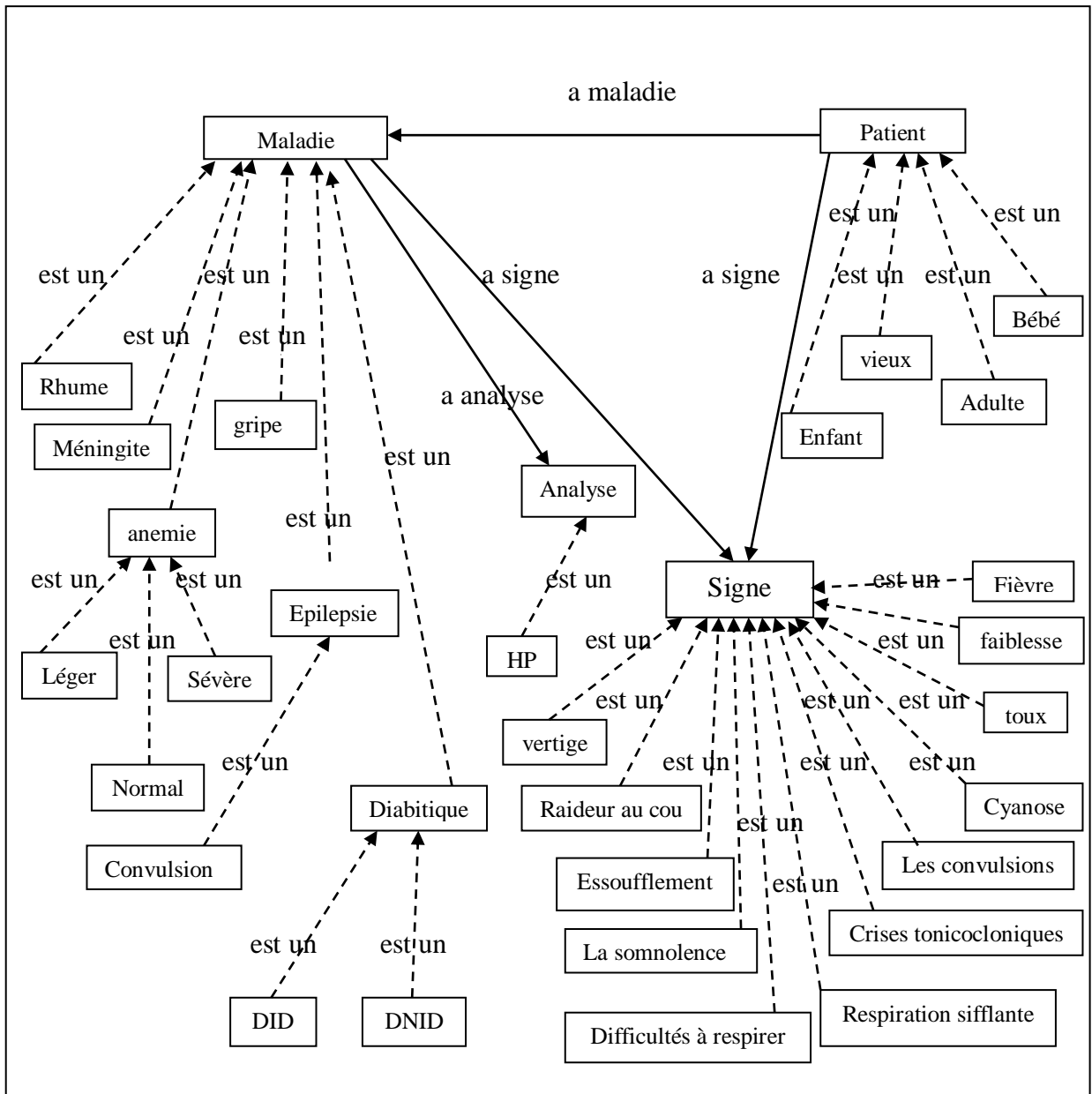


Figure 5.2 Diagramme de relation binaire

2.2.3.1. Construction d'un dictionnaire des concepts :

Ce dictionnaire est constitué des concepts du domaine et leurs instances, les attributs des classes et les relations.

| Nom de concept | Instances     | Attributs de classe | Relations |
|----------------|---------------|---------------------|-----------|
| fièvre         | fièvre_normal | nom<br>valeur       |           |

Table 5.2 Dictionnaire des concepts

2.2.4. Construction du tableau des relations binaires

Dans cette étape l'objectif est de construire un tableau des relations binaires. Il doit être décrit en détail ces relations, en précisant un ensemble d'éléments à savoir : le nom, des relations,

leurs concepts source, leur concept cible, leurs cardinalités, leurs relations inverses si elles existent.

| Nom de relation | Concept source | Concept cible | Cardinalité | Relation inverse |
|-----------------|----------------|---------------|-------------|------------------|
| ASigne          | Maladie        | Signe         | 1 , n       |                  |
| aMaladie        | Patient        | Maladie       | 1 , n       |                  |

**Table 5.3** Les relations binaires

### 2.2.5. Construction du tableau des attributs d'instances

Ce tableau décrit les instances, qui sont déjà identifiées dans le dictionnaire des concepts. Il doit contenir : le nom de l'instance, le nom de son concept père, son attribut et son type de valeur comme nous l'avons présenté dans le Tableau 4

| Nom de l'instance | Concept concerné | L'attribut | Type de valeur |
|-------------------|------------------|------------|----------------|
| fievre            | Fievre           | valeur     | Float          |

**Table 5.4** Tableau des attributs d'instances

### 2.2.6. Construction du tableau des attributs de classe :

Dans cette étape il s'agit de construire un tableau qui va contenir : le nom de l'attribut, le nom de son concept père, son type et sa valeur, la plage de ses valeurs. Le tableau :4 représente cette étape.

| Nom attribut | Concept concerné | Type de valeurs | Cardinalité(min/max) |
|--------------|------------------|-----------------|----------------------|
| Nom          | Adulte<br>Enfant | String          | (1 , 1)              |
| VALEUR       | fievre           | Float           | (1 , 1)              |

**Table 5.5** Tableau des relations binaires

## 2.3. La formalisation :

Dans cette étape, nous utilisons le formalisme de la logique de description pour formaliser le modèle conceptuel que nous avons obtenu dans l'étape de conceptualisation.

La logique de description divise les connaissances en deux parties: les informations terminologiques et les informations assertionnelles. Ainsi que une base de connaissances en logique de description composé de deux parties T-BOX et A-BOX.

### 1. T-Box(Terminologie)

- ❖ Elle contient tous les axiomes qui définissent les concepts du domaine.

❖ Des énoncés spécifiant les relations entre les concepts.

## 2. A-Box(Assertions)

❖ Elle fournit les individus (instances) en spécifiant leurs noms, les concepts auxquels ils appartiennent et les relations existantes entre les individus.

### ✓ Construction de T-Box :

Nous construisons la T-Box en définissant des concepts et les rôles et en utilisant les constructeurs fournis par les logiques de descriptions. En utilise le langage AL(Attributive Langage) pour répond à nos besoins. L'ensemble de ces constructions permet de construire les concepts et les relations spécifiques à notre base de connaissances.

A et B : désigne deux concepts atomiques

R : désigne rôle atomique

C et D : désigne des concepts atomiques ou complexes

Les déclarations possibles dans le langage AL sont :

- A : Concept atomique
- T : Concept universel
- $\perp$  : Concept impossible
- $\neg A$  : Négation atomique
- $C \cap D$  : Intersection e concept
- $\forall R.C$  : Restriction de valeur
- $\exists R.T$  : Quantification existentielle limitée

T : Le concept universel qui représente tous les individus du monde

pour tout concept C, on a l'axiome suivant :  $C \sqsubseteq T$

➤ Le concept impossible  $\perp$  :aucun individu ne peut appartenir à ce concept.

Pour tout concept impossible C, on a :  $C \sqsubseteq \perp$

Le document suivant représente le partie Terminologies (T-Box) de la base de connaissance:

Signe  $\sqsubseteq T \cap (\text{Nom signe.String}) \cap (\text{Valeur signe.Float})$

Fièvre  $\sqsubseteq$  Signe

Vertige  $\sqsubseteq$  Signe

Faiblesse  $\sqsubseteq$  Signe

Patient  $\sqsubseteq T \cap (\text{Nom patient.String}) \cap (\text{Age patient.Int})$

Bébé  $\sqsubseteq$  Patient

Enfant  $\sqsubseteq$  Patient

Adulte  $\sqsubseteq$  Patient

Vieux  $\sqsubseteq$  Patient

Analyse  $\sqsubseteq T \cap (\text{Nom analyse.String}) \cap (\text{Valeur analyse.Float})$

HP  $\sqsubseteq$  Analyse

Maladie  $\sqsubseteq T \cap (\text{Nom maladie.String})$

Méningite  $\sqsubseteq$  Maladie

Grippe  $\sqsubseteq$  Maladie

Anémie  $\sqsubseteq$  Maladie

Sévère  $\sqsubseteq$  Anémie

Normal  $\sqsubseteq$  Anémie

Léger  $\sqsubseteq$  Anémie

✓ **Construction d'A-Box :**

Elle fournit les individus (instances) en spécifiant leurs noms, les concepts auxquels ils appartiennent et les relations existantes entre les individus.

Nous décrivons les faits en utilisant le langage assertionnel, de la manière suivante :

$A(C)$  : Pour spécifier que A est une instance de la classe C

Par exemple : patient (Ahmed)

$R(A1, A2)$  : Pour spécifier que les deux individus A1 et A2 sont reliés par la relation R.

Le document suivante définit quelques assertions :

Patient(Khaled)

Patient(Fatima)

#### 2.4. Implémentation:

Après la conception, nous allons implémenter notre ontologie. Notre choix porte sur OWL qui représente un langage de codification utilisé pour implémenter l'ontologie en OWL, et cela pour toutes les fonctionnalités sémantiques que permet OWL et qui sont plus riches que celles des langages RDFS & DAML+OIL.

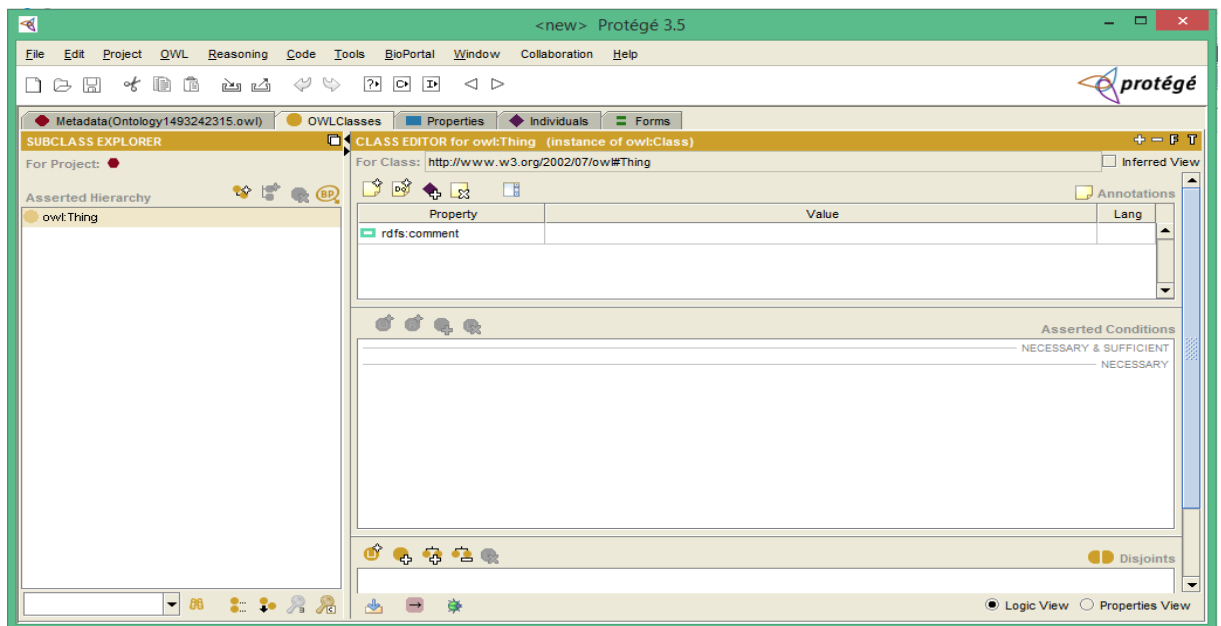
### 2.4.1 Protégé :

Protégé est un système auteur pour la création d'ontologies. Il a été créé à l'université Stanford et est très populaire dans le domaine du Web sémantique et au niveau de la recherche en informatique.

Protégé est développé en Java. Il est gratuit et son code source est publié sous une licence libre (la Mozilla Public License).

Protégé peut lire et sauvegarder des ontologies dans la plupart des formats d'ontologies : RDF, RDFS, OWL, etc.

Il possède plusieurs concurrents tels que Hozo, OntoEdit et Swoop. Il est reconnu pour sa capacité à travailler sur des ontologies de grandes dimensions.



**Figure 5.3** Interface graphique de Protégé 3.5

La figure 5.4 présente une interface de protégé 3.5. Est une interface modulaire développé au Stanford Medical Informatics de l'université de standford, permettant l'édition, la visualisation, le teste d'ontologie. Ainsi que protégé est un outil de manipulation d'ontologie en des exportant

Définition de la hiérarchie des classes :

Protégé OWL nous offre également un moyen de construire la hiérarchie de concepts, la figure 5.4 présente comment-on procède pour créer un concept.

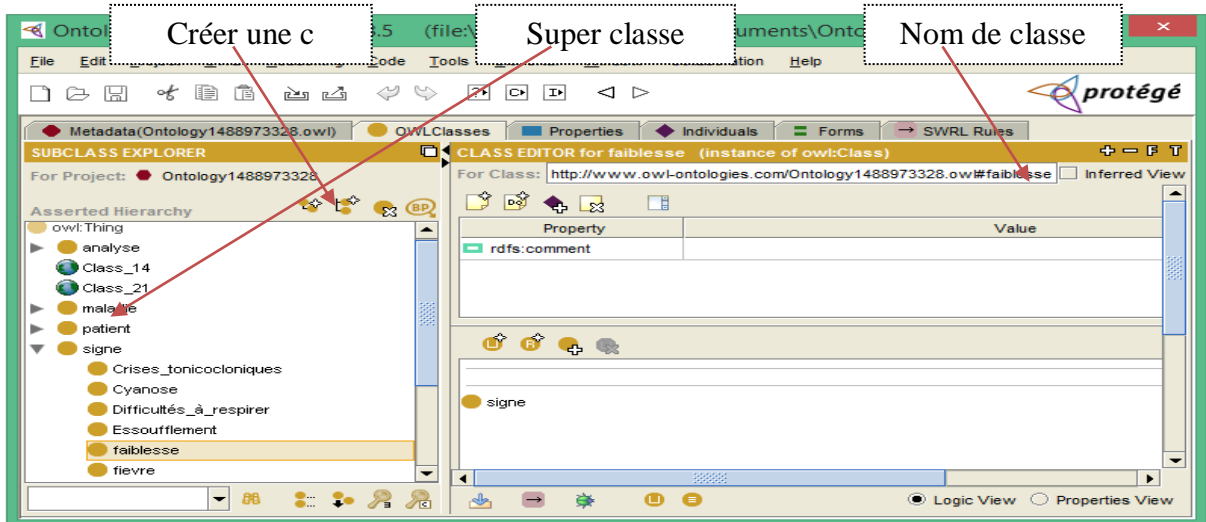


Figure 5.4 Création des classes

**Création d'une relation:**

La Figure 5.5 montre comment créer une relation et spécifier son nom, type, domaine et codomaine.

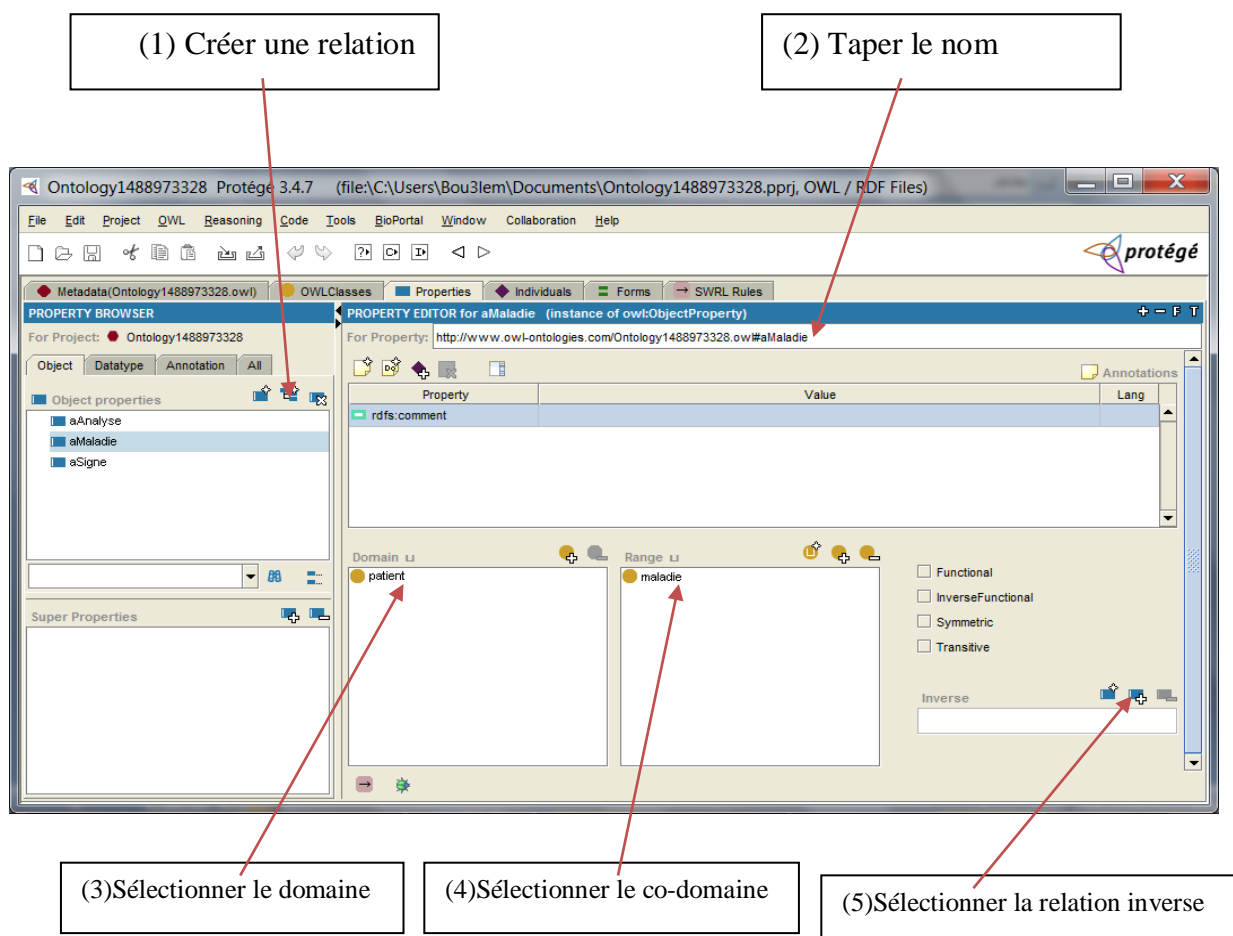


Figure 5.5 Création d'une relation

### Création des instances:

La dernière tâche du processus d'édition de l'ontologie est la saisie des instances des classes de l'hierarchie dans les formulaires que produits par Protégé sous l'onglet Individuals. Pour chaque instance d'une classe sélectionnée, on doit spécifier le nom de l'instance ainsi que les valeurs des propriétés.

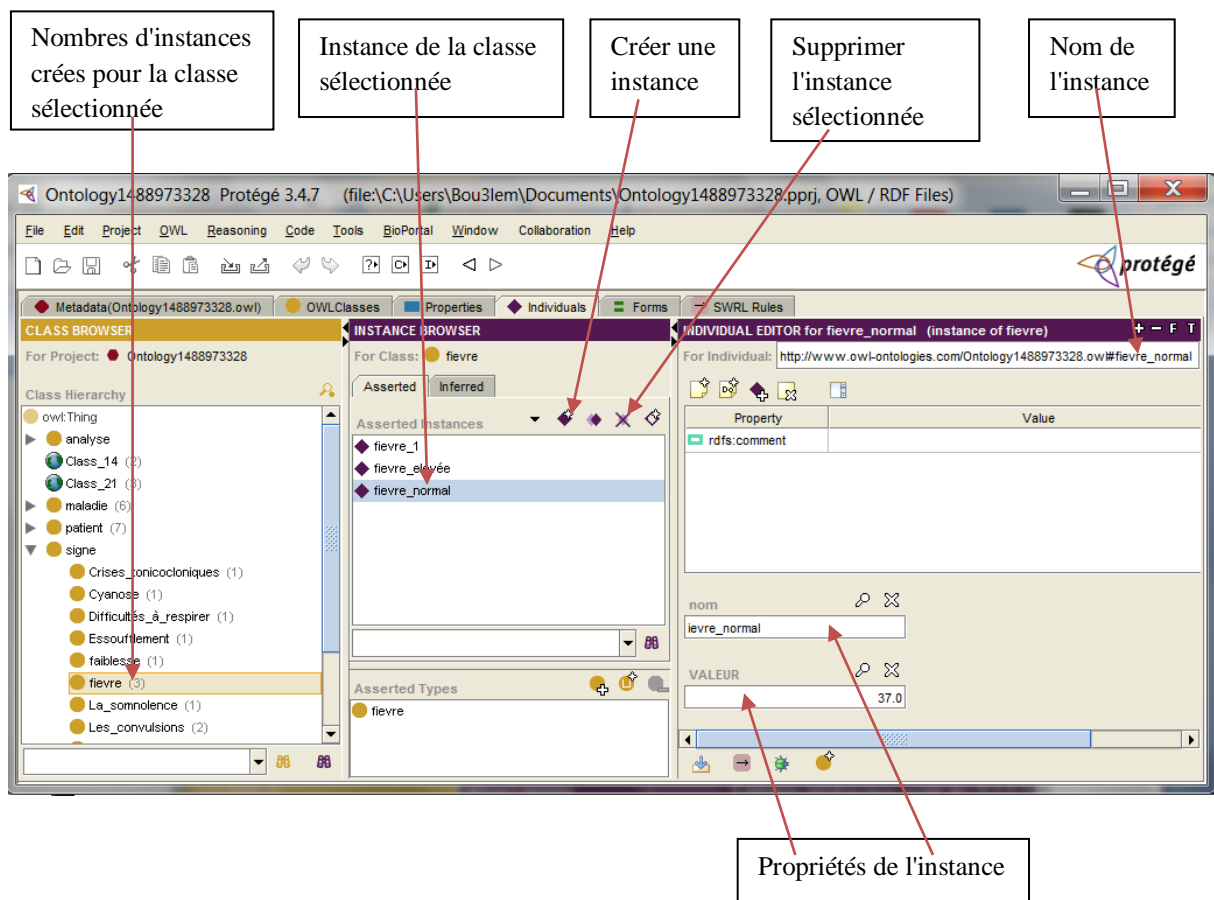


Figure 5.6 Création des instances

#### 2.4.1. Langage web sémantique

##### 2.4.1.1. OWL :

Pour l'implémentation de nos ontologies, nous avons opté pour l'éditeur d'ontologies Protégé-OWL. Plusieurs raisons ont motivé notre choix :

- Protégé-OWL est un éditeur open source et gratuit.
- Protégé-OWL permet d'importer et d'exporter des ontologies dans les différents langages d'implémentation d'ontologies (RDF-Schéma, OWL, DAML, OIL,...etc.)

- Protégé-OWL possède une interface modulaire, ce qui permet son enrichissement par des modules additionnel (plugins).
- Protégé-OWL permet l'édition et la visualisation d'ontologies.
- Protégé-OWL permet le contrôle de la cohérence de l'ontologie par des vérifications de contraintes.
- Protégé-OWL est fourni avec une API écrite en JAVA, qui permet de développer des applications pouvant accéder aux ontologies de Protégé et de les manipuler.

La figure suivant permet d'afficher l'ontologie sous forme OWL.

➤ **UnBBayes:**

Comme indiqué précédemment, UnBBayes est une application Java open-source développée par Artificial Intelligence Group (GIA) 20 du département d'informatique de l'Universidade de Brasília au Brésil, qui fournit un cadre permettant de créer des modèles graphiques probabilistes et de réaliser des performances. Raisonnement plausible. Il comporte une interface utilisateur graphique (GUI), une interface de programmation d'application (API), ainsi que le support de plug-in pour les extensions imprévues.

### **3. Etude de cas:[4]**

En hiver, les médecins ont beaucoup de mal à établir un diagnostic pour les nombreux patients venant les consulter avec un syndrome associant les deux signes « fièvre » et « courbatures ou myalgies ».

On veut développer un outil logiciel d'aide au diagnostic pour aider les médecins à mieux prendre en charge ce type de patients. On considère que seules trois maladies peuvent être à l'origine de ces symptômes : le rhume, l'angine et la grippe. On dispose des données suivantes sur chacune de ces maladies : Le rhume : il résulte d'une infection virale (rhinovirus, influenzae, adénovirus) qui commence dans 10 % des cas par un peu de fièvre. Des myalgies sont observées au début chez 10 % des patients. Cette maladie est tellement fréquente en hiver que 50 % des patients qui viennent consulter leur médecin généraliste ont effectivement un rhume. L'angine : il s'agit d'une infection virale ou bactérienne de la gorge qui commence très souvent par de la fièvre (90 % des cas). Des courbatures (myalgies) sont ressenties dans 10 % des cas. Le patient ressent ensuite des douleurs de la gorge. En hiver, 20 % des patients qui viennent consulter ont une angine. La grippe : cette affection virale est souvent due à un orthomyxovirus. Elle associe fréquemment au début une fièvre (90 % des cas) et des courbatures (80 % des cas). En hiver 30% des patients venant consulté ont la

grippe. On veut développer une ontologie probabiliste pour aide au diagnostic de ces trois maladies basée sur le théorème de Bayes

*Nous suivons donc les règle suivantes:*

R.1 Fréquence des maladies : Rhume (0.5), Angine (0.2), Grippe (0.3)

R.2 RB conduit à  $P(\text{Rhume}/\text{Fièvre}) = 0,10$ ,  $P(\text{Angine}/\text{Fièvre}) = 0,36$ ,  $(\text{Grippe}/\text{Fièvre}) = 0,54$

R.3 On applique de nouveau RB mais avec des probabilités a priori  $P(\text{Rhume}/\text{Fièvre et Myalgies}) = 0,02$ ,  $P(\text{Angine}/\text{Fièvre et Myalgies}) = 0,07$  et  $P(\text{Grippe}/\text{Fièvre et Myalgies}) = 0,90$

R.4 On choisit le diagnostic de Grippe qui a la plus forte probabilité a posteriori

### 3.1 Implémentation de l'ontologie dans Unbbayes

#### 3.1.1 Construction avec Unbbayes (Mtheory, Mfrag, Noeud):

- 1.1 Mtheory est nommé MedcinMtheory
- 1.2 Il y a deux Fragment :DiagnosticMfrag , PatientMfrag
- 2.3 Les nœud est sont présentés dans la figure ci-dessous

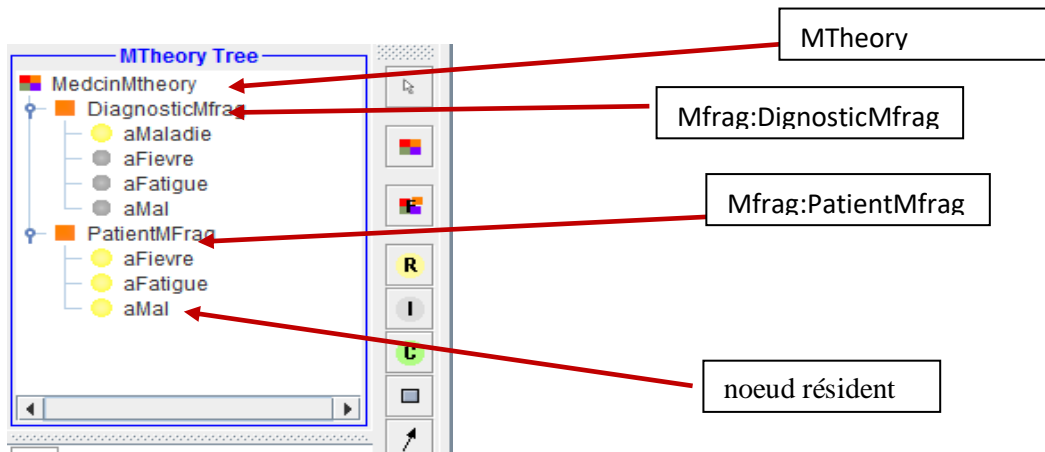


Figure 5.6 Vue apparaît tous les composants de MedcinMtheory

#### 2.4 MTheory complet: le domaine

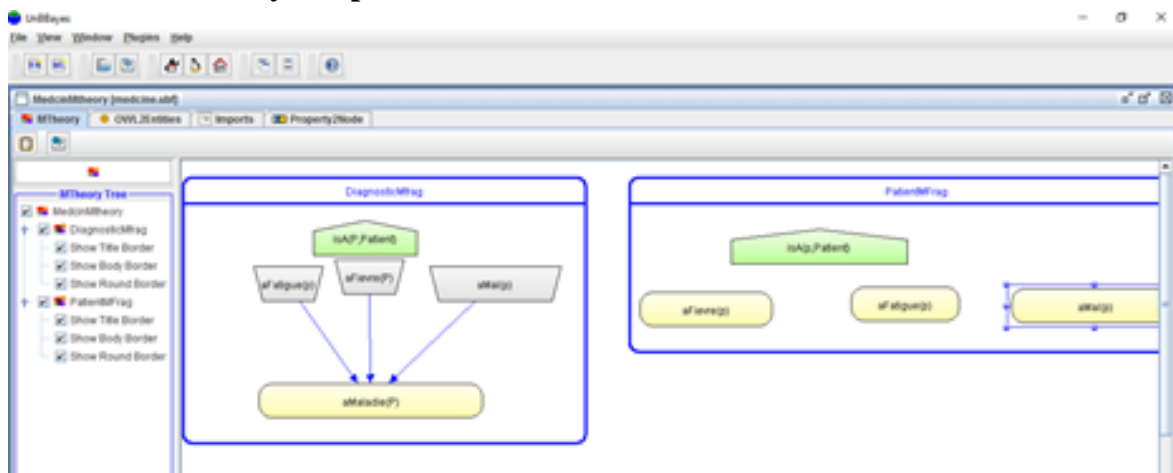


Figure 5.7 affichage le "tree" de Mtheory complet et les Mfrags

### 2.5 Etats des nœuds

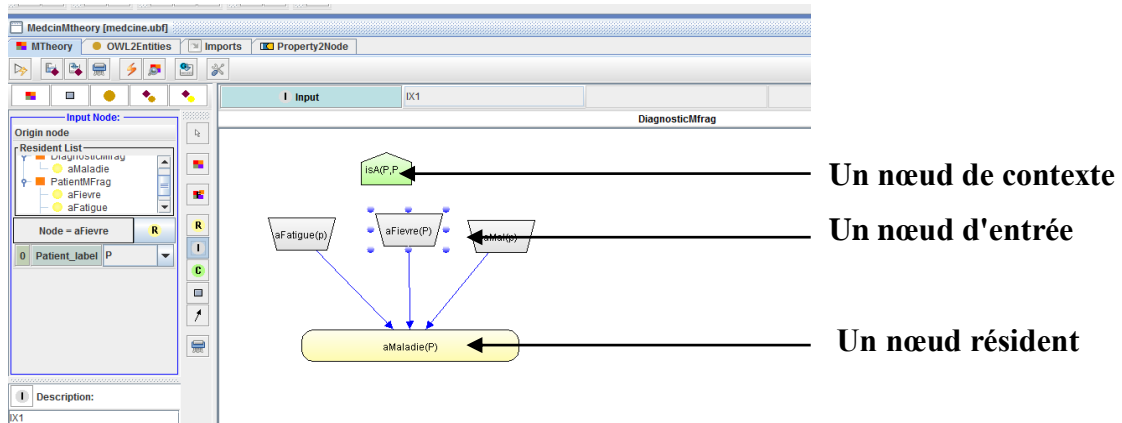


Figure 5.8 états de différents Nœuds

### 2.6 Distribution de probabilités

|  | if any | if all | else |
|--|--------|--------|------|
|  | &      |        | ~    |

**Nodes**

- aMaladie
- aMal
- aFatigue
- aFievre

```

if any p have ( aFatigue =true ) [
if any p have ( aMal =true ) [
  if any p have ( aFievre=true ) [
    Rhume = 1,
    Grippe = 0,
    Angine = 0,
    absurd = 0
  ]
]
else
[ Rhume = 0,
  Grippe = 1,
  Angine = 0,
  absurd = 0 ]
else
[
  if any p have ( aFievre=true ) [
    Rhume = 0,
    Grippe = 0,
    Angine = 0,
    absurd = 1
  ]
]
else
[ Rhume = 0,
  Grippe = 0,
  Angine = 1,
  absurd = 0 ] ]
else
[
  if any p have ( aMal =true ) [
    if any p have ( aFievre=true ) [
      Rhume = 0,
      Grippe = 0,
      Angine = 1,
      absurd = 0
    ]
  ]
]
else
[ Rhume = 1,
  Grippe = 0,
  Angine = 0,
  absurd = 0 ] ]

```

**States**

- true
- false
- absurd

**Arguments**

P

Figure 5.10 code de distributions probabilistique

### 2.7. Graphe PR-OWL

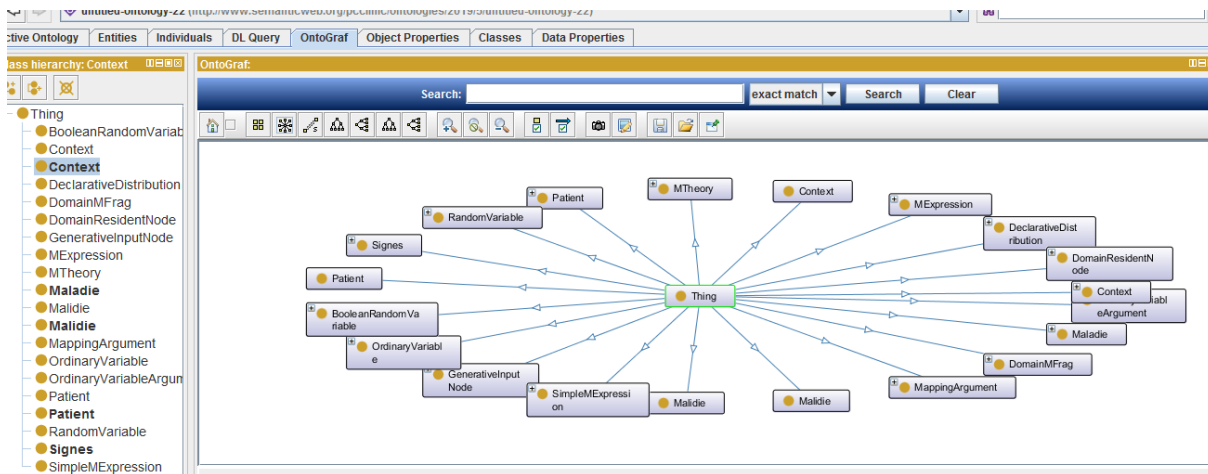
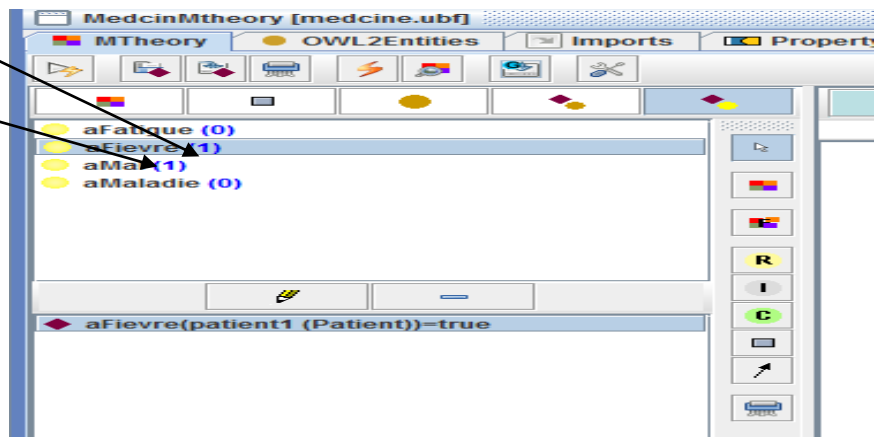


figure 5.9 présentation graphique de PR-OWL

### 2.8 -base de connaissances

aFievre(patient1)=true

aMal(patient1)=true



### 2.9 Requêtes :

1. choisir le nœud "aMaladie(p) "

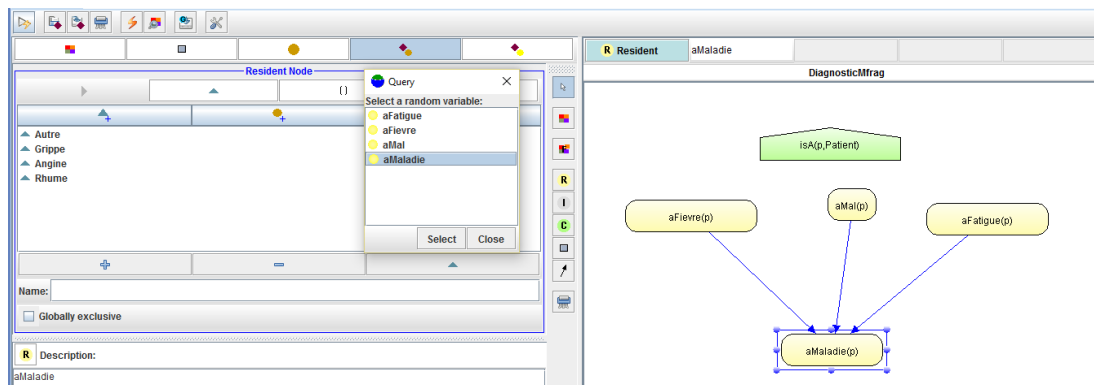
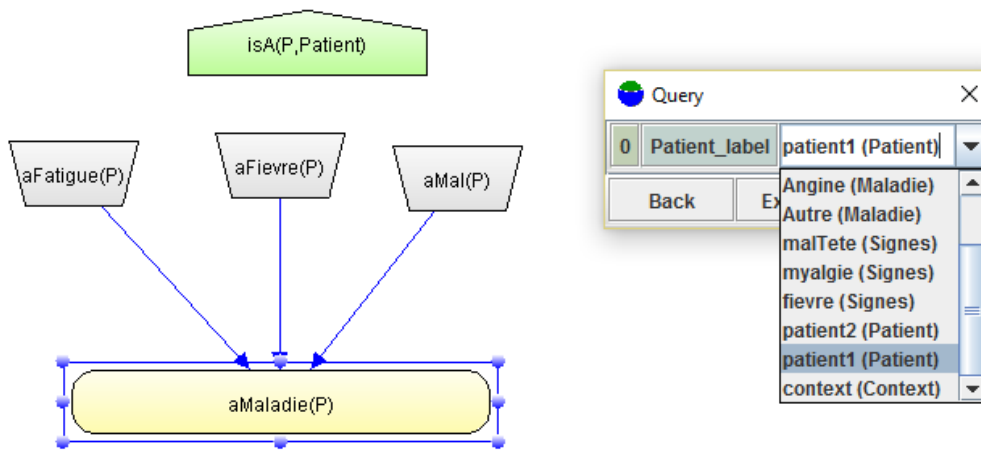


figure 5.11 sélectionné nœud résidente



2. choisir variable de l'instance du patient concerné

figure 5.12 sélectionné variable de l'instance

3. Exécution et résultat

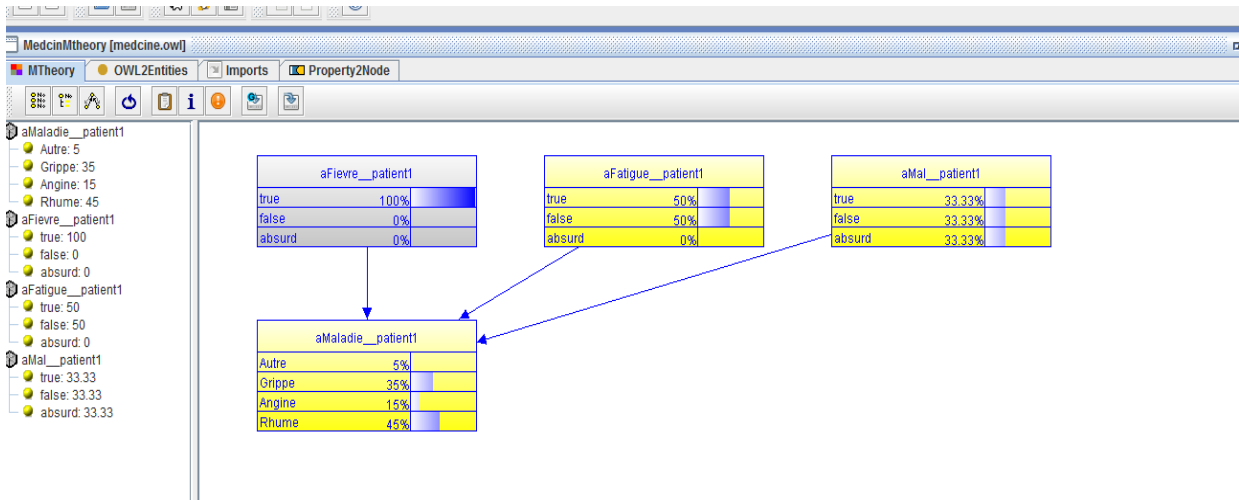


Figure 5.12 résultat d'exécution la requête

Traduction le résultat d'exécution sur un tableau

| aFiever_patient1 |   |   | aFatigue_patient1 |     |   | aMal_patient1 |      |      | aMaladie_patient1 |       |        |        |
|------------------|---|---|-------------------|-----|---|---------------|------|------|-------------------|-------|--------|--------|
| T                | F | A | T                 | F   | A | T             | F    | A    | Grippe            | Rhume | Angine | Absurd |
| 1                | 0 | 0 | 0.5               | 0.5 | 0 | 0.33          | 0.33 | 0.33 | 0.35              | 0.45  | 0.15   | 0.5    |

Table 5.6 les résultats d'exécution PR-OWL

### 3. le graphe de réseau Bayésien :

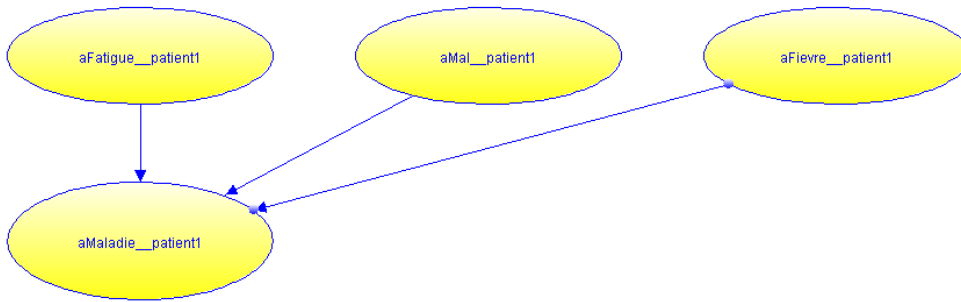


Figure 5.13 graphe de réseaux Bayésien de notre cas

### 3. Validation

La validation a pour objectif de garantir l'efficacité et la fiabilité du modèle et processus suivis. Il existe plusieurs méthodes de validation :

1. L'expérimentation
2. Les études et les statistiques Officielles
3. Le sondage

Pour la validation dans notre cas nous avons choisi la troisième solution vu l'impossibilité de l'expérimentation et l'absence des statistiques et des études officielles dans le domaine. Le sondage a été fait par un questionnaire -présenté ci-dessous à plusieurs médecins experts qui peuvent répondre à certaines questions permettent de valider notre résultat.

### Questionnaire

#### Questionnaire

Nom:..... prénom;  
 Date début exercice:..... établissement:.....

Objectif :ce questionnaire est un moyen de valider des résultats de diagnostic médical dans un cas d'étude .

#### 1Cas

- Signes :
- Fièvre
  - Céphalée

| maladie /probabilité | Trop faible | faible | moyenne | forte | Trop Forte |
|----------------------|-------------|--------|---------|-------|------------|
| Grippe               |             |        |         |       |            |
| Angine               |             |        |         |       |            |
| Rhume                |             |        |         |       |            |
| meningite            |             |        |         |       |            |
| pneumopathie.....    |             |        |         |       |            |
| .....                |             |        |         |       |            |

#### 2Cas

- Signes :
- Fièvre
  - Céphalée
  - Fatigue

| maladie /probabilité | Trop faible | faible | moyenne | Trop probable | sure |
|----------------------|-------------|--------|---------|---------------|------|
| Grippe               |             |        |         |               |      |
| Angine               |             |        |         |               |      |
| Rhume                |             |        |         |               |      |
| .....                |             |        |         |               |      |
| .....                |             |        |         |               |      |

**Résultat de sondage :**

Nombres feuilles Distribués aux médecins: 15

Nombres feuilles récupérés : 10

**analyse de résultats****Cas 1**

Signes: fièvre +céphalée

| maladie       | Probabilité théorique | Probabilité effective |
|---------------|-----------------------|-----------------------|
| <b>grippe</b> | <b>20</b>             | <b>15</b>             |
| <b>angine</b> | <b>50</b>             | <b>60</b>             |
| <b>Rhume</b>  | <b>25</b>             | <b>15</b>             |
| <b>autre</b>  | <b>5</b>              | <b>10</b>             |

**Cas 2**

Signes: fièvre +céphalée + fatigue

| maladie       | Probabilité théorique | Probabilité effective |
|---------------|-----------------------|-----------------------|
| <b>grippe</b> | <b>25</b>             | <b>20</b>             |
| <b>angine</b> | <b>55</b>             | <b>60</b>             |
| <b>Rhume</b>  | <b>10</b>             | <b>15</b>             |
| <b>autre</b>  | <b>10</b>             | <b>15</b>             |

**Discussion de résultat**

L'étude et l'analyse des résultats montrent la convergence relative des résultats obtenus par notre modèle et ceux de la réalité.

## CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté les aspects techniques utilisés dans notre travail, nous avons commencé par présenter les aspects d'implémentation qui sont utilisés dans notre travail. L'implantation repose essentiellement sur le langage PR-OWL avec unbbayes comme environnement de développement.

Nous avons présenté un cas de diagnostic médical de trois maladie (grippe, rhume, engin ) avec les signes (fièvre, mal, fatigue) et exécuté des requêtes pour identifier la maladie d'un patient selon les signes observées .les résultats ont données les maladies probables avec un degré de probabilité.

Afin de valider les résultats obtenus nous avons consulté plusieurs médecins à travers un questionnaire qui permet de synthétiser l'expertise des médecins.

L'étude et l'analyse des résultats montre la convergence des résultats obtenus par notre modèle et ceux de la réalité ce qui montre bien l'efficacité des ontologies probabilistes pour la modélisation et le raisonnement dans les domaines incertain.

## Conclusion générale :

Dans ce travail nous avons implémenté une ontologie probabiliste par le langage PROWL. Cette ontologie a permis de modéliser l'incertitude liée aux données et l'inférence probabiliste sur ces données

-Dans le premier chapitre nous avons présenté le web sémantique et son architecture, ensuite la notion d'ontologie et ses composantes.

-Dans le deuxième chapitre nous avons présenté les termes et les concepts les plus importants, les outils et les travaux existants dans le domaine du diagnostic médical tels que les systèmes experts, et l'utilisation des ontologies dans les systèmes d'aide au diagnostic médical

- Dans le troisième chapitre nous avons présenté le concept d'incertitude, l'incertitude médicale et présenté une étude détaillée sur les réseaux bayésiens ses apports pour la modalisation et le raisonnement avec données incertaines

- Dans le quatrième chapitre nous avons présenté le langage PROWL qui est un langage d'ontologie bayésien basé sur la logique MEBN qui fournit les moyens d'exprimer des théories probabilistes de premier ordre. Nous avons introduit l'outil unbbayes pour l'implémentation des ontologies probabilistes.

-Dans le cinquième chapitre, nous avons présenté les aspects techniques utilisés dans la conception et réalisation de notre travail, dans la partie de conception on a utilisé le langage UML et pour construire notre ontologie nous avons suivi un processus commençant par la définition des objectifs, la modélisation, puis l'implémentation sous l'outil UNBBayes qui permet d'implémenter des ontologies PROWL.

Nous avons testé notre modèle sur plusieurs cas de test en validant les résultats avec des données réelles montrant ainsi à chaque fois l'efficacité des ontologies probabilistes dans la modélisation et le raisonnement sous incertitude.

L'ontologie probabiliste contrairement à l'ontologie déterministe va au-delà des simples annotations, il fournit un formalisme logique sonore pour exprimer toutes les incertitudes pertinentes sur les entités et les relations qui existent dans un domaine

On peut ainsi dire que PROWL a permis de surmonter les lacunes de représentation de le traitement des connaissances incertaines dans le domaine du diagnostic médical grâce au modèle des réseaux bayésiens qui a montré son efficacité dans plusieurs domaines

Cependant notre travail a été confronté à plusieurs lacunes telles que :

1. Manque de statistiques médicales officielles qui permet de préciser la distribution de probabilité entre les signes et les maladies.
2. Difficulté de tester le résultat de notre ontologie sur le terrain.
3. Manque de documentation de la bibliothèque de l'outil Unbbayes .

### **Perspectives**

Afin d'améliorer notre travail, Nous proposons les perspectives suivantes :

- tester notre modèle sur des cas réels afin de donner des valeurs objectives pour les paramètres du réseau bayésien.
- Implémenter la partie traitement pour construire un système d'aide au diagnostic médical, ce qui permet une large utilisation de l'ontologie par les différents types d'usagers notamment les médecins ce qui permet de mieux exploiter l'efficacité de l'approche probabiliste.

## BIBLIOGRAPHIES

- [1] Guefack, Sidoine Pierre V. Donfack. *Modélisation des signes dans les ontologies biomédicales pour l'aide au diagnostic*. Université De Rennes 1, thèse de doctora , 2013.
- [2] GHERBI, AHCINE HACINE. «Construction d'une Ontologie pour le WEB Sémantique.», Uneversité de Setif , thèse de magistre, 2014.
- [3] Stanley J. Swierzewski, III, M.D. *avian-flu/riskfactors.shtml*. 2007/2015. <http://www.healthcommunities.com> (date visite le site est le 16/06/2019).
- [4] Alain Venot, Catherine Quantin 'Anita Burgunain n. *Informatique Médicale, e-Santé – Fondements et applications*. Paris- France: Springer-Verlag, 2013.
- [5] Ghenname, Merieme. «le web social et le web semantique pour la recommandation de ressources pedagogiques.» ecole nationale superieure d'informatique et d'analyse des systeme universite mohammed v rabat, 2015.
- [6] Thomas b. Passin , *Explorer's Guide to semontic web* , Manning Publication, Greenwich , 2004
- [7] John Domingue<sup>1</sup> . Dieter Fensel<sup>2</sup> . James A. Hendler<sup>3</sup> , *Handbook of Semantic Web Technologies, Introduction to the Semantic Web Technologies*,
- [8] Thabet Slimani\*, Boutheina Ben Yaghlane \* Khaled Mellouli\*, *Le Web sémantique: Une vue d'ensemble*, 3rd International Conférence: Sciences of Electronic Technologies of Information and Telecommunications, Setif, March 27-31, 2005 – TUNISIA
- [9] Henri Poincaré, *Un portail sémantique pour la gestion des connaissances en cancérologie*, Thèse de Doctorat, Université Nancy 1, 14 décembre 2005.
- [10] Thomas R. Gruber , *A Translation Approach to Portable Ontology Specifications*, Article ,Stanford University, 1993, 5(2), 199-220
- [11] Obed JULES, *Modèle de confiance et ontologie probabiliste pilotés par réseaux bayésiens pour la gestion des accords de services dans l'environnement de services infonuagiques*, Mémoire M.Sc. , Université de Montréal , 2014.
- [13] Philippe Laublet<sup>1</sup>, Chantal Reynaud<sup>2</sup>, Jean Charlet<sup>3</sup>, *Sur quelques aspects du Web sémantique*, <sup>1</sup>Université de Paris-Sorbonne, <sup>2</sup> Université Paris-Sud, <sup>3</sup>Université Paris-X Nanterre,
- [15] Mohamed Khaled Khelif, *Web sémantique et mémoire d'expériences pour l'analyse du transcriptome* ,Thèse de doctorat , l'UNIVERSITE de Nice-Sophia Antipolis, 2006
- [16] John G. Breslin<sup>1</sup> · Alexandre Passant<sup>2</sup> · Stefan Decker<sup>3</sup>, *The Social Semantic Web*, University of Ireland, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2009.
- [17] King L. S., *What is a diagnosis?*. JAMA: The Journal of the American Medical Association, Vol 202(8), pp. 714-717, Novembre 1967.
- [18] Turner R., *Organizing and using schematic knowledge for medical diagnosis*. In: Kolodner, J. (Ed.): *Proceedings of the Workshop on Case-Based Reasoning*, pp. 435-446, Florida, 1988.
- [19] Pearl J., *Probabilistic reasoning intelligent systems: networks of plausible inference*. Morgan kaufman, Palo Alto, 1988.
- [20] Leray P. et Olivier F., *Réseaux Bayésiens pour la Classification : Méthodologie et Illustration dans le cadre du Diagnostic Médical*. RIA, 15/2002, Réseaux Bayésien, pp. 25, 2002.

- [21] Abecassis P. et Batifoulier P., Comment penser l'incertitude médicale à l'aide des probabilités ?. 1996.
- [22] Pewsner D., Bleuer J., Bucher P. et Battaglie H.C., Sur la voie de l'intuition : Théorème de Bayes et Diagnostic en médecine générale, pp. 41-45, 2001.
- [23] Hénaut A., Corvol P. et Degoulet P., Nouvelle méthode de traitement de l'information en médecine, 1992
- [24] Mille A., Les Réseaux Bayésiens A la recherche de la vérité. Cours Cognition et connaissance, Université Claude Bernard Lyon 1, pp. 1-9, 2007.
- [25] Boucher A., Réseaux Bayésiens. Rapport du travail d'Intérêt personnel Encadré, Semestre II, pp. 1-29, 2005.
- [26] Brossier J.M., Une introduction aux modèles graphiques. Laboratoire des images et des signaux, Février 2005.
- [27] Pearl J., Probabilistic reasoning intelligent systems: networks of plausible inference. Morgan kaufman, Palo Alto, 1988.
- [28] Finn V.J., An introduction to Bayesian Networks. Eyrolles, Première Edition, 1996.
- [29] Leray PH. et Gallinari P., Une architecture neuro-bayésienne pour le traitement spatio-temporel d'alarmes, Application au diagnostic dans le réseau téléphonique. In Journées Nationales sur les Modèles de Raisonnement, JNMR'99, pp. 134-145, 1999.
- [30] Rose C., Modélisation stochastique pour le raisonnement médical et ses applications à la télémédecine. Thèse de doctorat, l'université Henri Poincaré, Nancy 1, Mai 2011.
- [31] Meyer N., Vinzio S. et Goichot B., La statistique bayésienne : une approche des statistiques adaptée à la clinique. La revue de médecine interne, Vol 30(3), pp. 242-249, 2009.
- [32] Naim P., Wuillemain P., Leray H., Pourret P.O., et Becker A., Réseaux Bayésiens. Groupe Eyrolles, ISBN 2-212-11371, 2004
- [33] Cooper G, Computational complexity of probabilistic inference using Bayesian belief networks. In Artificial Intelligence, Vol 42(2), pp. 393-405, 1990.
- [34] Kotchi C. S., Delcroix V. et Piechowiak S., Etude de la performance des algorithmes d'inférence dans les réseaux bayésiens. 2003.
- [35] Shafer G. R. et Shenoy P. P, Probability Propagation. In the second International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics, Fort Lauderdale, Florida, USA, 1989.
- [36] Pearl J., Probabilistic reasoning intelligent systems: networks of plausible inference. Morgan kaufman, Palo Alto, 1988
- [37] Lauritzen S. L. et Spiegelhalter D., Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems. Journal of the Royal Statistical Society: Series B, Vol 50(2), pp. 157-224, 1988.
- [38] Jensen F., Lauritzen S. L. et Olesen K., Bayesian updating in causal probabilistic networks by local computations. Computational Statistics Quaterly, Vol 4, pp. 269-282, 1990.
- [39] Jensen F.V., Introduction to Bayesian Networks. UCL Press, London, England, 1996.
- [40] Mackay D, Introduction to Monto Carlo Methods. In M Jordan, Editor, Erice Summer School, 1996.
- [41] Souafi S, Contribution à la reconnaissance des structures des documents écrits: Approche probabiliste. Thèse de doctorat, l'institut national des sciences appliquées de Lyon, 21 Septembre 2002.

- [42] Rose C, Modélisation stochastique pour le raisonnement médical et ses applications à la télémédecine. Thèse de doctorat, l'université Henri Poincaré, Nancy 1, Mai 2011.
- [43] Smyth P, Belief networks, hidden Markov models, and Markov random fields a unifying view. *Pattern Recognition Letters*, N° 18, pp. 1261-1268, 1997.
- [44] Miller, R. A. Computer-assisted diagnostic decision support: history, challenges, and possible paths forward. *Advances in health sciences education : theory and practice*, . 2009., 89–106.
- [45] Fagot-Largeault, A. Le concept de maladie sous-jacent aux tentatives d'informatisation du diagnostic médical. In *Presses Universitaires de France - PUF (20 janvier 2010) (Ed.), Histoire et philosophie (1st ed., Vol. 1, pp. 89–110)*. Paris.
- [46] Rajkumar, V. S. Multiple myeloma: 2011 update on diagnosis, risk-stratification, and management. *American journal of hematology*, 86(1), 2011, 57–65.
- [47] Scheuermann, R. H., Ceusters, W., & Smith, B. Toward an Ontological Treatment of Disease and Diagnosis Department of Pathology and Division of Biomedical Informatics , University of Texas. In *AMIA summit on translational bioinformatics, 2009*, (pp. 116– 120).
- [48] Masquelet, A. C, Le raisonnement diagnostique. In P. U. de F. PUF (Ed.), *Le raisonnement médical*, Paris: PUF, Presses Universitaires de France, 2006a, 1st ed, pp. 17–43
- [49] Degoulet, P., & Fieschi, M. Données médicales et interprétations. In *MASSON (Ed.), Informatique médicale Paris: MASSON ,1994b,Première, 1994b*, pp. 33–46.
- [50] Chatellier, G., Ménard, J., & Degoulet, P. Introduction to quantitative semiology. *La revue du praticien*, 1996, 46(3), 291– 297.
- [51] Aamodt, A., & Plaza, E. Case-Based Reasoning : Foundational Issues , Methodological Variations , and System Approaches. *AI Communications*,1994, 7(1), 39–59
- [52] Josephson, J., Josephson, S., & Tanner, M. Conceptual analysis of abduction. In J. R. Josephson & S. G. Josephson (Eds.), *Abductive Inference - Computation, Philosophy, Technology*. Cambridge: Cambridge university Press , 1996, 1st ed., pp. 1–29
- [53] Paulo Cesar G. da Costa , *Bayesian Semantics For The Semantic Web* , George Mason University, these PHD , 2005 .
- [54] Neches & all, W. R. Enabling Technology for Knowledge Sharing. *Artificial Intelligence Magazine*, 1991,12(3), 36–56.
- [56] Studer, R., Benjamins, R., & Fensel, D. (1998). Knowledge engineering: Principles and methods. *Data & Knowledge Engineering*, 25(1-2), 161–197.
- [57] Arocha, J., Wang, D., & Patel, V. (2005). Identifying reasoning strategies in medical decision making: a methodological guide. *Journal of biomedical informatics*, 38(2), 154–71.
- [59] Ceusters, W., Elkin, P., & Smith, B. (2006). Referent tracking: the problem of negative findings. *Studies in health technology and informatics*, 124(1), 741–6.
- [60] Ceusters, W., Elkin, P., & Smith, B. (2007). Negative findings in electronic health records and biomedical

ontologies: a realist approach. *International journal of medical informatics*, 76(3), 326–33

- [61] Patel, V., Arocha, J., & ZHANG, J. (2004). Thinking and Reasoning in Medicine Citation : What is Medical Reasoning ? Early Research on Medical Problem Solving and Reasoning, 1–34.
- [62] Pottier, P., & Planchon, B. Description of the mental processes occurring during clinical reasoning. *La Revue de médecine interne / fondée ... par la Société nationale française de médecine interne*, 2011, 32(6), 383–90.
- [63] Walton, D. (2004). Abductive inference in medical diagnosis. In D. Walton (Ed.), *Abductive reasoning*, 1st ed., pp. 143–157. Alabama: University Alabama Press.

## WEB GRAPHIES:

- [58] Bertaud-Gounot, V, Proposition d'un modèle constructiviste de base de connaissances fondé sur une ontologie des signes permettant les raisonnements abductif et déductif. Université de Rennes 1, thèse de doctora .2008. Retrieved from <http://www.theses.fr/2007REN1B105>
- [55] Borst Willem, N. (). Construction of engineering ontologies Knowledge Sharing and Reuse. The Dutch Graduate School for Information and Knowledge Systems, 1997, Retrieved from <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.79.917>
- [64] [www.starcia.com](http://www.starcia.com) date visite le site est 3/05/2019
- [65] <https://www.w3.org/standards/semanticweb/data> (accédé le 02/05/2019)
- [66] <https://sourceforge.net/projects/unbbayes/> visite le site le 7/05/2019
- [67] <https://www.csee.umbc.edu/~ypeng/BayesOWL/index.html> date visite le site est 3/05/2019
- [14] Tom Gruber, ontology-definition-2007, <http://tomgruber.org/writing/ontology-definition-2007.htm> (visite le site a le :20/05/2019 )

## Résumé :

Dans ce mémoire nous avons implémenté une ontologie probabiliste pour l'aide au diagnostic médical sous l'outil unbbayes en utilisant le langage PROWL qui permet la modalisation des données incertaine dans l'ontologie probabiliste.

Mot clés : ontologie probabiliste, PROWL réseau bayésien, , unbbayes ,diagnostic médical, web sémantique

## ملخص:

في هذه الأطروحة ، قمنا بإنجاز انطولوجيا احتمالية للمساعدة في التشخيص الطبي باستعمال أداة وباستخدام لغة PROWL والتي تسمح بتمثيل البيانات غير المؤكد في انطولوجيا الاحتمالية.

الكلمات المفتاحية: الأنطولوجيا الاحتمالية ، شبكة Bayésien .PROWL ، ، التشخيص الطبية

الكلية العلمية - جامعة الجزائر 3

## Abstract:

In this thesis we have implemented a probabilistic ontology for medical diagnostic aid under the unbbayes tool using the PROWL language which allows the uncertain data modalization in the probabilistic ontology.

Key words: probabilistic ontology, PROWL Bayesian network, unbbayes, medical diagnosis, semantic web