

MA 004 116 1  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de L'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université SAAD DAHLEB de BLIDA

Faculté des sciences

Département Informatique

Spécialité:

**Informatique**

Option :

**Ingénierie du logiciel**

Mémoire présenté par :

**GUENTOUR Rachid**

Pour l'obtention du diplôme de Master

---

Thème

***Annotation sémantique d'image médicale***

**Promotrice :**

***Benblidia Nadja (MCA)***

*Président de jury : Hadj-yahia.*

*Examinateur 1: Mne. Reguig.*

*Examinateur 2: Hamouda.*

Année universitaire 2011-2012.

MA-004-116-1

## *Remerciements*

*Je tiens à remercier en premier lieu dieu le tout puissant qui m'a donné le courage et la patience et qui a éclairé mon chemin pour achever ce travail dans les meilleures conditions.*

*Plus particulièrement je remercie madame Benblidia Nadja (MCA) pour la confiance qu'elle m'a accordée, pour son encadrement continu avec patience et gentillesse, m'a fait profiter de sa grande expérience, ses remarques constructives, ses orientations, et ses conseils qui ont grandement contribué à améliorer la qualité de ce mémoire.*

*Nous tenons également à remercier l'ensemble des enseignants du département de l'informatique qui ont contribué à notre formation.*

*Dédicaces spéciale à tous nos camarades de la promotion 2010/2011, plus particulièrement à nos amies. Puisse dieu les aider tous à atteindre tous leurs buts.*

*Je tiens à adresser mes vifs remerciements aux membres du jury pour s'intéresser au sujet et avoir accepté de lire ce mémoire.*

*A tous ceux et à toutes celles dont les noms n'apparaissent pas sur cette page, qu'ils demeurent convaincus, que nous ne les avons point oublié et qu'ils soient assurés de notre profonde gratitude.*

*Merci.*

*GUENTOUR Rachid*

## DEDICACE

*Je dédie ce travail*

*A mes très chers parents qui sont toute ma vie et tout ce que j'ai de plus cher au monde, en témoignage de ma reconnaissance infinie pour les nombreux sacrifices qu'ils n'ont cessé de déployer pour moi et dont je serais à jamais redevable.*

*Que dieu les garde et leur procure la santé et le bonheur.*

*Ainsi qu'à mes frères bien aimés saleh, ahmed et ma sœur nana et rabia*

*Sans oublier widad.*

*A toute ma famille sans exception.*

*A tous mes amis.*

*GUENTOUR Rachid*

# RESUME

---

## *Résumé*

Dans ce travail, nous nous intéressons au problème de l'annotation sémantique des images médicales

Il ya dévers approches pour l'annotation sémantique d'images

Nées des besoins de représentation des connaissances, les ontologies sont à l'heure actuelle au cœur des travaux menés en Ingénierie des Connaissances, visant à établir des représentations à travers lesquelles les machines puissent manipuler la sémantique des informations.

Dans ce travaille on réalisée un système d'annotation sémantique d'images médical dans le cas de rétinopathie diabétique. Cette annotation permet de catégorie telle image diabétique dans son stade pathologique et le niveau pathologique.

On utilise le traitement bas niveau de l'image c'est à dire les caractéristiques bas niveaux, et le traitement sémantique de l'image dans par l'utilisation de l'ontologie de domaine Eye-Onto, introduite dans le cadre d'un projet de fin d'étude de l'année 2009-2010, dans le but d'exploiter autant que possible les connaissances du domaine de cette pathologie.

**Mots clés :** Annotation sémantique, ontologie, logique de descriptions, caractéristiques d'image, segmentation.



## Table des matières

### *Introduction générale*

1. Contexte du travail .....	1
2. Problématique et motivations .....	1
3. Objectifs de travail .....	2
4. Organisation du mémoire .....	3

### *Partie I : Etat d'art*

#### *Chapitre I : Vision assisté par ordinateur et contexte médical*

1. Introduction.....	4
2. Vision humaine/Vision Assistée par Ordinateur.....	4
2.1 Perception humaine .....	5
2.2 Vision assistée par ordinateur (VAO) .....	5
3. Introduction au traitement d'images.....	6
4. L'image et ses caractéristiques .....	8
4.1 Définition d'une image .....	9
4.2 Différents types d'images.....	9
4.2.1 Images monochromes .....	9
4.2.2 Images couleurs .....	9
5. Contexte médical.....	10
5.1. Epidémiologie .....	10
5.2. Anatomie de l'œil .....	11
5.3. Définition de la rétinopathie diabétique .....	13
5.4. Physiopathologie.....	14
5.5. Classification des pathologies rétiniennes.....	14
5.5.1. Les stades de la rétinopathie diabétique .....	14
5.5.2. Les stades de la maculopathie .....	15
5.6. Classification des lésions rétiniennes .....	16

5.6.1. Rétinopathie non proliférante.....	16
5.6.2. Rétinopathie proliférante.....	16
5.6.3. Rétinopathie proliférante compliquée .....	16
5.6.4. Maculopathie .....	16
6. Conclusion .....	18

*Chapitre II : généralités sur les ontologies*

1. Introduction .....	19
2. Représentation de la connaissance.....	19
2.1. Définition de l'ontologie.....	20
3. Les composantes d'ontologie .....	21
4.1. Concepts .....	21
4.2. Relation.....	22
4.3. Axiomes .....	22
4.4. Instances .....	22
5. Langages de représentation des connaissances.....	22
5.1. Réseau sémantique .....	22
5.2. Les frames.....	23
5.3. Les graphes conceptuels .....	23
5.4. Les logiques de description (LD) .....	23
6. Langages de représentation des ontologies .....	23
6.1. RDF et RDF Schéma .....	24
6.2. DAML + OIL.....	24
6.3. OWL .....	25
6.4. Structure et éléments d'une ontologie OWL .....	26
7. Processus de construction d'une ontologie .....	26
7.1. Conceptualisation.....	26
7.2. Ontologisation .....	26
7.3 Opérationnalisation .....	26
8. Utilité des Ontologies .....	27
9. Cycle de vie d'une ontologie.....	27

2.2.2. Caractérisation texturale .....	47
2.2.3. Paramètre de forme .....	49
2.3. Classification pour l'aide au diagnostic .....	50
2.3.1. Gestion de l'ontologie (Enrichissement de l'ontologie) .....	50
2.3.2. Classification et prise de décision .....	50
3. Conception du système .....	51
3.1 Diagramme de cas utilisation .....	52
4. Conclusion .....	52
<i>Chapitre V : Implémentation</i>	
1. Introduction .....	53
2. Environnement de développement .....	53
2.1. Langages utilisés Java .....	53
2.2. OUTILS .....	53
2.2.1. Eclipse .....	53
2.2.2. Protégé .....	54
2.2.3. LES APIS .....	54
3. Données disponibles.....	55
4. Présentation de l'application .....	55
4.1. L'ontologie Eyo-Onto .....	55
4.2. L'interface principale .....	56
5. Test sur des données réelles .....	59
6. Conclusion .....	59
Conclusion générale.....	60
Perspective.....	60

9. Conclusion.....	28
--------------------	----

*Chapitre III : Méthode d'indexation et recherche d'information*

1. Introduction .....	29
2. Système de recherche d'information .....	29
3. Recherche d'information .....	29
3.1. Systèmes de Recherche d'Images par le Contenu .....	30
3.1.1. Composants d'un CBIR.....	31
3.1.2. La requête .....	31
4. Annotation d'images .....	32
4.1. Annotation manuelle.....	32
4.2. Annotation automatique .....	33
3.2.1. Approches orientées scène.....	33
3.2.2. Approches par régions .....	34
3.2.3. Utilisation de la sémantique des objets.....	35
3.2.4. Utilisation d'ontologies visuelles .....	36
4. Extraction des caractéristiques d'image .....	37
3.1. Les descripteurs de couleurs .....	38
3.2. Le descripteur de textures .....	39
3.2.1. Les méthodes statistiques.....	40
3.2.2. Les méthodes fréquentielles.....	41
3.2.2.1. Les filtres de Gabor .....	41
3.2.2.2. Les ondelettes.....	41
3.3. Les descripteurs de formes .....	42
5. Conclusion .....	42

*Partie II : Conception et implémentation*

*Chapitre IV : Approche proposé et conception*

1. Introduction .....	43
2. Description générale du système .....	43
2. 1. Segmentation.....	44
2.2. L'extraction des attributs .....	46
2.2.1. Convertir une image couleur en niveau de gris .....	47



## Les figures

<b>Figure 1.1-</b> Fonctionnement de la perception.....	5
<b>Figure 1.2-</b> Chaîne de la vision par ordinateur (VAO).....	6
<b>Figure 1.3-</b> Organigramme du système de traitement d'images.....	8
<b>Figure 1.4</b> - Anatomie de l'œil.....	12
<b>Figure 1.5</b> - La rétine .....	13
<b>Figure 1.6</b> - différents stades pathologiques .....	17
<b>Figure II.1</b> - Cycle de vie d'une ontologie. ....	28
<b>Figure III.1-</b> Principaux composants d'un Système de Recherche par le Contenu.....	31
<b>Figure III.2</b> - Ontologie proposée par Mezaris .....	37
<b>Figure III.3</b> - les espaces de couleurs les plus utilisés.....	39
<b>Figure III.4</b> - Information texture et information couleur.....	40
<b>Figure IV.1</b> Architecture du système d'annotation à base d'ontologie.....	44
<b>Figure IV.2</b> – (a) l'image originale, (b) l'image classée par K-means avec K=3, (c) l'image classée par k-means avec K=5.....	46
<b>Figure IV.3</b> - Plus proches voisins du pixel 'x' selon 4 directions.....	48
<b>Figure IV.4</b> - Exemple de calcul de matrice de cooccurrence.....	48
<b>Figure IV.5</b> - Format de vecteur de caractéristique.....	50
<b>Figure IV.4</b> - Diagramme de cas d'utilisation.....	52
<b>Figure V .1-</b> base d'image.....	55
<b>Figure V.2</b> - Présentation de l'ontologie « Eye-Onto » sous protégé-2000.....	56
<b>Figure V.3</b> - Interface principale.....	56
<b>Figure V.4 (a)-</b> ouverture d'une image.....	57
<b>Figure V.5 (b)-</b> importation de l'image.....	57
<b>Figure V.6</b> - segmentation d'image.....	57
<b>Figure V.7-</b> enregistrement de l'image segmentée.....	58
<b>Figure V.8-</b> confirmation d'extraction.....	58
<b>Figure V.9-</b> vecteur de caractéristiques extrait.....	58
<b>Figure V.10-</b> catégorisation de l'image à traiter.....	59



## **1. Contexte du travail**

Dans les domaines de l'analyse de scènes et de l'interprétation d'images, tout comme dans le domaine de l'indexation des images numériques, on assiste, grâce aux progrès récents en ingénierie des connaissances, à un regain d'intérêt pour les approches s'appuyant sur la modélisation de connaissances a priori sur le domaine étudié. En particulier, les ontologies permettent de formaliser, de manière cohérente et consensuelle, les connaissances d'un domaine donné.

En effet, les ontologies ont pour but de saisir la connaissance dans un domaine, d'une façon générale et de fournir une représentation communément acceptée qui pourra être réutilisée et partagée par diverses applications et groupes. Les ontologies fournissent un vocabulaire commun dans un domaine et définissent - à différents niveaux de formalisation - la signification des termes et leurs relations.

L'annotation sémantique (haut niveau) signifie que l'analyse de l'image se fait en termes d'objet et de contenu, et non pas seulement en termes de statistiques sur les couleurs, les textures ou autres caractéristiques bas niveau de l'image. Ce qui demande un complément d'information certain à la méthode, car par définition, seules les caractéristiques de base sont disponibles immédiatement dans l'image. La sémantique elle-même n'est pas inscrite dans l'image, mais se trouve ailleurs. Donc il faut rechercher des moyens pour connecter (ou lier) la connaissance sémantique humaine et l'apparence de l'image (les caractéristiques extraites).

## **2. Problématique et motivations**

Aujourd'hui l'imagerie médicale est l'un des champs d'application privilégiés des techniques de l'analyse numérique d'images. Nous nous intéressons en particulier à l'imagerie rétinienne pour l'aide au diagnostic de la rétinopathie diabétique. En effet, avec l'avènement des systèmes d'angiographie rétinienne numérisée, il est possible d'analyser de manière automatique les images angiographiques afin de faciliter et d'améliorer le diagnostic de la rétinopathie diabétique.

La rétinopathie diabétique est une complication du diabète, elle est une cause importante de malvoyance et la première cause de cécité chez les sujets de moins de 60 ans [34], en Algérie ainsi que dans l'ensemble des pays industrialisés. La prévalence de la rétinopathie diabétique augmente avec la durée du diabète. La rétinopathie diabétique est une

maladie silencieuse pendant de nombreuses années. Les symptômes n'apparaissent qu'au stade des complications.

La surveillance ophtalmologique régulière tout au long de la vie des diabétiques devrait permettre d'éviter l'évolution vers des complications graves de la rétinopathie diabétique. La surveillance régulière est basée sur l'interprétation de l'image angiographique. Cependant, le nombre insuffisant des ophtalmologues rend difficile la compilation des données pour cette maladie.

Afin de palier à cette insuffisance des spécialistes dans ce domaine, ce travail portera sur l'annotation automatique d'images angiographiques. Il s'agira donc de concevoir un système qui permettra de contribuer dans le dépistage et le suivi de la rétinopathie diabétique ; il assistera le médecin dans sa prise de décision et améliorera son diagnostic sur la pathologie. Ce système pourra ainsi réduire les coûts et le nombre de spécialistes estimés pour la réalisation du suivi et la surveillance de la progression de la pathologie.

Plusieurs interrogations nous interpellent et auxquelles nous devons réfléchir pour réaliser un système performant :

- Comment rechercher les sources extérieures donnant accès aux clés de décodage sémantique de l'image ?
- Comment classer l'image selon son stade pathologique ?
- Comment reconnaître les lésions sur l'image ?

### **3. Objectifs de travail**

Parmi les objectifs que nous nous sommes fixés dans ce travail, il s'agit en particulier:

- d'exploiter l'information contenue dans les images et d'en extraire une sémantique pour un besoin de recherche d'information et plus particulièrement pour une annotation sémantique automatique des images médicales.
- de catégoriser les images rétinienne selon le stade de la rétinopathie diabétique.

#### **4. Organisation du mémoire**

Afin d'atteindre les objectifs cités ci-dessus, notre mémoire s'articulera autour de deux parties :

- Etat de l'art qui contiendra trois chapitres :
  - **Chapitre I** : il concerne le contexte médical dans lequel s'inscrit notre travail ; des notions générales sur la vision assistée par ordinateur ainsi que les principaux traitements d'images seront décrits.
  - **Chapitre II** : il présente des généralités sur les Ontologies. nous y aborderons l'origine, les définitions, les composants, la classification et les buts des Ontologies.
  - **Chapitre III** : il décrit les méthodes d'indexation et de recherche d'information. Les principales approches d'annotation d'images seront abordées notamment l'annotation automatique. Nous présenterons aussi quelques méthodes pour l'extraction des caractéristiques visuelles de l'image (texture, couleur, forme..).
- Conception et implémentation qui contiendra quatre chapitres :
  - **Chapitre IV** : il illustre la conception de l'approche proposée ; des détails seront donnés sur l'ontologie utilisée.
  - **Chapitre V** : il concerne l'implémentation du système d'annotation automatique d'images rétiniennes. Dans ce chapitre, nous présenterons l'environnement de développement (langages et outils utilisés) ainsi que le diagramme d'accessibilité et l'architecture de déploiement du système. Quelques résultats illustreront les performances de notre système.

En fin, la conclusion de ce mémoire synthétisera nos principales contributions et donnera quelques perspectives à notre travail.

# **Partie I :**

# **Etat de l'art**



## 1. Introduction

Le système de vision artificielle nous offre aujourd'hui, la possibilité de résoudre automatiquement de nombreuses opérations relevant de l'analyse d'images et auparavant, effectuées "manuellement" ; ceci dans des domaines très diversifiés ; tels que la télédétection, le contrôle de qualité lors de la fabrication de matériaux,... ou encore les applications en imagerie médicale, qui correspond au cadre dans lequel notre travail s'inscrit. Parmi les nouvelles techniques développées par l'industrie pour l'imagerie médicale (l'angiographie, la mammographie, l'IRM...), les systèmes de traitement d'images, occupent aujourd'hui, une place importante et tout à fait originale, d'abord parce qu'ils ont su prouver leur intérêt dans des divers domaines tels que, la restauration d'images, mais également parce qu'ils sont en évolution permanente dans l'aide au diagnostic médical.

Dans ce chapitre, nous définissons l'étape de la vision intelligente ainsi que les notions de base du traitement d'images. Nous donnerons par la suite, quelques informations sur le contexte médical dans le lequel nous avons projeté de travailler.

## 2. Vision humaine/Vision Assistée par Ordinateur [1,3]

L'avènement des robots de la troisième génération capable de percevoir leur environnement et de réagir à celui ci a fait faire un bond en avant aux théories et techniques de la perception. Parmi celles-ci, la vision s'est affirmée comme un domaine de recherche privilégié, et ce pour plusieurs raisons. De tous nos sens, la vue est celui qui offre la plus grande flexibilité et nous apporte la plus grande quantité d'information sur ce qui nous entoure du fait de la multiplicité de ses dimensions : spatiale, énergétique, temporelle.

La perception de notre espace, la reconnaissance des objets qui le compose et la détection du mouvement de ceux-ci sont des données essentielles pour l'humain et sont toutes transmises par le biais de ses yeux.

Le traitement numérique des images va mettre en œuvre deux types d'approches principaux:

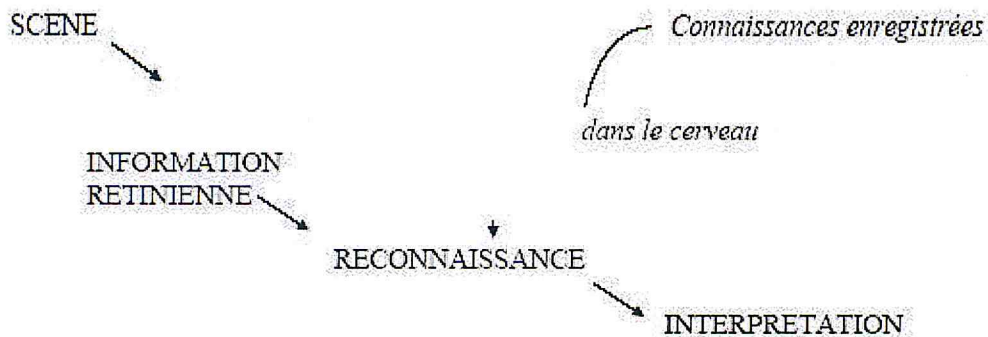
- L'amélioration d'images pour la visualisation et éventuellement l'interprétation manuelle par un expert humain.
- La vision par ordinateur qui consiste à réaliser des opérations de perception, d'interprétation automatique par ordinateur, de façon analogue au système de perception visuelle humain.



## 2.1 Perception humaine

L'œil doit d'abord obtenir une image du monde extérieur parfaitement au point sur la rétine, ce qui demande un système optique élaboré (composé de la cornée, du cristallin et du diaphragme irien). Ensuite le système nerveux (rétine, voies visuelles et cerveau) doit transmettre fidèlement cette image depuis l'œil jusqu'au cerveau. Enfin, ce dernier doit réélaborer les informations reçues pour les faire émerger sous la forme d'une image.

Quelques indications rapides: une personne regardant autour d'elle peut décrire pratiquement et immédiatement ce qu'elle voit. La scène est perçue à l'aide des cellules de la rétine qui correspondent à environ 1.000.000 pixels (1 pixel = 1 point image).



**Figure I.1-** Fonctionnement de la perception

Les performances moyennes de l'homme sont [4]:

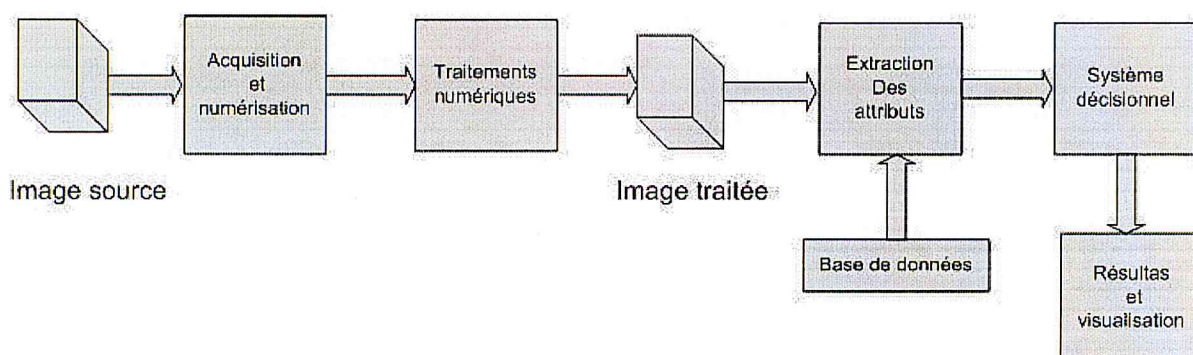
- temps d'identification d'une image : ~100 ms
- Nombre de scènes mémorisées : ~100 000

## 2.2 Vision assistée par ordinateur (VAO)

A ces considérations s'ajoute un facteur non négligeable qui est la possibilité de réaliser un système de perception anthropomorphe ; l'histoire montre en effet le désir qu'a l'homme de créer un être à son image, depuis les premiers automates jusqu'aux systèmes de vision stéréoscopiques qui utilisent deux caméras juxtaposées de manière analogue aux deux yeux de l'être humain, ce qui permet de percevoir la distance de l'objectif à l'objet examiné. L'arrivée sur le marché d'ordinateurs de plus en plus performants a rendu possible ce qui n'était qu'une vue de l'esprit il y a quelques dizaines d'années. Des progrès de la technique est née la vision par ordinateur (VAO) dans laquelle vient s'intégrer le **traitement d'images**.

La conception, des systèmes de vision pour l'interprétation automatique des scènes suscite un intérêt particulier et de plus en plus croissant [4]. C'est dans ce cadre, que de nombreux chercheurs se sont penchés sur ce problème et ont développé plusieurs approches en vue de la conception d'un système de vision adéquat qui puisse décrire l'importance des quantités d'informations contenues dans l'image en recherchant des indices visuels ou des primitives pertinentes permettant de la représenter sous une forme plus condensée et facilement exploitable par la machine : c'est le domaine de **l'analyse d'images**.

La vision assistée par ordinateur (VAO) et, à travers elle, le traitement d'images ont connu ces dernières années une très forte expansion dans divers domaines tels que l'industrie, la robotique, l'espace, le médical, le militaire, etc. Cela peut s'expliquer par la part prépondérante que représente la vision dans l'activité humaine et par le besoin d'améliorer cette perception dans des conditions d'observation délicates, voire de l'automatiser pour permettre l'exécution autonome de certaines tâches (figure 1.2).



**Figure I.2-** Chaîne de la vision par ordinateur (VAO)

### 3. Introduction au traitement d'images

Le traitement d'images désigne une discipline des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information [1,3].

Le rôle du traitement d'images est donc d'aider l'opérateur d'un système à exploiter correctement et efficacement cette masse d'informations, tout d'abord en lui présentant des images qui soient ergonomiques (confortables à observer et à analyser), mais aussi riches en informations utiles à l'accomplissement de sa mission. On peut définir le traitement d'images comme étant un ensemble de techniques appliquées aux images ayant pour but : l'amélioration, la compression, l'analyse et la reconstruction des images.

La modification de ces images est destinée pour :

- faciliter la manipulation des images (stockage, visualisation,...),
- obtenir des images plus nettes (élimination des bruits),
- reconstruire des images touchées par les distorsions ou les déformations.

Dans le contexte de la vision artificielle, le traitement d'images se place après les étapes d'acquisition et de numérisation, assurant les transformations d'images et la partie de calcul permettant d'aller vers une interprétation des images traitées. Cette phase d'interprétation est d'ailleurs de plus en plus intégrée dans le traitement d'images, en faisant appel notamment à l'intelligence artificielle pour manipuler des connaissances, principalement sur les informations dont on dispose à propos de ce que représentent les images traitées.

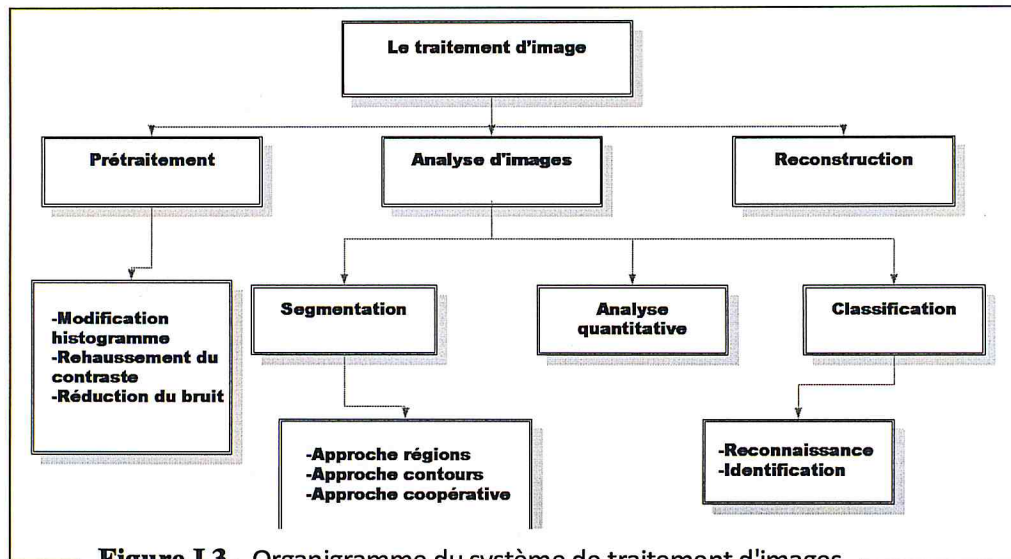
La compréhension du traitement d'images commence par la compréhension de ce qu'est une image. Le mode et les conditions d'acquisition et de numérisation des images traitées conditionnent largement les opérations qu'il faudra réaliser pour extraire de l'information. En effet, de nombreux paramètres entrent en compte, les principaux étant :

- La résolution d'acquisition et le mode de codage utilisé lors de la numérisation, déterminent le degré de précision des éventuelles mesures de dimensions,
- Les réglages optiques utilisés, (dont la mise au point) déterminent par exemple la netteté de l'image,
- Les conditions d'éclairage déterminent une partie de la variabilité des images traitées,
- Le bruit de la chaîne de transmission d'image.

Nous résumons les principales étapes du traitement d'images par l'organigramme ci-dessous (figure 1.3), qui illustre les grandes étapes suivantes :

- Le prétraitement,
- L'analyse d'images,
- La reconstruction d'images.





Le traitement d'images est essentiellement utilisé pour avoir une meilleure qualité et visibilité des portions sur l'image rétinienne et permettre ainsi de lever les indécisions. Il est indispensable de nos jours pour les spécialistes, d'utiliser l'ordinateur pour établir un meilleur diagnostic. Le traitement d'images rétiniennes peut être utilisé pour :

- améliorer la qualité de l'image rétinienne et réduire les bruits dus à l'acquisition.
- mesurer les paramètres d'intérêt clinique (surface, volume, densité, etc.).
- proposer une interprétation (RDF « Reconnaissance De Forme », calcul de dose, etc.).

Mais auparavant l'image doit être digitalisée par un traitement numérique qui intervient dans toutes les phases d'acquisition et du traitement d'image et permet la reproduction de l'image qui ne pourrait être obtenue différemment.

#### 4. L'image et ses caractéristiques

Une image est la représentation d'une scène acquise à l'aide de systèmes de production d'images (appareils photographique, caméra, radiographies, scanner, sonar,.....).

Sa forme peut être analogique (ex: négatif, photographie, vidéo..) ou numérique (images numérisées suivant divers formats (images compressées ou non) ou obtenues par des capteurs fournissant des images numérisées) et dans ce cas un traitement par ordinateur est possible.

## 4.1 Définition d'une image

Une image peut être considérée comme une fonction  $I(\mathbf{X})$  définie sur un espace multidimensionnel [2,3]:

- $\mathbf{X}$  est un vecteur de coordonnées définissant une position dans un espace multidimensionnel (ex.  $\mathbf{X} = (\mathbf{x1}, \mathbf{x2})$  dans le 2D)
- $I(\mathbf{X})$  est une valeur scalaire.

Les images les plus courantes sont définies dans un espace :

- à 2 dimensions (images 2D) : photographies N/B ou couleur, radiographies,...
- ou à 3 dimensions (images 3D): images tomographiques, ...

## 4.2 Différents types d'images

### 4.2.1 Images monochromes

Ces images sont dites à niveaux de gris, car on ne prend pas en compte ici la couleur mais seulement l'intensité lumineuse (l'exemple classique correspond aux photographies noir et blanc). Parmi ces images, on peut trouver les :

➤ **images binaires** : dans ce cas, chaque pixel est représenté par un bit (0/1) avec en général (0 ---> noir, intensité nulle et 1 --> blanc, intensité maximale). Notons que la plupart des systèmes de traitement d'images placeront chaque pixel dans un octet [code 0 ou 255 (pour coder le 1 de l'image binaire)] pour des facilités d'accès et d'écriture des algorithmes.

➤ **images en niveaux de gris** : dans ce cas, on dispose d'une échelle de teintes de gris, et la plupart du temps on dispose de 256 niveaux de gris avec:

0 ----> noir, .....127 ----> gris moyen, ....., 255 ----> blanc.

### 4.2.2 Images couleurs

Ces images sont en général codées en utilisant le codage des trois couleurs fondamentales (rouge, vert, bleu), on parle alors d'images **RVB** (cela correspond au codage des téléviseurs couleur).

Chaque couleur est codée sous forme d'un octet, d'où



$$\rightarrow \text{Image RVB} \left\{ \begin{array}{l} \text{composante Rouge, intensité de 0 à 255} \\ + \text{ composante Verte, intensité de 0 à 255} \\ + \text{ composante Bleue, intensité de 0 à 255} \end{array} \right\}$$

On code ainsi  $2^{24} = 16\,777\,216$  couleurs différentes.

La couleur peut aussi être codée sur un octet (256 couleurs) et l’affichage étant réalisé après passage dans une table de couleurs (transcodage).

## 5. Context medical

La rétinopathie diabétique est une maladie à forte prévalence chez les diabétiques [7]. Il existe des traitements pour prévenir sa progression et réduire le risque de cécité. L’efficacité du traitement est plus grande lorsque le diagnostic est posé tôt et qu’il est administré en temps opportun. Après analyse des données probantes, des expériences existant ailleurs et du contexte actuel en Algérie, la mise en place d’un programme de dépistage de la rétinopathie diabétique est pertinente et faisable. Un tel programme vise à déceler les personnes qui présentent une rétinopathie à haut risque, car elles peuvent bénéficier d’un traitement préventif. Avant d’établir des scénarios réalistes et d’estimer leurs coûts, il faudra définir, entre autres, l’organisation du dépistage dans le cadre de la prise en charge globale actuelle des patients diabétiques, le partage des activités de dépistage entre les professionnels, et la formation de professionnels qui devront assurer la qualité des photos [6,9].

### 5.1. Epidémiologie

Le diabète est une maladie très répandue. A travers le monde, environ 150 millions de personnes en souffrent et ce chiffre pourrait bien doubler d’ici 2025 [5] Le diabète de type 2 est beaucoup plus fréquent que le diabète de type 1 puisqu’il représente environ 90 % des cas mondiaux. Pourtant, le risque de rétinopathie diabétique est plus élevé en cas de diabète de type 1 [6]. En France, 35 à 40 % des personnes diabétiques sont atteintes d’une rétinopathie, soit environ 800 000 personnes [7]. Aux Etats-Unis, plus de 2,5 % de la population de plus de 18 ans souffre de rétinopathie diabétique [8] . Les pays en développement eux non plus ne sont pas épargnés par cette affection, notamment en raison du manque d’ophtalmologistes pour assurer des visites annuelles de dépistage [9]. Les chiffres sur la prévalence du diabète en Algérie sont approximatifs. Il y aurait 2,5 millions, 3,5 millions et même 4 millions de

personnes souffrant de cette maladie, dans le pays [34]. Les spécialistes divergent sur la quantification du diabète, quatrième cause de mortalité chez nous.

La rétinopathie est une cause majeure de cécité et de malvoyance. Ainsi, environ 10 % des diabétiques ont des problèmes de vision. Pourtant, selon des estimations, la détection et le traitement précoce de l'atteinte de la rétine permettraient de prévenir plus de 95 % des baisses d'acuité visuelle chez les diabétiques [10]

## **5.2. Anatomie de l'œil**

L'œil est une merveille de la nature, un des organes les plus perfectionnés de notre corps. Miroir de nos émotions et de nos pensées secrètes, l'œil est une caméra réflexe très perfectionnée composée de 13 éléments.

La *cornée* est une membrane transparente qui nous permet de voir *l'iris*, le *diaphragme* coloré. La *pupille* est un diaphragme qui laisse passer la lumière, elle peut ne mesurer que 1 à 2 mm de diamètre en lumière intense pour atteindre 8 mm dans l'obscurité.

L'œil est tapissé de 3 feuillets :

- *la sclérotique* : c'est le blanc de l'œil, elle est entourée d'une membrane très fine et transparente, appelée conjonctive,
- *la choroïde* : couche pleine de pigments qui constitue une chambre noire ; elle est très vascularisée,
- *la rétine* : tissu très important et très fragile, c'est un tissu sensoriel transformant le flux lumineux en influx nerveux.

Derrière l'iris se trouve le *crystallin*. Il est entouré par les corps ciliaires auxquels il est maintenu par la zonule de Zinn. Le cristallin est transparent et peut perdre sa transparence, avec l'âge entre autre.

Entre le cristallin et le fond de l'œil, on trouve le *corps vitré* qui est une masse gélatineuse blanche transparente qui maintient la forme de l'œil.

A l'avant de l'œil on délimite 2 zones :

- *la chambre antérieure* entre la cornée et l'iris. Elle est remplie par l'humeur aqueuse.
- *la chambre postérieure* entre l'iris et le cristallin.

Les *paupières* répartissent les larmes par leur clignement.

Enfin, le nerf optique fonctionne comme une courroie de transmission en direction du cerveau.

La figure ci-dessous décrit le schéma anatomique de l'œil.

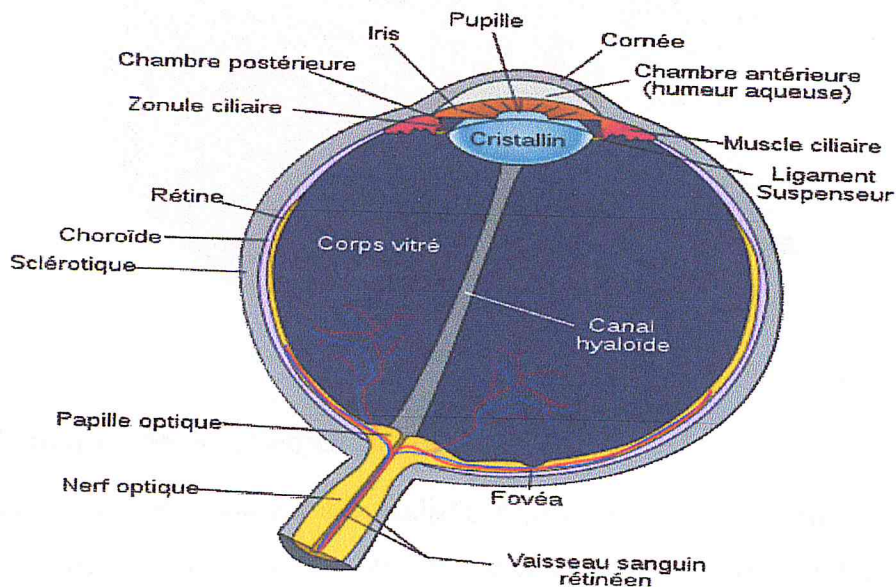


Figure I.4 - Anatomie de l'œil [4]

### La rétine:

La rétine est un tissu nerveux, sensible à la lumière, tapissant l'intérieur de l'œil. Elle transmet les informations visuelles au cerveau par le biais du nerf optique. Elle est constituée de deux zones : la macula et la rétine périphérique. La macula est une tache d'environ 1 mm située au milieu de la rétine, qui permet la vision centrale et la perception des détails. Elle est entourée de la rétine périphérique à qui l'on doit la vision latérale et la perception de l'environnement.



- ✓ Le pourcentage de diabétiques présentant la rétinopathie diabétique augmente avec l'ancienneté du diabète.
- ✓ La diagnostique repose sur l'examen du fond d'œil et l'analyse soigneuse de l'angiographie fluorescéinique.
- ✓ L'évolution est redoutable mais, possibilité de traitement par photo coagulation au laser selon les données de l'angiographie.

#### 5.4. Physiopathologie

Pour schématiser le mécanisme. Des notions sont nécessaires à apporter, nous citons ;

- **Patteinte du capillaire** : obstruction des vaisseaux
- **Le micro-anévrisme** : dilatation des vaisseaux. Ce sont les premières lésions visibles, car elles aboutissent à un œdème (gonflement) rétinien et parallèlement à un manque d'oxygène.
- **Ischémie** : manque d'oxygène.
- **Les néo-vaisseaux** : formation de nouveaux capillaires.

Des complications sont fréquentes, comme une hémorragie intra vitréenne ou un décollement de la rétine.

Tous ces phénomènes aboutissent à une baisse de l'acuité visuelle voir à une cécité.

#### 5.5. Classification des pathologies rétinienne

La rétinopathie diabétique débute par un stade de rétinopathie diabétique non proliférante, et évolue vers la rétinopathie diabétique non proliférante sévère (ou préproliférante) qui se caractérise par une ischémie rétinienne étendue. Cette dernière peut évoluer vers le stade de la rétinopathie diabétique proliférante qui se caractérise par la prolifération de néo vaisseaux à la surface de la rétine et/ou sur la papille.

L'œdème maculaire est associé aux rétinopathies diabétiques non proliférantes.

##### 5.5.1. Les stades de la rétinopathie diabétique

Les différents stades de la rétinopathie diabétique (RD) sont :

- **pas de rétinopathie diabétique (stade zéro)**
- **rétinopathie diabétique non proliférante**
  - RD non proliférante minime (micro anévrismes isolés)

- RD non proliférante modérée (micro anévrismes, hémorragies rétinienne punctiformes, nodules cotonneux, exsudats secs).
  - RD non proliférante sévère (ou RD préproliférante = RDPP), définie par l'association des signes ophtalmoscopiques évocateurs d'ischémie rétinienne sévère : anomalies veineuses nombreuses (dilatations en chapelet et boucles veineuses), hémorragies intra-rétiniennes étendues, groupement d'anomalies micro vasculaires intra-rétiniennes (A.M.I.R).
- **Rétinopathie diabétique proliférante (RDP)**
- RDP minime : néo vaisseaux pré rétiniens sur une surface inférieure à une demi-papille.
  - RDP modérée : néo vaisseaux pré papillaire dans moins d'un tiers de la surface papillaire, vaisseau pré rétiniens dans une surface supérieure à une demi-papille
  - RDP sévère : néo vaisseaux papillaires sur plus d'un tiers de la surface papillaire.
- **Rétinopathie diabétique proliférante compliquée** : commence par une hémorragie du vitré, en suite le décollement de rétine par traction, puis un glaucome néo vasculaire

Dans chaque stade des trois types de la RDP peut comporter les caractéristiques des lésions précédentes (Héritage)

### **5.5.2. Les stades de la maculopathie**

- Maculopathie œdémateuse :
  - Œdème maculaire diffus : œdème maculaire non cystoïde, œdème maculaire cystoïde
  - Œdème maculaire focal ou "maculopathie exsudative" (exsudats secs menaçant la macula)
- maculopathie ischémique :
  - Zone d'ischémie dans la macula.

Les différentes formes sont distinguées à l'examen du fond d'œil selon la présence d'un épaissement diffus ou localisé de la macula et /ou d'exsudats secs.



## 5.6. Classification des lésions rétiniennes

Les lésions rétiniennes sont liées à la rétinopathie non proliférante, proliférante, proliférante compliquée ou la maculopathie.

### 5.6.1. Rétinopathie non proliférante

➤ **minime :**

- micro anévrysmes

➤ **modérée :**

- exsudats secs
- ischémie
- nodules cotonneux (<< nodules dysoriques >>)
- hémorragies rétiniennes punctiformes

➤ **sévère :**

- .AMIR
- .modification
- .hémorragies intra rétiniennes étendues

### 5.6.2. Rétinopathie proliférante

➤ **minime :**

- néo vaisseaux pré rétiniens

➤ **modérée :**

- néo vaisseaux pré papillaires
- néo vaisseaux pré rétiniens

➤ **sévère :**

- Néo vaisseaux pré papillaires

### 5.6.3. Rétinopathie proliférante compliquée

➤ **minime :**

- hémorragie du vitré

➤ **modérée :**

- décollement de rétine par traction

➤ **sévère :**

- glaucome néo vasculaire

### 5.6.4. Maculopathie

➤ **Œdémateuse :**

- œdème diffus non cystoïde

- œdème diffus cystoïde
- œdème focal

➤ **ischémique :**

- ischémie

Le schéma suivant classifie les lésions selon l'ordre de leurs apparitions et leurs niveaux pathologique.

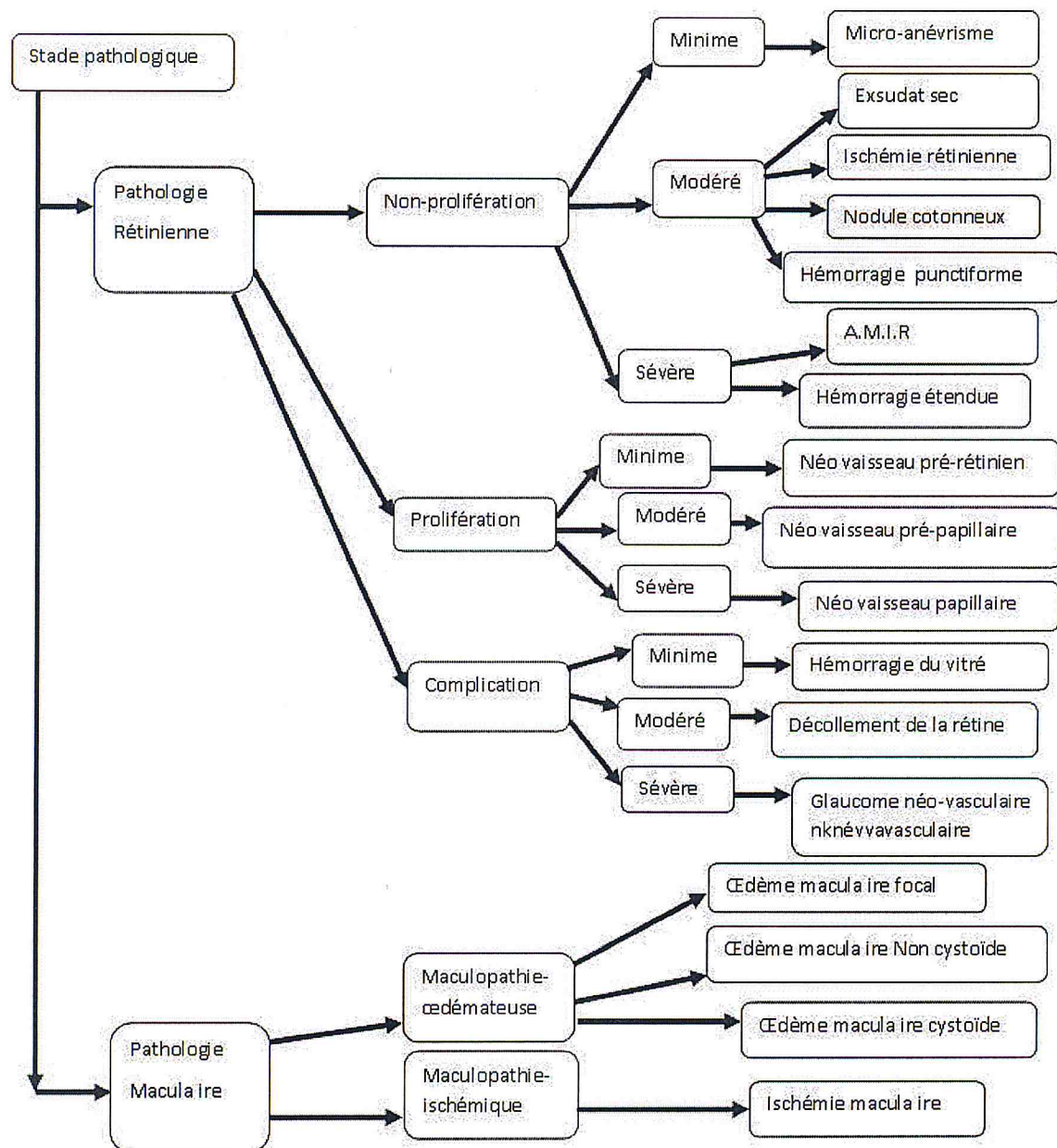


Figure I.6 : différents stades pathologiques [mémoire Aoudjat Sarah].

## **6. Conclusion**

Avec l'avènement d'outils de traitement des images médicales, des applications comme le dépistage automatique de la rétinopathie diabétique pour la recherche des différents stades pathologiques sont devenus envisageables. La constitution de bases de données d'images apporte une base de connaissances supplémentaires qui permet la création d'ensembles de données de référence utiles à la création de modèles et à l'analyse statistique d'images.

Dans le chapitre II, nous allons étudier les ontologies. Nous y aborderons l'origine, les définitions, les composants, la classification et les buts des ontologies.



### 1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons essayer de donner une introduction globale aux *ontologies*, en mettant le point sur leur origine, leur définition.

Un système utilisant la connaissance doit avoir accès non seulement aux termes utilisés par l'être humain mais également à la sémantique qui leur est associée. Les ontologies visent à représenter cette connaissance en étant à la fois interprétables par l'homme et par la machine.

Une ontologie est une conceptualisation d'un domaine d'intérêt, elle vise à représenter les connaissances dans un but d'interprétation aussi bien par l'homme que par la machine. L'utilisation d'ontologies en informatique vise à intégrer une couche de connaissances aux systèmes afin de permettre des traitements élaborés de l'information qu'ils manipulent. Cependant, le formalisme conceptuel soutenu par l'ontologie peut ne pas être suffisant pour représenter des connaissances imprécises qui se trouvent dans beaucoup de domaines d'application en raison du manque de limites bien définies entre les concepts des domaines (le sens de concepts flous). La connaissance par sa nature est lexicalement imprécise et non catégorique, elle contient l'ambiguïté et le flou. Les ensembles flous ont été introduits pour représenter et manipuler des connaissances avec des incertitudes en utilisant les fonctions d'appartenance à des ensembles flous. Elle a été introduite par L.A. Zadeh dans la fin des années 60 comme extension de la logique booléenne pour prendre en charge le concept de la vérité partielle « partial truth ».

Les ontologies sont utilisées dans l'intelligence artificielle, le Web sémantique, le génie logiciel, l'informatique biomédicale, la bibliothèque des sciences et de l'architecture de l'information comme une forme de représentation des connaissances sur le monde ou une partie de celui-ci.

### 2. Représentation de la connaissance

Il convient tout d'abord de caractériser la connaissance par rapport aux termes de donnée, information, processus et connaissance.

**La donnée** est la moins porteuse de sens de tous ces termes. Les données ne sont ni vraies, ni fausses, ni significatives à moins d'être récupérées, représentées et réinterprétées.

Les données deviennent **informations** quand elles prennent un sens soit pour le système soit pour l'utilisateur. L'information, constituée de données, devient **connaissance** à partir du moment où elle sert de fondement à une inférence, au déclenchement d'un processus [11].

### 2.1. Définition de l'ontologie

Le sens du terme ontologie a évolué au sein de la communauté de l'intelligence artificielle. Pour T. Gruber, une ontologie est une spécification explicite d'une conceptualisation d'un domaine [12]. Le terme conceptualisation est à rapprocher d'un modèle qui définit un ensemble de concepts et de propriétés de concepts organisés en hiérarchie. Le terme spécification explicite signifie que ce modèle doit être représenté dans un langage de représentation des connaissances (muni d'une syntaxe et d'une sémantique) afin qu'il soit utilisable aussi bien par des machines que par des humains.

Un concept est une notion généralement exprimée par un terme. Il représente un groupe d'objets ou d'entités qui partagent des caractéristiques qui nous permettent de les reconnaître comme faisant partie de ce groupe. Une ontologie vise donc à définir les primitives, fournies avec leur sémantique, qui sont nécessaires pour représenter la connaissance dans un contexte donné.

Plus formellement, une ontologie est composée de plusieurs entités [12] :

- un ensemble de concepts ;
- un ensemble de relations entre ces concepts ;
- un ensemble d'axiomes (p. ex. transitivité, réflexivité, symétrie des relations).

Les ontologies sont classées suivant deux dimensions : la quantité et le type de structure de la conceptualisation, et le sujet de la conceptualisation.

La première dimension amène à distinguer trois types d'ontologies :

- Les *ontologies terminologiques* spécifient les termes utilisés pour représenter la connaissance dans un domaine donné.
- Les *ontologies d'information* spécifient la structure des bases de données.
- Les *ontologies de représentation des connaissances* spécifient le modèle des connaissances du domaine considéré.

La seconde dimension classe les ontologies en quatre types :

- **Les ontologies d'application** contiennent toutes les définitions nécessaires pour modéliser la connaissance pour des applications particulières.

Elles ne sont pas réutilisables en elles-mêmes puisqu'elles sont dédiées à ces applications.



- **Les ontologies de domaine** définissent des conceptualisations spécifiques à certains domaines. Les méthodologies d'ingénierie des connaissances font une distinction explicite entre ontologies de domaine et connaissances du domaine. Les connaissances du domaine décrivent des situations effectives dans un certain domaine ; l'ontologie de domaine pose les contraintes sur la structure et le contenu (i.e. la grammaire et le vocabulaire) des connaissances du domaine.

- **Les ontologies génériques** sont similaires aux ontologies de domaine mais les concepts qu'elles définissent sont communs à plusieurs domaines.

Elles définissent des concepts tels que les événements, les processus, les actions, les entités physiques.

- **Les ontologies de représentation** fournissent les primitives nécessaires à la description des ontologies génériques et de domaine. Elles fournissent des éléments de représentation pour les ontologies sans faire référence aux entités du monde réel.

### 4. Les composantes d'ontologie

Une ontologie ne peut être construite que dans le cadre d'un domaine précis de la connaissance, ne serait-ce que parce que beaucoup de termes n'ont pas le même sens d'un domaine à l'autre. Les connaissances traduites par une ontologie sont à véhiculer à l'aide des éléments suivants:

#### 4.1. Concepts

Un concept peut représenter un objet, une notion, une idée. Le **terme** est un élément lexical qui permet d'exprimer le concept en langue naturelle, il peut admettre des synonymes. La **notion** également appelée *intension* du concept, contient la sémantique du concept, exprimée en termes de propriétés et attributs, et de contraintes.

L'ensemble **d'objets** appelé *extension* du concept, regroupe les objets manipulés à travers le concept ; ces objets sont appelés instances du concept. Des concepts partageant la même extension mais pas leurs intensions peuvent être désignés par le même terme. Ceci correspond à *des points de vue* différents sur un même concept. Par exemple, pour le domaine des voitures, d'un point de vue *mécanique* un véhicule peut être défini selon le type de moteur, le diamètre des roues, etc. tandis que dans d'un point de vue *vente*, les définitions vont plutôt contenir des informations sur le type de véhicule (tourisme, utilitaire, transport de groupes etc.).



### 4.2. Relation

Si certains liens conceptuels existant entre les concepts peuvent s'exprimer à l'aide de propriétés portées par les concepts, d'autres doivent être représentés à l'aide de relations autonomes [13]. Une relation permet de lier des instances des concepts. Elles sont caractérisées par un terme (voire plusieurs) et une signature qui précise le nombre d'instances de concepts que la relation lie, leurs types et l'ordre des concepts, c'est-à-dire la façon dont la relation doit être lue. Par exemple, la relation « écrit » lie une instance du concept « personne » et une instance du concept « texte », dans cet ordre.

### 4.3. Axiomes

Assertions acceptées comme vraies à propos des abstractions du domaine traduit par l'ontologie. Interviennent dans la définition des concepts ou des relations, dans l'inférence de nouvelles informations, ....

### 4.4. Instances (ou individus)

Constituent la définition extensionnelle de l'ontologie (pour représenter les éléments spécifiques)

## 5. Langages de représentation des connaissances

Quatre grands paradigmes sont utilisés pour représenter des connaissances en IA et de là les ontologies: Les Graphes Conceptuels, Les frames, les logiques de description, et réseau sémantique.

### 5.1. Réseau sémantique

Le réseau sémantique est une représentation graphique d'une conceptualisation d'une (ou plusieurs) connaissance humaine [14]. Il est représenté sous la forme d'un graphe étiqueté et orienté. Un arc lie un nœud de départ à un nœud d'arrivée. De nombreuses études, ont montré que ce type de graphe manque de précision sémantique et mène à des confusions entre les relations et aussi entre les classes et individus. Elles ont mené à la définition de nouveaux formalismes tels que les frames, les logiques de description et les graphes conceptuels.

### 5.2. Les frames [15]

Les frames sont présentés comme étant une structure de données capable de représenter des objets structurés. Un frame représente une classe ou un objet. Les frames sont organisés dans une hiérarchie suivant un lien de spécification.

Les composants du frame sont appelés « slots », ils sont considérés comme des attributs de la structure. L'information peut être partagée entre plusieurs frames grâce à l'héritage.

### 5.3. Les graphes conceptuels

Les graphes conceptuels ont été présentés par Sowa en 1984 et utilisent une notation à base de graphes [15]. Ils ont été définis comme un langage pivot entre le langage naturel et la logique du premier ordre. Ils visent à formaliser les relations entre prédicats et arguments dans une phrase.

### 5.4. Les logiques de description (LD)

Les logiques de description issues des frames reposent sur trois notions de base : les concepts représentant des classes (ensemble d'objets), les rôles (relations liant deux objets) et les individus. Pour décrire ces éléments, deux structures sont utilisées: la T-BOX et la A-BOX.

La **T-BOX** (boîte terminologique) comprend la description des concepts et des rôles. Cette description est structurée à l'aide du lien hiérarchique sorteDe. Deux concepts particuliers figurent au minimum dans la T-BOX : le concept le plus générique (anything) et le concept le plus spécifique (nothing).

La **A-BOX** (boîte assertionnelle) est constituée des individus, de leur description et des règles qui leur sont attachés. Les inférences reposent sur la reconnaissance d'instances de concepts à partir de leur définition, la détection des concepts plus généraux ou plus spécifiques, et la classification ordonnant les concepts dans la hiérarchie. Les logiques de description reposent sur une sémantique et une syntaxe rigoureuses [16].

## 6. Langages de représentation des ontologies

Différents langages de spécification d'ontologies issus des formalismes précédemment présentés sont apparus à partir des années 1990, tels que : OCML et des langages orientés Web Sémantique OIL (Ontology Inference Layer), XOL (XML based Ontology Exchange

Language), SHOE (Simple HTML Ontology Extensions), TOPIC MAPS, RDF et RDF Schéma, OWL (Ontologie Web Language) [17]. Dans cette section on va présenter deux langages recommandés par le W3C à savoir RDF/RDF Schéma et OWL.

### 6.1. RDF et RDF Schéma

RDF (Resource Description Framework) est une recommandation du W3C pour décrire des ressources. C'est un modèle de graphe pour décrire les métadonnées en permettant leur traitement automatisé. A l'origine, il a été défini pour décrire des ressources du Web telles que les pages Web ; cependant une ressource peut être toute chose ayant une identité (objet physique, concept abstrait, etc.). Le RDF est basé sur la notion de triplet (sujet, prédicat, objet). Le sujet et l'objet sont des ressources liées par le prédicat. RDF utilise la syntaxe XML, mais il ne donne aucune signification spécifique pour le vocabulaire comme (sous-classe ou type). Les primitives de modélisation offertes par RDF sont très basiques. RDF Schéma [18] fournit un ensemble de primitives simples, mais puissantes, pour la structuration de la connaissance d'un domaine en classes et sous-classes, propriétés et sous-propriétés avec la possibilité de restreindre leur domaine d'origine (rdf : domain) et leur domaine d'arrivée (rdf : range).

Il est reconnu comme un langage d'ontologie qui définit des classes, des propriétés, des sous classes, des super-classes, des sous-propriétés, des super-propriétés, le domaine de définition et le domaine image des propriétés.

### 6.2. DAML + OIL

Dans l'optique d'une utilisation d'ontologies sur le Web, le langage RDF-S a été enrichi par l'apport du langage OIL (Ontology Interchange Language) qui permet d'exprimer une sémantique à travers le modèle des frames tout en utilisant la syntaxe de RDF-S.

OIL offre de nouvelles primitives permettant de définir des classes à l'aide de mécanismes ensemblistes issus des logiques de description (intersection de classes, union de classes, complémentaire d'une classe). Il permet également d'affiner les propriétés de RDF-S en contraignant la cardinalité ou en restreignant la portée.

Le langage OIL a été fusionné avec le langage DAML pour former le DAML+OIL. DAML (Darpa Agent Markup Language) est conçu pour permettre l'expression d'ontologies



dans une extension du langage RDF. Il offre les primitives usuelles d'une représentation à base de frames et utilise la syntaxe RDF.

L'intégration de OIL rend possible les inférences compatibles avec les logiques de description, essentiellement les calculs de liens de subsomption.

### 6.3. OWL

Développé par le groupe de travail sur le Web Sémantique du W3C, OWL peut être utilisé pour représenter explicitement les sens des termes des vocabulaires et les relations entre ces termes. OWL vise également à rendre les ressources sur le Web aisément accessibles aux processus automatisés [19], d'une part en les structurant d'une façon compréhensible et standardisée, et d'autre part en leur ajoutant des méta informations. Pour cela, OWL a des moyens plus puissants pour exprimer la signification et la sémantique que XML, RDF, et RDF-S. De plus, OWL tient compte de l'aspect diffus des sources de connaissances et permet à l'information d'être recueillie à partir de sources distribuées, notamment en permettant la mise en relation des ontologies et l'importation des informations provenant explicitement d'autres ontologies [20]. OWL a trois sous langages de plus en plus expressifs: OWL Lite, OWL DL, et OWL Full :

-**OWL Lite** : supporte les utilisateurs ayant besoin principalement d'une hiérarchie de classification et des contraintes simples (un ensemble est limité à 0 ou 1 élément, par exemple). Il a une complexité formelle inférieure à celle d'OWL DL. OWL Lite supporte seulement un sous-ensemble de constructions du langage OWL.

-**OWL DL** : D'après son nom OWL DL utilise la logique de description DL. Il supporte les utilisateurs qui réclament l'expressivité maximale tout en retenant la complétude informatique (toutes les conclusions sont garanties d'être calculables), et la possibilité de décision (les calculs finiront en un temps fini). Il inclut toutes les constructions du langage OWL, qui ne peuvent être utilisées que sous certaines restrictions.

- **OWL Full** : a été défini pour les utilisateurs qui veulent une expressivité maximale et une liberté syntaxique de RDF sans des garanties informatiques. OWL Full permet à une ontologie d'augmenter la signification du vocabulaire prédéfini (RDF ou OWL). Il est peu probable que n'importe quel logiciel de raisonnement soit capable de supporter le raisonnement complet de chaque caractéristique de OWL Full. Autrement dit, en utilisant OWL Full en comparaison avec OWL DL, le support de raisonnement est moins prévisible puisque l'implémentation complète d'OWL Full n'existe pas actuellement.

#### 6.4. Structure et éléments d'une ontologie OWL

Une ontologie OWL est une collection d'informations incluant des descriptions de classes, des propriétés et des instances. Elle se sérialise sous forme d'un document OWL avec une extension « .owl » ou « .rdf ».

### 7. Processus de construction d'une ontologie

Le processus de construction d'ontologies repose sur un enchaînement de trois étapes (conceptualisation, ontologisation, opérationnalisation) permettant de passer des données brutes à l'ontologie opérationnelle. Les données brutes, constituant un corpus (exprimé *a priori* en langage naturel), intègrent toutes les connaissances du domaine que l'on souhaite formaliser.

#### 7.1 Conceptualisation

Cette étape consiste à identifier des connaissances contenues dans un corpus représentatif du domaine. Ce travail doit être mené par un expert du domaine, assisté par un ingénieur de la connaissance. Cette étape permet d'aboutir à un modèle informel, sémantiquement ambiguë et généralement exprimé en langage naturel.

#### 7.2 Ontologisation

C'est une formalisation, autant que possible, sans perte d'information, du modèle conceptuel obtenu à l'étape précédente. Ce travail doit être mené par l'ingénieur de la connaissance, assisté de l'expert du domaine. Cette étape facilite sa représentation ultérieure dans un **langage** complètement **formel** et **opérationnel** [20].

L'ontologisation peut être complétée par une étape d'intégration au cours de laquelle une ou plusieurs ontologies vont être importées dans l'ontologie à construire [21].

#### 7.3 Opérationnalisation

C'est une transcription de l'ontologie dans un langage formel (i.e. possédant une syntaxe et une sémantique) et opérationnel (i.e. doté de services inférentiels permettant de mettre en œuvre des raisonnements) de représentation de connaissances. Ce travail doit être mené par l'ingénieur de la connaissance.



## 8. Utilité des Ontologies

Les ontologies ont plusieurs utilités dans divers domaines que nous citons entre autre :

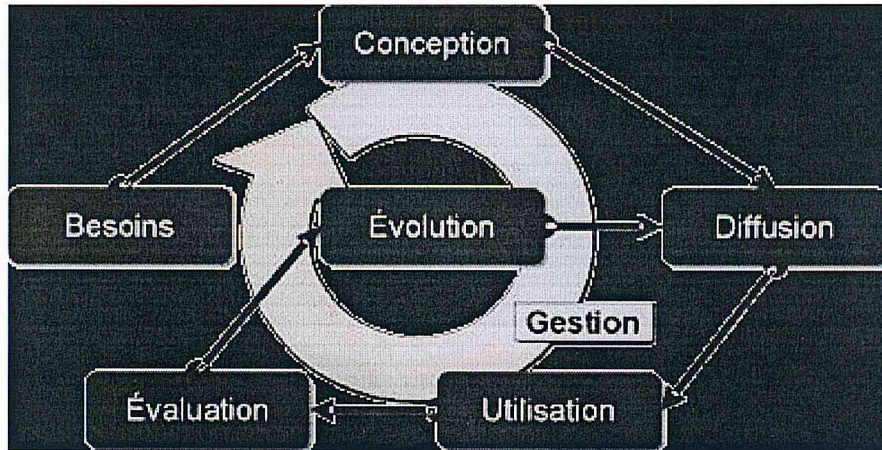
- **Système de base de connaissances (SBC) :** L'ontologie devait servir de représentation des connaissances du domaine pour un SBC. Plus précisément, l'ontologie sert de squelette à la représentation des connaissances du domaine dans la mesure où elle décrit les objets, leurs propriétés et la façon dont ils peuvent se combiner pour constituer des connaissances du domaine complètes.
- **Communication :** les ontologies peuvent intervenir dans la communication entre humains. Dans ce cas, elles servent par exemple, à créer au sein d'un groupe ou d'une entreprise un vocabulaire standardisé. Pour de tels besoins, on est plutôt dans le cadre d'une ontologie informelle. Dans le cas de la communication entre être humains et ordinateurs, l'ontologie est formelle et sert en général à une tâche précise dans le SBC ou le système d'information.
- **Interopérabilité :** l'interopérabilité est une spécialisation de la communication dans ce cas de vue entre deux ordinateurs. L'ontologie répertorie les concepts alors que des applications peuvent s'échanger même si elles sont distantes et développées sur des bases différentes. Cette interopérabilité est l'interopérabilité sémantique qui s'appuie d'abord sur une interopérabilité syntaxique.
- **Indexation et recherche d'information :** plus récemment, les travaux autour du web sémantique ont réactivé la problématique et l'utilisation des ontologies ; en sus d'un rôle de médiateur, les ontologies sont utilisées pour l'indexation, fournissant les index conceptuels décrivant les ressources sur le web [21].

## 9. Cycle de vie d'une ontologie

Les ontologies utilisées comme des composants logiciels dans des systèmes répondant à des objectifs opérationnels différents, leur développement doit s'appuyer sur les mêmes principes que ceux appliqués en génie logiciel [22]. Les activités liées aux ontologies sont d'une part des activités de gestion de projet (planification, contrôle, assurance qualité), et d'autre part des activités de développement (spécification, conceptualisation, formalisation). S'y ajoutent des activités transversales de support telles que l'évaluation, la documentation, la gestion de la configuration [23].



Un cycle de vie inspiré du génie logiciel est présenté dans [21]. Chaque étape de ce cycle de vie pose des problèmes de recherche.



**Figure II.1** - Cycle de vie d'une ontologie.

## **9. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons essayé de donner une vision générale de ce que peuvent être « *Les ontologies* ». Nous avons présenté certaines définitions des ontologies et nous avons exploré les principaux langages.

Dans le prochain chapitre, nous passerons en revue les principales méthodes d'indexation et de recherche d'information.

## 1. Introduction

L'accroissement constant, en nombre et en volume, des bases de données numériques requiert des méthodes d'indexation et des outils de recherche efficaces. Nous rappelons dans ce chapitre les concepts généraux de ce domaine du traitement d'images et de l'information. Nous en présentons les principales approches et les problèmes liés.

Nous rappelons tout d'abord le principe général de l'indexation et de la recherche d'information. Nous nous intéresserons ensuite plus particulièrement au cas des images, après un état de l'art des différentes approches existantes en indexation et recherche d'images.

## 2. Système de recherche d'information

L'indexation est un processus très important dans la recherche d'information qui consiste à analyser chaque document de la collection afin de créer un ensemble des éléments <<Clés>> qui caractérisent le contenu du document. Ces éléments clés sont soit une information textuelle (mots simple, groupe de mots) ou une image (Couleurs, formes...).

Les systèmes d'information s'exécutent en deux étapes :

Dans *l'étape d'indexation*, des caractéristiques sont automatiquement extraites à partir de l'image et stockées dans un vecteur numérique appelé descripteur visuel. Les techniques présentées, dites d'indexation, se proposent d'attacher à une image ou à une vidéo un ensemble de descripteurs de contenu, dans le but de mesurer la ressemblance avec les descripteurs correspondant à la requête.

Dans *l'étape de recherche*, le système en fonction de la requête de l'utilisateur, lui renvoie les résultats correspondant la plupart sous forme d'une galerie d'images ordonnées en fonction de la similarité entre leur descripteur visuel et celui de l'image requête en utilisant une mesure de distance.

## 3. Recherche d'information

La recherche d'information (RI) est un ensemble de techniques et d'outils informatiques dont la finalité initiale était bibliographique : il s'agissait d'aider les usagers à trouver, dans des fonds documentaires, les références concernant un thème particulier. L'amélioration des capacités de stockage des ordinateurs a changé la nature du problème, qui n'est désormais plus

d'exploiter des notices bibliographiques mais de conserver et d'accéder directement aux informations textuelles contenues dans les documents qui constituent les fonds.

Les techniques de la recherche d'information qui a été longtemps réservée aux spécialistes de la documentation est aujourd'hui très largement utilisées dans la catégorisation et classification des documents multimédias, le catalogage des documents et références bibliographiques et l'accès à leur contenu, résumer des textes, et surtout l'analyse de contenu et accès aux informations recherchées à travers les moteurs de recherche sur Internet

#### 3.1 Systèmes de Recherche d'Images par le Contenu

L'expression 'recherche d'images par le contenu' (« Content-Based Image Retrieval, CBIR, en Anglais) remonte aux travaux de Kato en 1992. Son système, ART MUSEUM, permet de retrouver des images d'art par couleurs et contours. Le terme s'est étendu par la suite à tout procédé permettant de rechercher des images selon des descripteurs, pouvant être de type «signal», comme la couleur et la forme, mais également symboliques. Comme le remarquent les auteurs d'un rapport important sur les systèmes de recherche par le contenu [24], retrouver des images indexées manuellement par des mots clefs n'est pas de la recherche par le contenu au sens où le terme est généralement compris, même si ces mots clefs décrivent le contenu effectif de l'image.

Concevoir un système permettant d'assister des utilisateurs dans leurs tâches de recherche d'images pose des **problèmes** variés. Dans [24], les difficultés suivantes sont identifiées :

- Comprendre les utilisateurs d'images et leurs comportements : de quoi les utilisateurs ont-ils besoin ?
- Identifier une manière « convenable » de décrire le contenu d'une image.

C'est une tâche rendue difficile par la subjectivité intrinsèque aux images.

- Extraire des «descripteurs» des images brutes.
- Pouvoir stocker de manière compacte un grand nombre d'images
- Comparer requêtes et images stockées de manière à refléter les jugements de similarité humains
- Accéder efficacement aux images par leur contenu
- Fournir des interfaces utilisables



### 3.1.1 Composants d'un CBIR

Nous décrivons brièvement ici les caractéristiques communes à la plupart des approches : le traitement de la base d'images, les requêtes puis la mise en correspondance et la présentation des résultats. La Figure 3.1 illustre l'ordonnancement de ces étapes :

Dans un premier temps (2), des descripteurs sont calculés à partir de chaque image de la collection (1), ils peuvent être de type signal ou/et symbolique (le vocabulaire d'indexation). Les données extraites (à présent représentatives du contenu de l'image du point de vue du système) constituent la base d'index (3). Les requêtes de l'utilisateur (4) sont alors transformées afin d'être comparables avec la base d'index (5) ; une mise en correspondance (6) entre la requête transformée et la base d'index permet ensuite de produire le résultat de la requête (7). Il se peut également que le système possède des composants liés à la personnalisation, comme par exemple l'extraction, le stockage et l'utilisation d'un profil d'utilisateur.

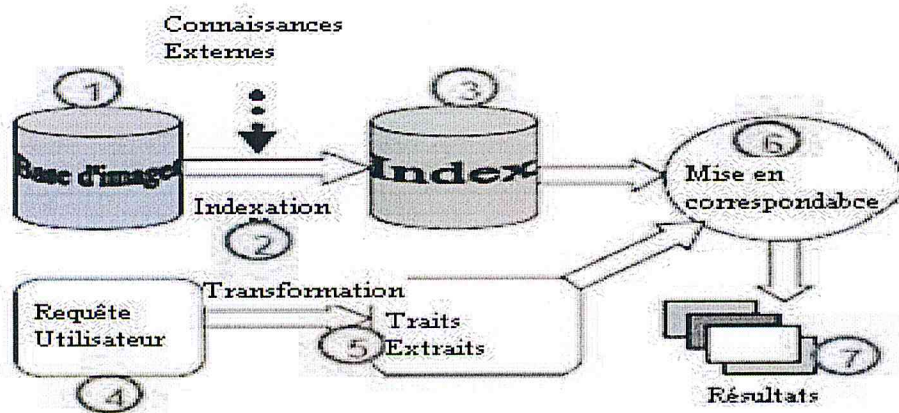


Figure III.1- Principaux composants d'un Système de Recherche par le Contenu

### 3.1.2. La requête

Il existe trois façons d'effectuer une requête dans un système d'indexation et de recherche d'images :

- La *requête par mots clés* : pour travailler avec des requêtes par mots clés, le système doit extraire des mots clés à partir d'une image. Le système se base alors sur l'annotation textuelle des images, réalisée manuellement,

c'est aujourd'hui la méthode la plus employée, beaucoup de moteurs de recherche d'images tels que Google, Yahoo, l'utilisent. Elle est pourtant loin d'être parfaite, quelques mots n'exprimant pas le sens d'une image,

- La *requête par exemple* : soit le système choisit quelques images au hasard dans la base d'images et les montre à l'utilisateur, soit l'utilisateur parcourt la base d'images et choisit une requête ou encore donne sa propre image requête.
- La *requête par esquisse* : la requête se fait par ébauche graphique (sketch), les systèmes permettent souvent de choisir entre une requête par ébauche de formes de contours ou une requête par ébauche de couleurs et textures de régions voire de combiner ces options. La forme est un élément également largement utilisé par les différents systèmes mis au point.

#### 4. Annotation d'images

Les progrès technologiques récents en matière d'acquisition de données multimédia ont conduit à une croissance exponentielle du nombre de contenus numériques disponibles. Pour l'utilisateur de ce type de bases de données, la recherche d'informations est très problématique car elle suppose que les contenus soient correctement annotés.

L'annotation est un moyen d'exprimer la sémantique d'une image. Elle permet d'associer à l'image un mot ou un ensemble des mots, qui dénote son contenu sémantique. On distingue trois types d'annotation

##### 4.1 Annotation manuelle

L'annotation manuelle est un processus manuel, effectué par un être humain, qui attribue à chaque image un ou plusieurs mots clés. Cependant, écrire les annotations à la main est un processus très long et coûteux en comparaison avec une méthode qui serait automatique. De plus, les annotations manuelles sont très subjectives : des personnes différentes adoptent des points de vue différents pour une même image, utilisent un niveau de détail plus ou moins grand (animal, félin, puma) ou emploient des mots clés différents pour décrire le même objet (puma, cougar, tigre rouge). Il est d'autant plus difficile de maîtriser la cohérence des annotations procurées par différentes personnes quand la base de données est grande.



## 3.2. Annotation automatique

L'annotation automatique ou l'auto-annotation s'effectue à travers un système informatique (machine) sans intervention humaine. Elle est plus rapide et (donc) moins coûteuse, et peut également être plus homogène et systématique.

Nous distinguons quelques approches pour traiter le problème de l'annotation automatique.

### 3.2.1. Approches orientées scène

Les approches orientées scène cherchent à reconnaître le sujet principal d'une image, et/ou sa catégorie sémantique en la considérant comme un tout, sans chercher à reconnaître les objets de l'image individuellement.

La reconnaissance de scène peut être vue comme un moyen d'organiser rapidement une grande base de données d'images en plusieurs ensembles plus petits. Elle peut aussi être considérée comme une première approche d'analyse de l'image permettant de guider la reconnaissance d'objets [25].

Ce problème n'est pas aussi ambitieux que le problème plus général de compréhension d'images qui essaye de reconnaître tous les objets d'une image. Les scènes peuvent souvent être classées sans connaître exactement les objets présents dans l'image. Dans certains cas, l'utilisation de critères de bas niveau tels que la couleur et la texture peuvent être suffisants pour faire la différence entre plusieurs scènes. Dans d'autres cas plus complexes, même si la reconnaissance d'objets peut être utile à la classification de scène, il est possible qu'une reconnaissance imprécise d'un ou deux objets dans l'image suffise sans que l'on ait besoin de reconnaître tous les objets.

La reconnaissance de scènes pour la classification peut utiliser des caractéristiques de bas niveau. Les premiers travaux dans ce domaine utilisaient des descripteurs de couleur, de texture et de forme appliqués directement sur l'image entière, avec des méthodes d'apprentissage supervisées pour classifier. Par exemple les scènes d'intérieur, d'extérieur, de ville, de paysage, de coucher de soleil, de forêt, etc. Il y a cependant un fossé sémantique entre les descripteurs de bas niveau et la sémantique de l'image.



### **Apprentissage directement à partir des critères de bas niveau**

Ces méthodes considèrent que le type de scène peut être décrit en utilisant uniquement les propriétés de couleur et de texture de l'image.

Parmi les travaux qui se sont intéressés à ce sujet, il est possible de distinguer deux tendances :

- ✓ approche globale : les caractéristiques sont calculées sur l'image toute entière,
- ✓ approche par sous-blocs : l'image est divisée en plusieurs sous-blocs, et les caractéristiques sont extraites de chaque sous-bloc séparément.

Gorkani et Picard [26] sont parmi les premiers à avoir proposé la classification de scènes. Ils ne considéraient alors que deux catégories : paysages de villes et de nature. La classification est faite à partir d'un histogramme des orientations des contours de l'image, en considérant qu'une image avec des orientations verticales prédominantes aura tendance à être une scène urbaine, et les autres plutôt des scènes naturelles. Ce simple critère leur permet d'obtenir 92,9% de bonnes classifications sur une centaine d'images, montrant qu'il est possible de classer des scènes avec des critères globaux.

#### **3.2.2. Approches par régions**

Par là que ces approches cherchaient à attribuer un ou plusieurs mots-clés à la scène, c'est-à-dire à l'image considérée comme un tout?. Au contraire, les travaux présentés dans ce qui suit ont pour but d'attribuer des mots-clés aux régions de l'image et seront donc appelés «approches par régions». La distinction entre ces deux types d'approches est dans certains cas difficile à faire car comme nous l'avons vu, certaines «approches orientées scène» se fondent sur une reconnaissance des objets de la scène et pourraient donc tout aussi bien être classées comme «approches par régions». De même une classification de la scène représentée par l'image peut servir d'opération préalable à l'annotation au niveau des régions.

##### ***Classification des régions à partir de régions annotées***

Ces approches consistent à annoter les régions d'une image à partir d'une base d'apprentissage constituée de régions qui ont été manuellement sélectionnées dans des images et étiquetées. La stratégie pour l'annotation d'une nouvelle image est alors fondamentalement la suivante : l'image est segmentée en plusieurs régions,

puis des descripteurs sont extraits de chaque région et comparés aux descripteurs extraits des régions de la base d'apprentissage pour classer la région.

#### ***Classification des régions à partir d'images annotées globalement***

La classification des régions à partir d'images annotées globalement concerne la possibilité d'attribuer des mots aux régions d'une image, en n'ayant comme connaissance qu'une annotation au niveau de l'image : l'image est annotée avec certains mots-clés, mais on ne sait pas où se situent les objets correspondant à ces mots dans l'image. Cette approche est jugée plus intéressante que la précédente par beaucoup de travaux dans le sens où elle permet de s'affranchir de la constitution manuelle d'une base de régions étiquetées, et notamment de l'étape nécessaire de la segmentation manuelle qui est assez fastidieuse.

Une des premières tentatives pour résoudre ce problème a été proposée par Mori et al. en 1999 [27]. Ils séparent les images en plusieurs régions à l'aide d'une grille rectangulaire et extraient un histogramme RVB à 64 composantes ainsi que des histogrammes de directions des contours de Sobel. Une technique de regroupement est appliquée à ces primitives de bas niveau d'une part et les mots d'une image sont attribués à toutes ses régions d'autre part. Un modèle de co-occurrence des mots  $m_i$  et des groupes  $c_j$  obtenus est alors entraîné en estimant la probabilité conditionnelle  $P(m_i|c_j)$  afin d'associer les mots aux groupes.

#### **3.2.3. Utilisation de la sémantique des objets**

Nous donnons dans cette partie quelques travaux faisant explicitement usage de la sémantique des objets afin de raffiner une annotation automatique qui aurait été obtenue par l'une des méthodes décrites précédemment ou de produire une annotation sémantiquement cohérente d'une image. Certaines des méthodes précédemment présentées utilisaient déjà la sémantique des objets. Nous décrivons ici les travaux qui nous semblent importants et qui sont plutôt axés sur l'inclusion de la sémantique dans le processus d'annotation alors que les autres travaux étaient axés vers la manière d'annoter, directement ou indirectement, à partir des critères de bas niveau.

Quattoni et al. [28] proposent d'utiliser des relations sémantiques entre objets afin d'améliorer les résultats en annotation automatique, et notamment la connaissance de quels types d'objets sont présents dans quels types de scènes. Les types de scènes



sont par exemple forêt, rue, bureau, chambre, et les objets sont arbre, voiture, soleil, lit. Ce qu'ils proposent, c'est d'annoter chaque région ainsi que la scène dans sa globalité en même temps. Dans cette étude, les relations sémantiques sont supposées fixées et ne peuvent pas être remises en cause par l'algorithme. Ensuite, l'algorithme calcule une probabilité pour chaque région et pour la scène en utilisant un Champ Conditionnel Aléatoire (Conditional Random Field, CRF) [29]. Une fonction appelée compatibilité doit alors être maximisée pour obtenir le meilleur ensemble régions/scène tout en restant cohérent avec les relations sémantiques définies. Ils ont montré que les résultats sont meilleurs lorsque les relations sémantiques sont prises en compte, le taux d'erreurs passant de 15% à 9%.

#### **3.2.4. Utilisation d'ontologies visuelles**

Le terme ontologie en informatique n'a pas encore de sens bien défini : certains chercheurs utilisent ce terme dans des emplois que d'autres considèrent comme abusifs.

En général, ce que les chercheurs dans le domaine de la reconnaissance d'objets désignent comme ontologie, ce sont des hiérarchies de concepts de niveau intermédiaire qui doivent permettre à un humain de donner une description d'un objet en le décomposant suivant ces concepts.

Ce niveau intermédiaire pourra décrire par exemple les objets en termes de couleur, de position, de taille et de forme. Ainsi, l'objet ciel peut être défini comme une région de couleur bleu ciel, de texture uniforme, et située en haut de l'image. L'idée sous-jacente est que d'une part, il est plus facile de faire un lien entre les descripteurs du niveau intermédiaire et les descripteurs de bas niveau que d'apprendre directement à reconnaître les objets de haut niveau sémantique à partir de leurs caractéristiques visuelles de bas niveau. D'autre part, il est plus facile pour l'utilisateur de manipuler le niveau intermédiaire que de manipuler les descripteurs de bas niveau.

Mezaris et al. [30] ont construit une telle ontologie (figure 3.2) pour retrouver des objets à partir de requêtes par mots clés, tels que « aigle », « voiture rouge » ou « tigre ».

Chaque objet est décrit par l'utilisateur suivant sa couleur, sa position, sa taille et sa forme. La couleur est définie par trois attributs : la luminance, le rapport de vert par rapport au bleu, et le taux de jaune par rapport au bleu. Ces trois informations sont obtenues grâce à une



quantification de l'espace couleur TSL. La position est définie par la position sur l'axe horizontal et celle sur l'axe vertical par rapport au centre de l'image, chaque axe étant quantifié en trois valeurs. La taille peut être petite, moyenne ou grande, en quantifiant le nombre de pixels de la région. Les attributs de forme décrivent l'allongement de l'objet ; ils sont obtenus à partir de l'excentricité de la région.

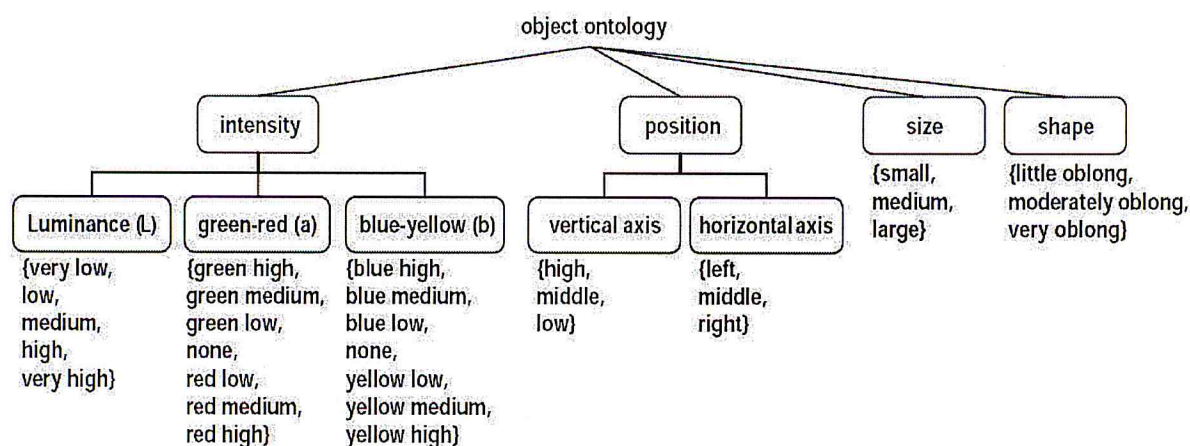


Figure III.2 – Ontologie proposée par Mezaris[30]

Les trois phases sont :

- la phase **d'acquisition** des connaissances qui utilise une ontologie de domaine (taxonomie et paronomie) et qui acquiert une représentation visuelle de ces classes en faisant appel à plusieurs ontologies de concepts visuels, notamment relations spatiales, couleurs, textures et géométriques ,

- la phase **d'apprentissage** qui apprend à détecter les concepts visuels dans les images. Cette phase permet donc de faire une association visuelle entre les pixels des images (le bas niveau) et les ontologies de concepts visuels à l'aide d'algorithmes d'apprentissage,

- la phase de **catégorisation** ou classification qui détecte des concepts visuels dans les images afin de les comparer avec l'ontologie de domaine, pour en déduire des hypothèses sur les objets présents dans les images.

#### 4. Extraction des caractéristiques d'image

Le but de l'indexation est de fournir une représentation image permettant des recherches efficaces. L'analyse faite du signal se focalise généralement autour des attributs de bas niveau

tel que la couleur, la texture et la forme. L'extraction de ces attributs constitue le premier pas de toutes les procédures d'analyse d'images qui visent à un traitement symbolique de leur contenu.

Le choix des caractéristiques extraites est souvent guidé par la volonté d'invariance ou de robustesse par rapport à des transformations de l'image.

### 3.1. Les descripteurs de couleurs

La couleur est un des premiers descripteurs qui sont employés pour la recherche d'images. Elle est riche d'information et très utilisée. La couleur forme une partie significative de vision humaine, sans elle beaucoup de tâches journalières seraient très difficiles. Nous pouvons distinguer efficacement les objets basés sur seule la couleur.

#### Les espaces de couleur [29]:

Avant de sélectionner un type de description du contenu, il convient de choisir un espace de couleur généralement représenté par trois composantes. Ces composantes définissent un espace de couleur.

Il existe plusieurs espaces qui ont chacun certaines caractéristiques intéressantes, les plus utilisés sont les espaces RGB et HSV (figure 3.3).

**L'espace RGB** est l'espace colorimétrique le plus utilisé en informatique. Il utilise les triplets (Rouge, Vert, Bleu). On parle d'espace colorimétrique orienté matériel. Cette manière de représenter la couleur est extrêmement basique, puisqu'aucun traitement n'est nécessaire. Cependant, ces trois composants sont fortement corrélés.

**L'espace TSV** (Teinte Saturation Valeur - en anglais **HSV**) est le plus utile pour la segmentation et la reconnaissance ; il a été prouvé comme étant un espace très fort dans le système de recherche d'images parce qu'il est une représentation plus physique de la couleur. Dans cet espace, on peut séparer pour un pixel : l'intensité du pixel (valeur) et la couleur du pixel (teinte et saturation).

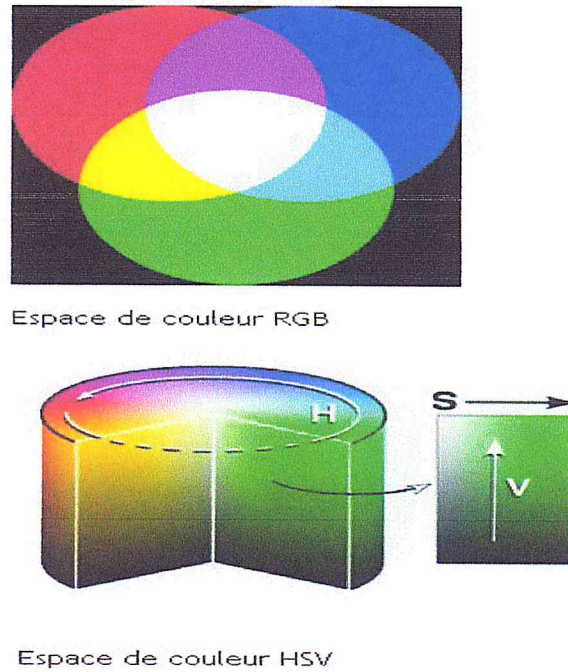


Figure III.3 - les espaces de couleurs les plus utilisés.

### 3.2. Le descripteur de textures

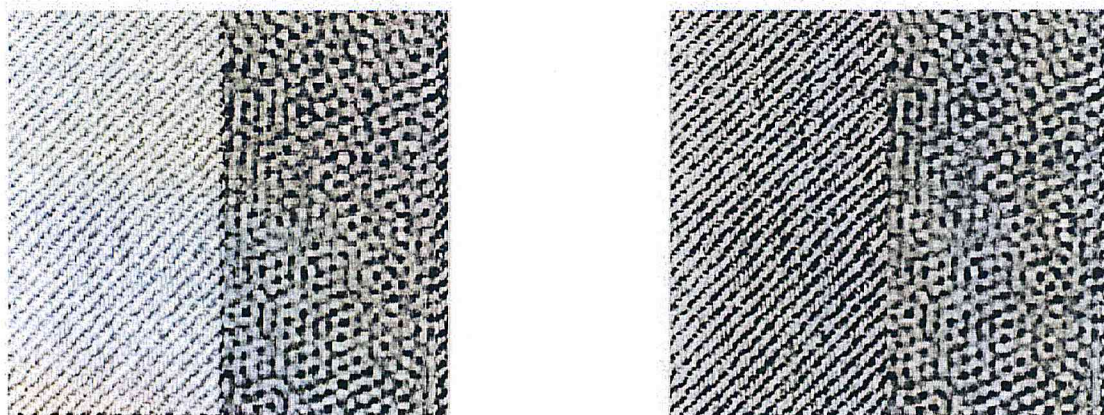
Dans le domaine du traitement de l'image et de la vision, il n'existe pas de définition satisfaisante de la texture. Les définitions mathématiques construites à partir de propriétés statistiques sont soit trop générales et imprécises soit trop restrictives pour s'adapter à la diversité des cas rencontrés.

Dans le dictionnaire, les définitions de la texture se restreignent à des cas particuliers, elles sont généralement associées à des domaines précis d'activité. La première d'entre elles se réfère au tissage. On apprend que la texture est l'état d'une étoffe ou d'un matériau qui est tissé [4].

D'après cette définition, la texture est la perception du résultat du tissage correspondant à la manière dont les fils ont été entrecroisés. Ici, la texture représente l'aspect structuré de l'étoffe qui est créé par un maillage particulier (figure 3.4).

La zone de gauche est caractérisée par une texture orientée, contrairement à celle de droite qui ressemble plus à une mosaïque.





**Figure III.4** - Information texture et information couleur

Plusieurs méthodes de caractérisation de la texture des images ont été ainsi proposées dans la littérature ; on peut les regrouper essentiellement en trois catégories : géométriques, statistique, fréquentielle.

#### **4.2.1 Les méthodes statistiques**

La texture est considérée comme la réalisation d'un processus stochastique stationnaire. Des paramètres statistiques sont estimés pour chaque pixel de l'image.

##### **Les matrices de cooccurrences :**

Cette méthode est largement utilisée dans le monde du traitement d'image [31], Elle présente une grande simplicité de mise en œuvre et donne de bons résultats sur la plupart des types d'images. C'est ce qui justifie notre choix pour la confronter avec la méthode d'analyse multi-résolution basée sur la transformation en ondelettes.

Les matrices de cooccurrence sont un des outils les plus utilisés pour effectuer une analyse statistique d'une image, en particulier pour celles de type texture. Le principe général est de calculer le nombre de transitions entre niveaux de gris

La matrice de niveau de gris (GLCM) a été proposée par Haralick [31] en 1973. Cette approche est basée sur la probabilité jointe de la distribution des pixels dans l'image. Cette technique a été utilisée dans le cadre de ce travail ; plus de détails seront donnés dans le chapitre 4.

#### 4.2.2. Les méthodes fréquentielles

L'une des méthodes de description de la texture les plus utilisées concerne les propriétés fréquentielles ; elle s'appuie sur la transformée de Fourier, le filtre de Gabor, les ondelettes, etc.

##### 4.2.2.1 Les filtres de Gabor

Les filtres de Gabor sont largement utilisés en indexation, pour la description de la texture. Ils ont été introduites par Daugman [32] dans les années 1980 en s'inspirant de la perception des fréquences et des orientations par le cortex visuel. Ils se définissent comme étant le produit d'une gaussienne et d'une sinusoïde orientée dont on fait varier la fréquence et l'orientation pour définir un banc de filtres. Sommairement, les paramètres de texture sont déterminés en calculant la moyenne et l'écart type de niveau de gris de l'image filtrée par Gabor. En fait, ce n'est pas une seule valeur de moyenne et d'écart type qui sera calculée, mais plutôt un ensemble de valeurs égal au nombre d'échelles multiplié appelé la banque de filtre de Gabor. Mathématiquement, toutes les valeurs des moyennes et d'écarts type calculées seront regroupées dans un seul vecteur descripteur.

L'inconvénient principal de cette méthode est le réglage des paramètres des filtres. De plus, dans certains cas, la taille des filtres nécessaires pour obtenir de bons résultats doit être assez grande ce qui implique un temps de calcul assez élevé.

##### 4.2.2.2. Les ondelettes

Les transformées en ondelette (WT) peuvent être perçues comme une décomposition du signal en un ensemble de fonctions de base, qui peuvent être obtenues à partir d'une ondelette «mère» par translation et dilatation [33]. Les transformées en ondelettes ont été utilisés dans un grand nombre d'applications car elles fournissent une approximation du signal aussi bien que les détails de ce dernier.

L'analyse par ondelettes est un outil mathématique capable de transformer un signal d'énergie finie dans le domaine spatial en un autre signal d'énergie finie dans le domaine spatio-fréquentiel. Les composantes de ce nouveau signal sont appelées les coefficients d'ondelettes. Ces coefficients renseignent sur la variation locale des niveaux de gris autour d'un pixel donné de l'image. Ils sont d'autant plus grands que cette variation est importante. Contrairement à la transformation de Fourier,



l'analyse par ondelettes est localisée dans l'espace et en fréquence, ce qui la rend très utile pour l'analyse des signaux non stationnaires

Le principe est analogue à l'utilisation d'un banc de filtres. On utilise en général des trames d'ondelettes redondantes, comportant plus de 3 orientations et invariantes par translation.

### **4.3. Les descripteurs de formes**

Au même titre que pour la texture, l'information de forme est complémentaire de celle de la couleur. La forme est généralement une description très riche d'un objet. De nombreuses solutions ont été proposées pour représenter une forme, nous distinguons deux catégories de description de formes :

*Les descriptions basées sur les régions* : sont robustes. Sont utilisés pour caractériser l'intégralité de la forme d'une région. Ces attributs sont robustes aux transformations géométriques comme la translation, la rotation et le changement d'échelle.

*Les descriptions basées sur les frontières* : ils font classiquement référence aux descripteurs de Fourier et porte sur une caractérisation des contours de la forme.

## **5. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à la recherche d'information ainsi qu'aux principales méthodes d'indexation. Nous avons montré que l'annotation est un moyen d'exprimer la sémantique d'une image ; elle permet d'associer à l'image un mot ou un ensemble des mots. L'extraction de ces attributs constitue le premier pas de toutes les procédures d'analyse d'images qui visent à un traitement symbolique de leur contenu. Nous avons présenté les principales approches pour l'extraction de ces caractéristiques. Dans le chapitre qui suit, nous décrirons la conception du système d'annotation d'images rétiniennes.



**Partie II :**  
**Conception et**  
**Implémentation**

## **1. Introduction**

Après le parcours bibliographique des notions fondamentales à la compréhension de notre travail, nous allons passer à la conception de notre système. Nous proposons ici une méthode pour le développement d'un système d'aide au diagnostic des pathologies rétiniennes assisté par ordinateur. Dans ce chapitre, nous allons décrire le modèle proposé ; on présentera la conception du système par la modélisation UML ainsi que les principaux algorithmes de détection et de caractérisation des pathologies rétiniennes.

## **2. Description générale du système**

Le système proposé comprend trois principales étapes (figure 4.1) :

- ✓ L'étape de **segmentation** qui aide à localiser et à délimiter les entités présentes dans l'image.
- ✓ L'étape de **caractérisation** qui permet d'extraire les attributs ou principales caractéristiques des entités présentes dans l'image.
- ✓ L'étape de **classification** qui permet de décider de l'absence/présence de la pathologie et de son niveau d'évolution.

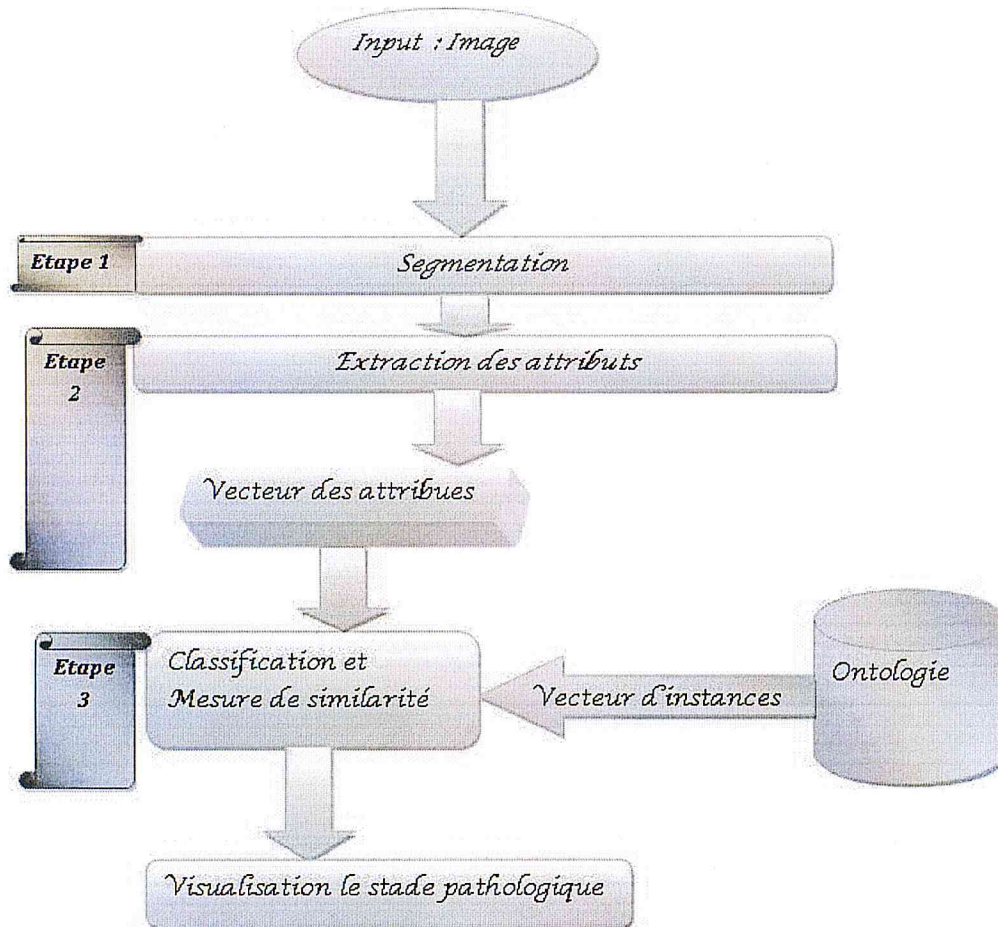


Figure IV.1 – Architecture du système d’annotation à base d’ontologie

## 2. 1. Segmentation

En traitements d’image, la segmentation est un procédé qui a pour but de rassembler les pixels de l’image étudiée en régions selon des critères prédéfinis. Un traitement visant à extraire uniquement deux régions de l’image initiale peut être vue comme une binarisation. Si l’homme est actuellement capable de différencier, dans une image quelconque, les objets la constituant, c’est parce qu’il est capable de comprendre les mécanismes, les relations liant les divers objets de la scène. Les algorithmes de haut niveau capables d’arriver à un tel résultat ne sont pas encore d’actualité.

La segmentation est une étape primordiale en traitement d’image. À ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l’on peut regrouper en quatre principales classes [29]:



1. Segmentation fondée sur les régions. On y trouve par exemple : la croissance de région (en anglais : *region-growing*), décomposition/fusion (en anglais : *split and merge*)
2. Segmentation fondée sur les contours.
3. Segmentation fondée sur classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité.
4. Segmentation fondée sur la coopération entre les trois premières segmentations

Parmi les approches de segmentation existantes, nous avons choisi l'approche de classification [29]. Les méthodes de classification (*clustering*) issues de l'analyse de données permettent de regrouper des objets possédant des propriétés similaires. Elles constituent donc une approche naturelle pour réaliser une segmentation d'images.

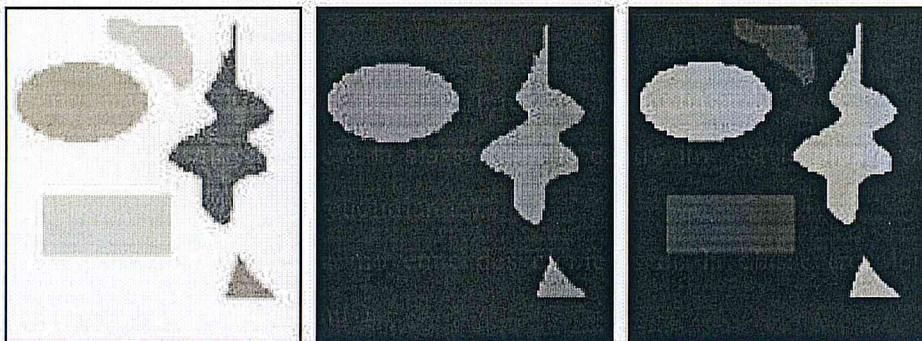
Le «clustering» est une opération qui tend à séparer différentes zones vérifiant des critères d'homogénéité donnés dans l'image afin d'organiser les pixels en groupes appelés «clusters». Ces critères peuvent être représentés par un degré de similarité de couleur, d'intensité ou de texture élevé.

L'un des algorithmes les plus connus, pour la classification est l'algorithme ***K-means*** largement adopté en traitement d'images vu sa simplicité de mise en œuvre et sa capacité à fournir une bonne approximation de la segmentation recherchée [29]. C'est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque pixel et le centroïde de son «cluster». Ces centroïdes sont initialement placés le plus loin possible les uns des autres afin d'optimiser la qualité des résultats obtenus. Le principe de cet algorithme consiste à échanger des pixels entre deux classes jusqu'à ce que la somme des distances intra classes ne puisse plus diminuer. Le résultat idéal serait un ensemble de « clusters » compacts et clairement séparés. Néanmoins cette méthode nécessite comme unique paramètre un nombre de classes  $K$  prédéfini *a priori* par l'utilisateur. L'algorithme des *k* moyennes est résumé par les étapes ci-dessous :

**Algorithme Kmeans**

- 1-Choix d'une partition initiale en K classe estimés ou tirés au hasard.
- 2-Chaque pixel est ensuite affecté à la classe dont le centre lui est le plus proche (en utilisant par exemple une distance euclidienne).
- 3-Déplacer chaque centre vers la moyenne des éléments de la classe (recalculer les nouveaux centres des classes obtenus)
- 4-Répéter de 2 à 3 jusqu'à convergence (soit les classe ne changent pas soit un nombre d'itération est atteint)

La Figure 4.2 présente le résultat obtenu de l'application de l'algorithme *K-means* sur une image test où le nombre de classe K a été choisi arbitrairement. Sur cette image, nous remarquons qu'un mauvais choix de la valeur de K conduira à un résultat qui n'a pas de rapport avec l'image originale



**Figure IV.2** – (a) l'image originale, (b) l'image classée par K-means avec K=3, (c) l'image classée par k-means avec K=5

L'algorithme classique des *k*-means laisse un paramètre libre : le nombre de clusters, ce qui dans le cas de la segmentation d'images correspond au nombre d'intensités utilisées pour représenter l'image.

## 2.2. Extraction des attributs

La phase d'extraction est une phase clé de la recherche d'image par le contenu, sur laquelle reposent les étapes suivantes du processus de la recherche. Selon le type d'application et les objectifs visés, le contenu peut représenter du texte (mots clés et annotations) ou bien des attributs visuels (couleur, forme, texture, etc.). D'autres



attributs tels que les objets visuels, les croquis et les relations spatiales sont considérés dans le standard MPEG-7. Dans ce qui suit, nous nous limitons aux aspects visuels.

Dans cette étape, nous allons faire le calcul des caractéristiques de l'image. Comme les images traitées sont en couleur, nous devons tout d'abord transformer l'image couleur en une image en teintes de gris puis par la suite procéder à la caractérisation. Dans le cadre de ce travail, nous avons extrait l'information issue de la texture et de la forme.

### **2.2.1. Conversion de l'image couleur en niveau de gris**

Pour les images couleurs, un pixel dispose généralement de trois composants RVB (en anglais Red, Green, Blue). Un pixel gris a ses trois valeurs RGB identiques. Une méthode simple pour convertir une image couleur en niveau de gris pourrait être de calculer la moyenne des trois composantes RGB et d'utiliser cette valeur moyenne pour chacune des composantes :

$$Gris = \frac{(Rouge + Vert + Bleu)}{3}$$

### **2.2.2. Caractérisation texturale**

Dans le traitement d'images, l'analyse de texture joue un rôle très important. Elle permet l'identification des objets. En effet, nous verrons qu'il est inévitable, pour distinguer les différentes régions d'une image de même couleur, d'extraire une information textuelle.

Du fait de leur richesse en information de texture, les matrices de cooccurrences sont devenues les plus connues et les plus utilisées pour extraire ces caractéristiques de textures [29 ; 31].

L'élément  $p_{d,\theta}(i, j)$  de la matrice de cooccurrence définit la fréquence d'apparition des couples de niveaux de gris  $i$  et  $j$  pour les couples de pixels séparés par une distance  $d$  selon la direction  $\theta$ . Cette matrice décrit les régularités observables dans les niveaux de gris des pixels d'une région. Une matrice de cooccurrence MC est fonction de deux paramètres :  $\theta$  est la direction du vecteur dont l'origine et l'extrémité sont deux pixels et  $d$  est la distance entre les deux pixels. On choisit  $\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$  et  $d$  selon la résolution et le type de texture.



Les relations de voisinage entre pixels, nécessaires au calcul des matrices, sont illustrées en figure 4.3 ; par exemple, les plus proches voisins de 'x' selon la direction  $\theta = 135$  degrés sont les pixels 4 et 8.

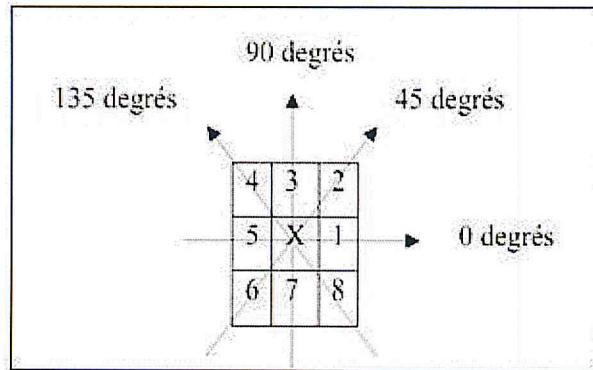


Figure IV.3 - Plus proches voisins du pixel 'x' selon 4 directions

Voici un exemple comment calcule la matrice de cooccurrence de niveau de gris

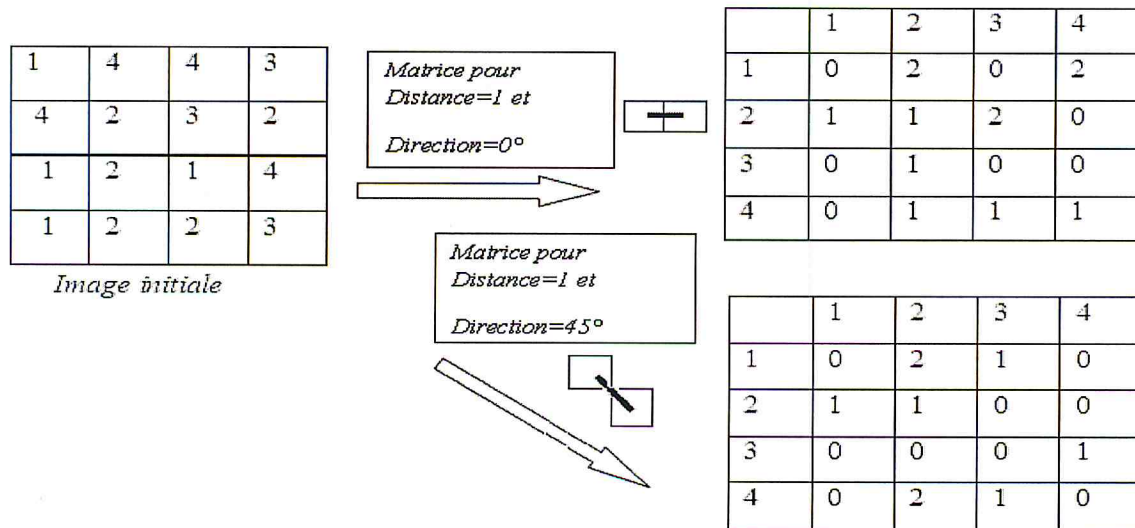


Figure IV.4- exemple de calcul de la matrice de cooccurrence.

Parmi les quatorze indices proposés par Haralick [31], on a pris pour notre étude les plus pertinents, à savoir:

➤ **Le contraste :**

$$CST = \sum_i \sum_j ((i - j)^2 P_{ij}(\delta, \theta))$$

La valeur en est d'autant plus élevée que la texture présente un fort contraste. Ce paramètre est fortement non corrélé à l'énergie.

➤ **L'intensité moyenne :**

L'intensité moyenne peut être calculée par la relation suivante

$$Mori = \frac{\sum_{j \in \delta} iMori(j)}{a}$$

$a = \sum_{j \in \delta} 1$  surface de l'image

$\delta$  : ensemble des pixels de l'image

➤ **La variance :**

$$VAR = \sum_i \sum_j ((i - \mu)^2 P_{ij}(\delta, \theta))$$

La variance mesure l'hétérogénéité de la texture. Elle augmente lorsque les niveaux de gris différent de leur moyenne. La variance est indépendante du contraste.

➤ **L'entropie :**

$$ENT = - \sum_i \sum_j (\log P_{ij}(\delta, \theta) P_{ij}(\delta, \theta))$$

Ce paramètre mesure le désordre dans l'image. Contrairement à l'énergie, l'entropie atteint de fortes valeurs lorsque la texture est complètement aléatoire (sans structure apparente). Elle est fortement corrélée (par l'inverse) à l'énergie.

### 2.2.3. Paramètres de forme

La caractéristique de la **circularité** nous donne une information sur la forme. Elle est obtenue par l'application de la relation suivante :

$$Circ(C_i) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{n-1} (d_j - \bar{d})^2}{n}}$$

Avec  $d_j$  distance entre le centre du candidat  $C_i$  et son jème point de contour.

- $d$  moyenne de toutes les distances  $d_j$
- $n$  nombre de pixels qui constituent le contour du candidat  $C_i$

On résume ces paramètres dans un vecteur de n dimensions telle que  $n = 5$  comme suite

[#####,00000000 ; #####,00000000 ; ... ; #####,00000000]

Figure IV.5- format du vecteur de caractéristiques.

### 2.3. Classification pour l'aide au diagnostic

Dans cette étape, le travail comprend deux parties, une première partie qui concerne la gestion de l'ontologie Eye-Onto [45]. Elle consiste à son enrichissement par des exemples. La deuxième partie correspond à la classification pour l'aide au diagnostic ; l'image est classifiée selon le stade d'évolution de la maladie en utilisant la classification hiérarchique descendante [29].

#### 2.3.1. Gestion de l'ontologie (Enrichissement de l'ontologie)

Dans cette partie, on s'intéresse à l'enrichissement et à valider de l'ontologie de domaine «Eye-Onto», conçue dans le cadre d'un projet de fin d'études par Aoudjat Sarah [45].

L'enrichissement de l'ontologie est fait par des instances sur des vecteurs de caractéristiques dans chaque ensemble d'images rétinienne correspondant à un stade pathologique précis. Ceci permet de relier les concepts à un groupe d'images et leurs vecteurs.

les concepts possèdent des instances, donc la recherche d'information auquel l'ontologie est destinée sera effectuée sur les concepts et leurs instances.

A partir de la base considérée, nous avons tout d'abord construit des groupes d'images auxquels nous avons attribué pour chacun un concept ; chaque image est caractérisée par son vecteur de caractéristiques.

#### 2.3.2. Classification et prise de décision

La classification est l'étape qui permet de décider pour chaque image s'il y a pathologie ou pas ainsi que le stade d'évolution de la maladie.

Le déroulement de cette étape se fait comme suite :

D'abord nous avons vu dans l'étape précédente correspondant à l'extraction des attributs comment extraire le vecteur des caractéristiques. Dans un premier temps, on calculera le vecteur moyen pour chaque niveau de l'ontologie. Puis dans un deuxième temps, on prendra le vecteur extrait dans la partie de caractérisation et on fera une comparaison entre le vecteur extrait et le vecteur moyen de chaque niveau de l'ontologie selon une mesure de similarité (la



distance euclidienne). Dans un troisième temps, on appliquera un algorithme de classification pour déterminer le vecteur le plus proche ou bien le plus similaire avec le vecteur extrait.

Dans le cadre de ce travail, nous avons opté pour la méthode de classification par les k plus proches voisins (**Kppv**) [29]. Cette classification est dite supervisée, c'est-à-dire qu'il existe un ensemble d'images pour lequel le résultat de classification est connu, c'est l'ensemble d'apprentissage. A partir de l'ensemble d'apprentissage, nous construisons des classes de références qui vont nous permettre par la suite de relier l'ontologie Eye-Onto et les vecteurs de caractéristiques de la base d'images considérée.

L'algorithme suivant décrit les différentes étapes du classificateur KPPV (où w représente la classe à laquelle appartient le vecteur Y) :

*Début*

- Pour chaque exemple (Y, V) de l'ensemble d'apprentissage  
calculer la distance  $D(Y, V_i)$  entre Y, et  $V_i$
- Compter le nombre d'occurrences de chaque classe parmi les K points les plus proches de  $V_i$
- Attribuer à  $V_i$  la classe qui apparaît le plus souvent

*Fin*

**Algorithme des K-plus proches voisins**

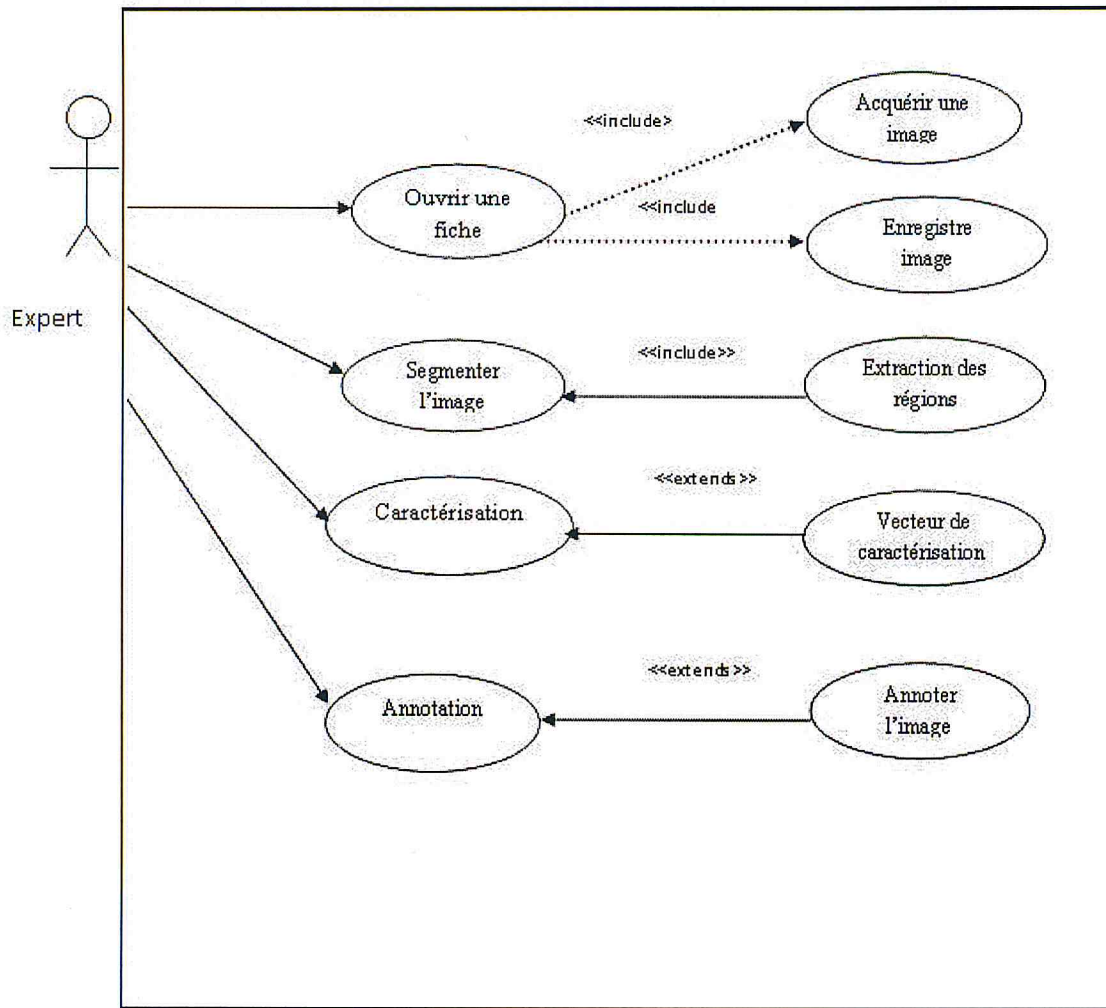
Pour le choix de la distance entre les vecteurs, nous avons considéré la distance euclidienne définie comme suite :

On a :  $V_1(at_0, at_1, \dots, at_{11})$  et  $V_2(att_0, att_1, \dots, att_{11})$  deux vecteurs.

$$D(V_1, V_2) = \sqrt{\sum_{i=0}^{11} (at_i - att_i)^2}$$

### 3. Conception du système

Dans la conception de notre système, nous avons choisi la conception UML . Parmi les diagrammes de la modélisation, nous allons présenter le diagramme de cas utilisation qui résume bien les différentes étapes de notre système.



**Figure IV.6-** Diagramme de cas d'utilisation.

Le diagramme de cas utilisation les différentes fonctions de notre system, telle que un expert il peut accéder sur le système pour faire teste sur les images comme suit :

- extraie une image teste
- segmenté cette image
- extraie le vecteur de caractéristique
- annote l'image

#### 4. Conclusion

La détection automatique des lésions et la détermination du niveau d'évolution de la pathologie constituent les principaux objectifs de ce travail. Dans ce chapitre, nous avons essayé de donner le processus global de notre approche en décrivant les différentes étapes de la méthodologie adoptée. Le chapitre suivant sera concerné à l'application développée ainsi que les tests effectués sur des images rétinienne.

## 1. Introduction

Après avoir effectué la conception de notre approche, nous allons à présent entamer la réalisation de notre système. Nous présenterons alors, dans un premier lieu, l'environnement de développement (langages et outils) ensuite, le diagramme d'accessibilité du système, son architecture de déploiement et enfin, nous présenterons quelques résultats obtenues à partir d'images rétinienne.

## 2. Environnement de développement

### 2.1. Langage utilisé Java

Java est un langage de programmation informatique orienté objet créé par James Gosling et Patrick Naughton de Sun Microsystems [40].

Il permet de créer des logiciels compatibles avec de nombreux systèmes d'exploitation (Windows, Linux, Macintosh, Solaris).

Le langage Java donne aussi la possibilité de développer des programmes pour téléphones portables et assistants personnels. Enfin, ce langage peut-être utilisé sur internet pour de petites applications intégrées aux pages web (applet) ou encore comme langage serveur (JSP)

### 2.2. Outils

#### 2.2.1. Eclipse

**Eclipse IDE** est un environnement de développement intégré libre, le terme *Eclipse* désigne également le projet correspondant, lancé par IBM.

Il est extensible, universel et polyvalent, permettant potentiellement de créer des projets de développement mettant en œuvre n'importe quel langage de programmation.

Eclipse IDE est principalement écrit en Java à l'aide de la bibliothèque graphique SWT, d'IBM. [41][42]



## Implémentation

### 2.2.2. Protégé

**Protégé** est un système graphique pour la création d'ontologies. Il a été créé par le SMI (Stanford Medical Informatics) à l'université Stanford. Il est très populaire dans le domaine du Web Sémantique et au niveau de la recherche en informatique.

Protégé est un éditeur d'Ontologies distribué en open source développé en Java. C'est un éditeur hautement extensible, capable de manipuler des formats très divers, tels que: RDF, RDFS, OWL, etc grâce aux plugins dédiés.

Dans le modèle des connaissances de PROTEGE, les ontologies consistent en une hiérarchie de classes ou de concepts représentés sous forme générique qui ont des attributs, qui peuvent eux-mêmes avoir certaines propriétés. L'édition des listes de ces trois types d'objets se fait par l'intermédiaire de l'interface graphique, sans avoir besoin d'exprimer ce que l'on a à spécifier dans un langage formel : il suffit juste de remplir les différents formulaires correspondant à ce que l'on veut spécifier.

Aujourd'hui, il regroupe une large communauté d'utilisateurs et bénéficie des toutes dernières avancées en matière de recherche ontologique : compatibilité OWL de référence, services inférentiels, gestion de bases de connaissances, visualisation d'ontologies, etc. [43].

### 2.2.3. LES APIS

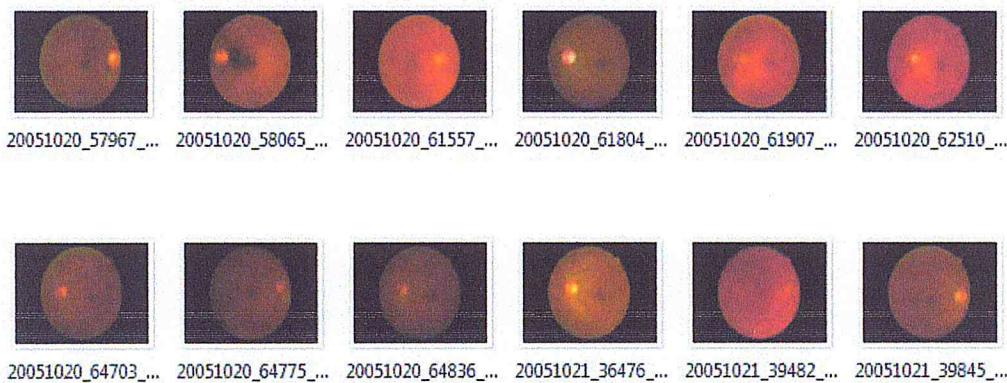
- **Jena:** JENA [44] est un ensemble d'outils (une API) permettant de lire et de manipuler des ontologies décrites en OWL et d'y appliquer certains mécanismes d'inférences. Au cours de notre développement, on a utilisé la version Jena2.6 qui était la version la plus avancée. Et qui permettait entre autres : la création et l'extraction de concepts, de propriétés (relations et attributs) sur les concepts ainsi que les restrictions sur les propriétés mais aussi des instances et de leurs insertions dans notre ontologie qui n'est autre qu'un fichier owl. Et ce à travers la classe OntModel.

***Implémentation***

**3. Données disponibles**

L'ensemble d'images de notre base comporte environ 200 images. Ces dernières représentent les différents stades pathologiques de la rétine. Nous nous sommes procuré cette base par le biais du Laboratoire de Recherche pour le Traitement du Signal et de l'Image (LATSI) de l'université Saad Dahlab de Blida.

Notre système peut supporter les images médicales dans tous les formats sauf l'extension .tif.



**Figure V .1-** base d'image.

**4. Présentation de l'application**

Nous commencerons tout d'abord par la présentation de l'ontologie Eyo-Onto puis nous décrirons l'application développée pour l'annotation d'images rétiniennes.

**4.1 L'ontologie Eyo-Onto**

Cette ontologie présente la hiérarchie des différents stades pathologiques de la rétinopathie diabétique. Nous distinguons quatre stades pathologiques ; à chacun correspond un niveau de l'évolution de la maladie.

L'enrichissement de l'ontologie par des instances est fait dans le but de relier les concepts à un groupe d'images.

Après avoir construit des groupes d'images à partir de la base considérée, nous avons attribué pour chaque concept un groupe d'images correspondant. Chaque image est caractérisée par un vecteur de caractéristiques comme le montre la figure ci dessous:



Implémentation

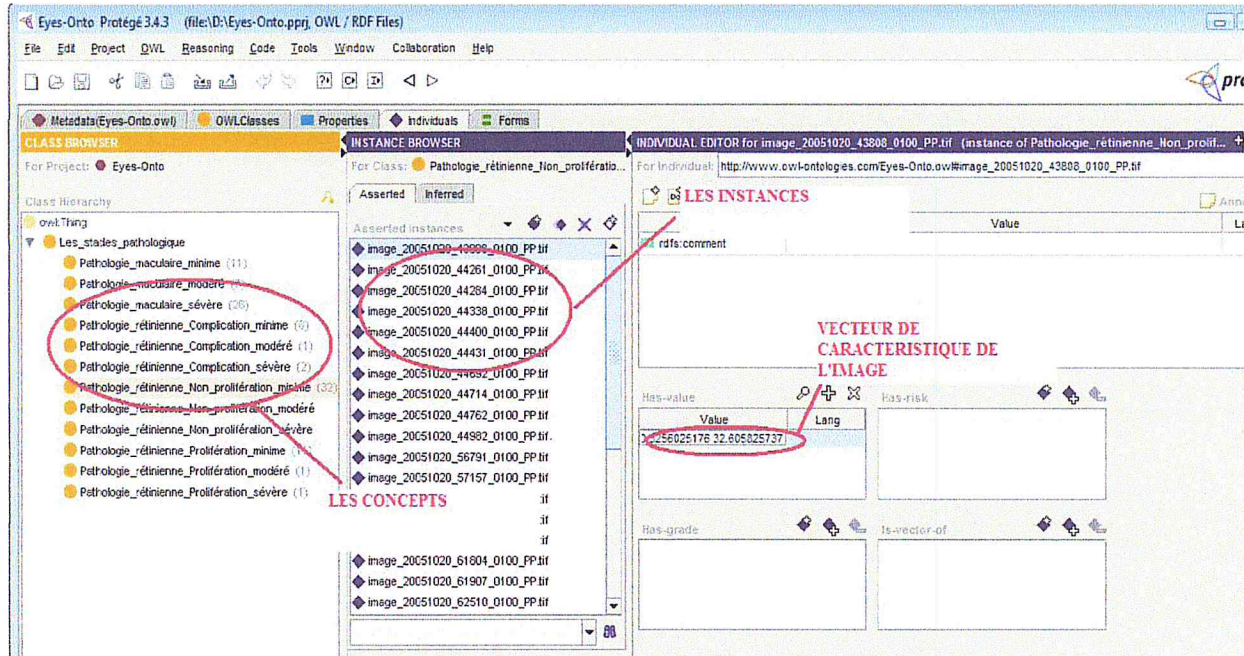


Figure V.2- Présentation de l'ontologie « Eye-Onto » sous protégé-2000.

4.2. L'interface principale

L'interface principale de notre application est représentée par la figure suivante.



Figure V.3- Interface principale du système d'annotation d'images

Le Panel de gauche présente comment accéder à la base d'images utilisé, comment importer une image test (Figure 5.3) puis comment réaliser l'opération de segmentation (Figure 5.4). le processus suivi est décrit comme suite :

- 1- On introduit la nouvelle image sur laquelle nous voulons appliquer le traitement



**Implémentation**

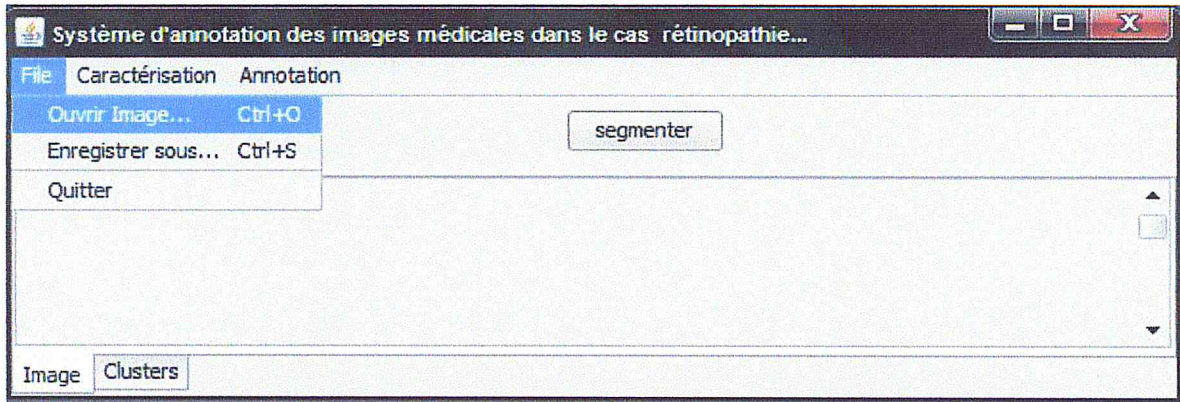


Figure V.4 (a)- ouverture d'une image

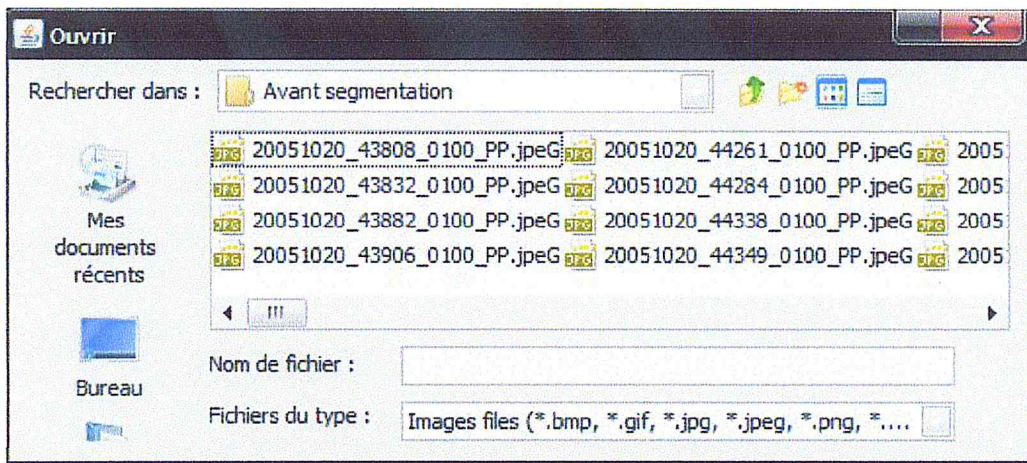
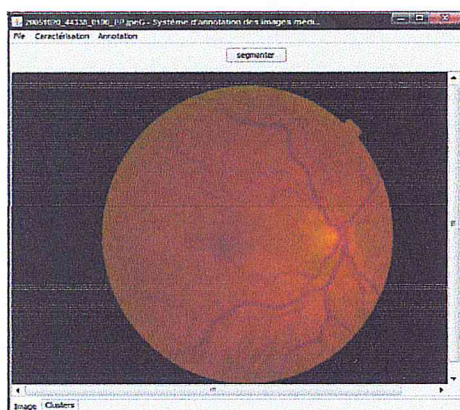


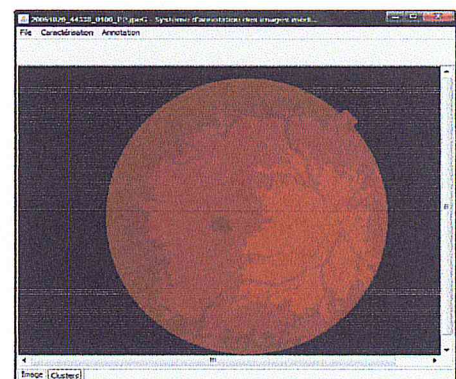
Figure V.5 (b)- importation de l'image

2- puis, on segmente l'image sélectionnée

L'action sur le bouton « segmenter » permet d'afficher la fenêtre de segmentation (Figure 5.6). Cette dernière permet à l'utilisateur de visualiser l'image segmentée avec ses différentes régions.



Avant segmentation



Après segmentation

Figure V.6 - segmentation d'image.



*Implémentation*

3- l'image segmentée est ensuite enregistrée dans un fichier (figure 5.7)

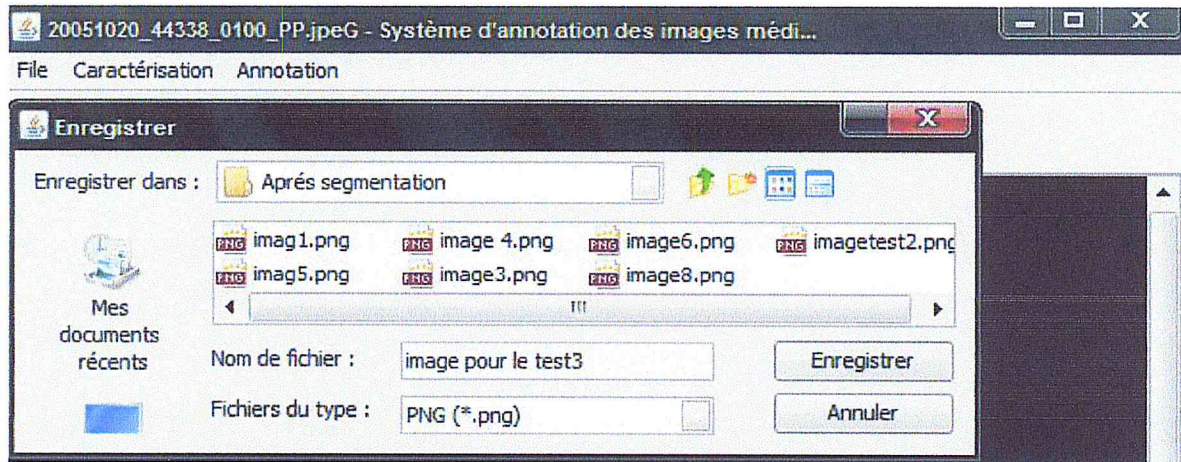


Figure V.7- enregistrement de l'image segmentée

4- On extrait le vecteur de caractéristiques correspond à l'image sélectionnée  
 Si enregistrer on peut voir un message de dialogue qui nous demande d'extraire le vecteur de caractéristiques (figure5.8).

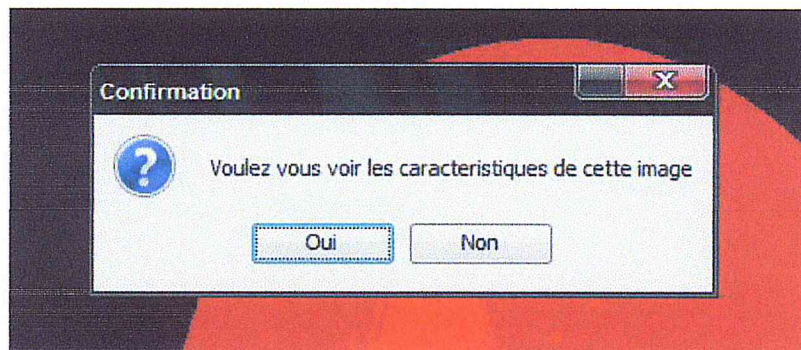


Figure 5.8- confirmation d'extraction.

Si l'utilisateur actionne le bouton 'oui', le système calcule le vecteur d'attributs de l'image considérée (figure 5.9).

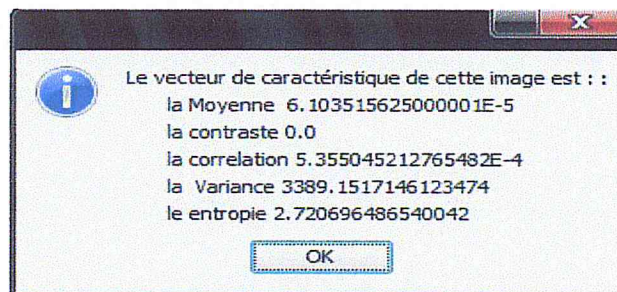
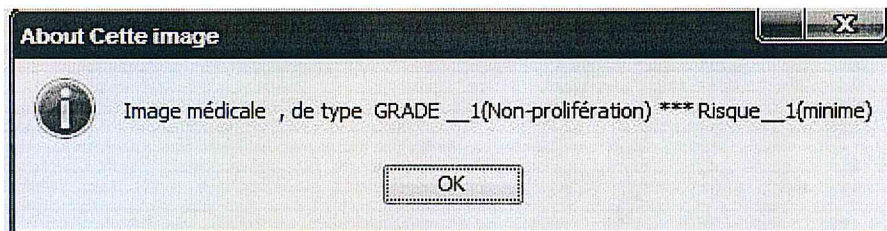


Figure V.9- vecteur de caractéristiques extrait

Implémentation

- 5- le résultat final correspondant à la classification de l'image représente l'image annotée.



**Figure V.10-** catégorisation de l'image à traiter

**5. Test sur des données réelles**

Notre système montre que les différents traitements qui ont été appliqués sur des images médicales de la rétine atteinte étaient acceptables car les résultats obtenus sont comme suit :

- nous avons testé le système sur une autre base de données et nous donne des images sont parfaitement diagnostiquées.
- La segmentation a donné un résultat parfaite et de même pour le vecteur de caractéristique qui donne une signature inchangeable pour l'image.

**6. Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons présenté l'implémentation et le déploiement de notre système de l'annotation. Cette étape nous a par ailleurs, permis de nous familiariser avec les différentes fonctionnalités qu'offre notre système.



# Conclusion générale

---

Les images médicales jouent un rôle important dans le diagnostic des patients, la thérapie, la planification chirurgicale, la formation, .etc.

La recherche d'images similaires est un domaine qui attire de plus en plus l'attention des groupes de recherche. La problématique est de bien comprendre l'intention des utilisateurs et de trouver des descripteurs efficaces pour exprimer le contenu de l'image. En utilisant seulement des caractéristiques symboliques, un système de recherche se trouve rapidement limité. C'est pourquoi on étudie les méthodes pour ajouter la sémantique dans un système de recherche des images par le contenu. Cette approche permettra d'ajouter de la sémantique dans un tel système ; c'est la définition des concepts par ontologie et l'interaction homme-machine. Une ontologie permet de définir la structure des concepts présents dans l'image, tandis que l'interaction permet de définir les intentions de l'utilisateur dans une requête.

Dans le cadre de notre projet, nous avons exploité l'information contenue dans les images et d'en extraire une sémantique pour réaliser une annotation automatique des images. L'hybridation entre la recherche d'information par le contenu visuel et l'ontologie EyeOnto nous a permis de catégoriser les images rétinienne selon le stade de la rétinopathie diabétique.

## **Perspectives**

Plusieurs améliorations peuvent être apportées à notre système telles que :

- ✓ Choisir une autre méthode de segmentation plus appropriée en tenant compte de la forme des lésions à détecter
  
- ✓ Utiliser d'autre méthode pour le calcul de la distance telle que la distance de Hamming, de Mahalanobis ou celle de Minkowski, et voire laquelle est la plus adaptée à notre système.
  
- ✓ Exploiter une base d'images plus importantes pour voire la robustesse du système développé.

# Références bibliographiques

---

- [1] : M. André. Introduction aux techniques de traitement d'images, Eyrolles, 1987.
- [2] : MOISE MWEZE. Compression Des Images, TFC/ISP Bukavu, 2003-2004.
- [3] : R.C. GONZALES et P. WINTZ. Digital Image Processing, Addison Wessley, 1997.
- [4] : MICROSOFT, « Encyclopédie Encarta », 2005.
- [5] : Organization mondiale de la santé. Diabète sucré.  
<http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs138/fr/index.html>.
- [6] : Grimaldi A. Epidémiologie des complications dégénératives du diabète sucré. Dans : EMC Référence-Diabète de type 2. Elsevier 2004, p.286-288.
- [7] : Massin P. Nouveautés sur la rétinopathie diabétique. Médecine clinique endocrinologie & diabète. Hors série. Confrontations Endocrinologie-Diabétologie Sud-Franciliennes.Mars/Avril 2006, 32 9.
- [8] : Prevent blindness Amrica, National Eye Institut. Vision problems in the US – Prevalence of adult vision impairment and age-related eye disease in America. 2002.
- [9] : Viswanath K, Murray Mc Gavin DD. Diabetic retinopathy : clinical findings and management. Communty Eye Health 2003 ; 51 :1776-82.
- [10] : Rabasa-Lhort, Avignon F, Monnier L et al. L'impact socio-économique du diabète sucré de type 2. Sang Thrombose Vaisseaux 1999 ; 11 :587-95.
- [11] : G. Lame. Construction d'ontologie à partir de texte, une ontologie du droit dédiée à la recherche d'information sur le Web, Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Paris, 2002.
- [12] : Gruber T, A translation approach to portable ontology specifications, Knowledge Acquisition Journal, academic Press, (1993).

# Références bibliographiques

---

- [13] : Frank van Harmelen and Deborah L. McGuinness. OWL web ontology language overview. W3C recommendation, W3C, February 2004.  
<http://www.w3.org/TR/2004/RECowl-features-20040210/>
- [14] : M. K. Smith, C. Welty, and D. McGuinness. OWL web ontology language guide, W3C recommendation. World Wide Web Consortium, 2004.
- [15] : J. F. Sowa. Conceptual graph standard and extensions. Lecture Notes in Computer Science, 1453:3–1998.
- [16] : F. Baader and B. Hollunder. A terminological knowledge representation system with complete inference algorithms. In H. Boley and M. M. Richter, editors, Proceedings of the International Workshop on Processing Declarative Knowledge (PDK'91), volume 567 of LNAI, pages 67–86, Kaiserslautern, FRG, July 1991. Springer Verlag.
- [17] : Nathalie Hernandez, Ontologies de Domaine pour la modélisation du contexte en recherche d'information, THESE 2005.
- [18] : Ramanathan V. Guha and Dan Brickley. RDF vocabulary description language 1.0: RDF schema. W3C recommendation, W3C, February 2004.  
<http://www.w3.org/TR/2004/REC-rdf-schema-20040210/>
- [19] : F. Fürst, “L'ingénierie ontologique”. Rapport de recherche N°02-07. (2002).
- [20] : F. Fürst, M. Leclère et F. Trichet, “Construction d'une ontologie opérationnelle : un retour d'expérience”, 1re soumission à EGC'2002. (2003).
- [21] : Nicola Guarino (1997). Understanding, building and using ontologies : a commentary to using explicit ontologies in kbs development.
- [22] :  
M. R. Quillian. Semantic memory. In M. Minsky, editor, Semantic information processing. MIT Press, 1968.
- [23] : M. Blazquez, M. Fernandez, J. Garcia-Pinar. et A. Gomez-Perez, “Building Ontologies at the Knowledge Level using the Ontology Design Environment”, in Proceedings of the Banff Workshop on



# Références bibliographiques

---

Knowledge Acquisition for Knowledge-based Systems, (1998).

- [24] : R. M. Haralick, K. Shanmugan, and I. Dinstein, "Textural features for image classification," IEEE Trans. Syst., vol. SMC-3, pp. 610-621, June 1973. Mallat S. A., « A wavelet tour of signal processing », New York Academic Press, 1999.
- [25] : J. F. HADDON et J. F. BOYCE. Co-occurrence matrices for image analysis. IEEE Electronics and Communication Engineering Journal, 1993.
- [26] : J. Daugman. "Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profiles", Vision Research, 20, pp. 847-856, (1980).
- [27] : M. Sonka, V. Hlavac, R. Boyle. Image Processing, Analysis and Machine Vision. PMS publishing, second edition, 1999.
- [28] : D. ZHANG, G. LU, Study and evaluation of different Fourier methods for image retrieval, Image Vision Computing, vol.23, 2005.
- [29]: J.-P. Cocquerez et S. Philipp. « Analyse d'Images : filtrage et segmentation ». Masson, 1995
- [30]: Zhu, S. et Yuille, A. (1996). Region competition : Unifying snakes, region growing, and bayes/mdl for multiband image segmentation. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18(9):884-900.
- [31]: R. M. Haralick, K. Shanmugan, and I. Dinstein, "Textural features for image classification," IEEE Trans. Syst., vol. SMC-3, pp. 610-621, June 1973.
- [32] : J. Daugman. "Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profiles",  
Vision Research, 20, pp. 847-856, (1980).

# Références bibliographiques

---

- [33] : Mallat S. A., « A wavelet tour of signal processing », New York Academic Press, 1999.
- [34] Chakib M. Prévalence du diabète en Algérie : La valse des chiffres. Magazine mensuel de la santé. Décembre 2011. N°1.  
<http://www.santemag-dz.com/nv/ev7.html>
- [35]: Zhu, S. et Yuille, A. (1996). Region competition : Unifying snakes, region growing, and bayes/mdl for multiband image segmentation. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18(9):884–900.
- [36]: H.S.Yang, Range Image Segmentation and Classification Via Split and Merge Based on Surface Curvature, Proceedings of 4th International Conference on Pattern Recognition, pp. 58-67, 1988.
- [37] : J. Canny, “A computational approach to edge detection”, IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, n°6, p. 679-698, novembre 1986 Barcelona, Espagne, (septembre 2003).
- [38] : R. Deriche, “Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector”, International Journal of Computer Vision, p. 167-187, 1987.
- [39] : Kass, M., Witkin, A. et Terzopoulos, D. (1987). Snakes : active contour models. International Journal of Computer Vision, 1(4): 321–331.
- [40] : <http://www.istanitic.com/v2/programmation/Java/Generalites/Generalites.htm>
- [41] : <http://www.techno-science.net>
- [42] : <http://www.eclipse.org>
- [43] : <http://protege.stanford.edu/index.shtml>
- [44] : <http://jena.sourceforge.net/>
- [45] : Aoudjet Sarah. Conception et réalisation d'un système d'aide à l'interprétation sémantique d'image. Mémoire d'ingénieur. USDB.2009.