

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université SAAD Dahleb - BLIDA -



Faculté des Sciences

Département Informatique

Mémoire Présenté par :

- *M. Bensmail. Abderazzak*
- *M. Bouaricha. Maâmar*

En vue d'obtenir le diplôme de Master

Domaine : Master Informatique

Filière : Informatique

Spécialité : Ingénierie des logiciels

Option : Informatique

**Sujet : CONTRIBUTION A LA CONCEPTION D'UN SYSTEME ONTOLOGIQUE D'AIDE A L'INTERPRETATION DES IMAGES MEDICALES : APPLICATION AU CAS DE LA RETINOPATHIE DIABETIQUE**

Soutenu le : 02-10-2011 , devant le jury composé de :

- |                      |             |
|----------------------|-------------|
| M Benblidia          | Présidente  |
| M Hannachi           | Rapporteurs |
| M Reguig             | Examineurs  |
| Mr : Hamouda Mohamed | Promoteur   |

MA-004-58-1

# REMERCIEMENT



*Au terme de ce travail, nous tenons à remercier vivement :  
Dieu qui nous a donné la force a terminé cette étude.*

*A notre promoteur Mr « HAMOUDA MOHAMED » pour  
son aide et pour ses orientations précieuses*

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

*Nous tenons enfin à remercier les honorables membres du  
Jury qui nous feront l'immense honneur de présider et d'examiner  
ce modeste travail. Et sans oublier tous ceux qui ont contribué de  
prés ou de loin à l'élaboration de ce projet.*

---

## ***DEDICACE***

JE DEDIE CE MODESTE TRAVAIL

A mes très chers parents: Maâmar et mon adorable mère Fatima qui m'ont  
beaucoup soutenu et qui ont toujours été présent pour moi,

J'espère que vous seriez toujours fiers de moi ;

A mes sœurs et mes frères;

A le plus proche de mon coeur : mon neveu "al. Jellah" ;

A toute ma famille, mes tantes, mes oncles, mes cousins(es) et mes voisins ;

A mes amis ahmed, amine, sidali , nacer, réda, hamid

yassine, hafid.... ;

A mes chers(es) amis(es) sans exception ;

A tous mes camarades d'étude et surtout salah, amine, ishak, azzadine, nourdine;

A mon binôme BENSMAIL abderazzak et à toute sa famille ;

A notre promoteur M<sup>F</sup> HAMOUDA. Mohamed ;

**A tous ceux que j'aime et qui m'aiment**

***Maâmar***

## DEDICACE

*Je dédie ce travail*

*A ma mère qui ma guidé durant les moments les plus pénibles de ce long chemin, ma mère qui a été à mes côtés et ma soutenu durant toute ma vie.*

*A mes frères Adel, Abdellah .*

*A MON NEVEU Mohamed yacine que Dieu te garde et te bénisse.*

*A toute ma famille sans exception.*

*A tous mes amis.*

*En fin, je remercie mon ami mon binôme BOUARICHA MAAMAR qui a contribué à la réalisation de ce modeste travail.*

*A Vous .*

*BENSMAIL.ABDERRAZAK*

## **Résumé**

Le rôle d'un système d'aide à l'interprétation d'images médicale est de fournir des informations symboliques sur le contenu de l'image. Il repose essentiellement sur deux étapes : une étape d'extraction et de caractérisation des structures de bas-niveau et une étape d'interprétation qui associe une signification sémantique à ces structures, en d'autres termes il s'agit de découvrir les aspects pathologiques des structures présentes dans l'image.

Le travail proposé consiste en la conception d'un système d'aide à l'interprétation sémantique des images de rétines atteintes de la rétinopathie diabétique. Système utilise l'ontologie de domaine Eye-Onto, introduite dans le cadre d'un projet de fin d'étude de l'année 2009-2010[3], dans le but d'exploiter autant que possible les connaissances du domaine de cette pathologie. L'objectif à court terme n'est pas de proposer un système de diagnostic mais surtout d'appliquer cette ontologie sur une base d'exemples pour :

- Evaluer la qualité de l'ontologie ceci revient à vérifier s'il y a un manque dans les connaissances.
- Valider les instances qui peuplent l'ontologie
- Et l'enrichir par de nouvelles instances

## **Mots clés :**

Ontologie, Interprétation d'image, Imagerie médicale, Rétinopathie diabétique, Segmentation, Extraction de caractéristique, classification, La rétine.

## **ABSTRACT:**

The role of a support system for interpreting medical images is to provide symbolic information about the content of the image. It is essentially based on two steps: an extraction step and characterization of low-level structures and a step of interpretation that associates semantic meaning to these structures, in other words it is to discover aspects of pathological structures in the image.

The proposed work consists of designing a support system for the semantic interpretation of images of retinas with diabetic retinopathy. System uses the ontology Eye-Onto, introduced as part of a draft study by the end of 2009-2010, in order to exploit as much as possible the domain knowledge of this disease.

The short term goal is not to propose a diagnostic system but also to apply this ontology on the basis of examples:

- Evaluate the quality of the ontology this amounts to check whether there is a lack in knowledge.
- Validate the instances that populate the ontology
- And enrich it with new instances

### **Keywords:**

Ontology, Diabetic Retinopathy, interpretation of image, Digital Image Processing, Retina.

### **ملخص:**

ملحوظات طور ايشهد الطبية الصور لتفسير الدعم نظام مجالان . المضمون عن معلومات يقدم للصورة الرمزي . .  
العينية شبكية للصور لدالاليا التفسير لدعم نظام تصميمنا المقترحة العملية تكون  
بداء للمصابين السكري. الأنطولوجيا نظام يستخدم الأخير هذا. كانا الذي الأنطولوجيا نظام  
السنة نهاية كم شروع 2009-2010 .

### **الرئيسية الكلمات:**

الأنطولوجيا، رونوباتيا السكرية، الصور الطبية تفسير الصور، العينية شبكية

# TABLES DES MATIÈRES

---

## Résumé

### INTRODUCTION GENERALE

1	Introduction .....	..1
2	Contexte du travail .....	...1
3	Problématique.....	2
4	Objectif .....	..2
5	Survol du mémoire.....	...3
6	Travail Déjà réalisé .....	....3
7	Organisation du mémoire.....	4

### PARTIE I : L'ETAT DE L'ART

#### Chapitre 1 : la notion pathologique de la rétinopathie diabétique

1.1	Introduction.....	5
1.2	La rétinopathie diabétique .....	5
1.2.1	La structure de l'œil.....	5
1.2.2	Anomalies associées à l'œil .....	6
1.2.3	La rétine.....	6
1.2.4	Définition de la rétinopathie diabétique RD .....	7
1.2.5	Les symptômes.....	8
1.2.6	Facteurs de risque.....	9
1.2.7	Signes cliniques.....	9

#### Chapitre 2 : Principes et applications du traitement d'image

2.1	Introduction.....	13
2.2	L'imagerie numérique et l'imagerie médicale .....	13
2.2.1	Image numérique.....	13
2.2.3	Imagerie médicale .....	15
2.3	Interprétation automatique d'images .....	15
2.3.1	Interprétation Symbolique (Vision de bas niveau) .....	16
2.3.1.1	Couleur .....	17

# TABLES DES MATIÈRES

---

2.3.1.2. Textures .....	18
2.3.1.3. La forme .....	18
2.3.2. Sémantique (haut niveau) .....	19
2.3.3. Liaison entre les niveaux symbolique et sémantique.....	21
2.3.4. Outil SIMILAR.....	21
2.4. Techniques basées sur les ontologies .....	22
2.4.1. Définitions des concepts.....	22
2.4.2. Ontologie .....	25
2.4.2.1. Historique sur l'ontologie.....	25
2.4.2.2. Notion d'ontologie.....	26
2.4.2.3. Différence entre ontologie et base de connaissance.....	27
2.4.2.4 Définition de l'ontologie.....	28
2.4.3 Présentation d'Eye-Onto.....	28
2.3 : ALGORITHMES DE SEGMENTATION DES IMAGES.....	32
2.3.2. Problématique de l'interprétation d'image .....	32
3.3. Étude du système de segmentation .....	32
3.2.1. Introduction.....	33
3.2.2. Qu'est-ce que la segmentation d'image.....	34
3.2.3. Étapes de segmentation d'images.....	34
3.2.4. Méthode de segmentation d'images .....	36
3.2.4.1. Méthodes de détection de discontinuité.....	36
3.2.4.2. Méthodes de détection de similarité.....	36
3.2.4.3. Segmentation par classification.....	36

# TABLES DES MATIÈRES

---

3.2.5. Quelques algorithmes de segmentation .....	37
3.2.5.1. La classification par les k-moyennes (K-means ) .....	37
3.2.5.2. L'algorithme Fuzzy C-means (FCM).....	39
3.2.5.3. Algorithme t-means .....	41
2.3 Conclusion.....	42
<b>Chapitre 3: Extraction de caractéristique d'images</b>	
3.1. Introduction.....	43
3.2. Caractérisation de texture.....	43
3.2.1. Quelque méthode d'extraction de caractéristique texture .....	45
3.3. Caractéristique de couleur .....	50
3.3.1. Quelques méthodes d'extraction de caractéristique couleur .....	50
3.3.2. Quelques espaces de couleur utilisé.....	52
3.4. Conclusion .....	57
<b>Chapitre 4 : Classification d'images (Interprétation Structurale (similarité))</b>	
4.1 .Introduction .....	58
4.2. Classification.....	58
4.3. Mesure de similarité.....	58
4.4. Classification et similarité.....	59
4.5. Une hiérarchie de clusters .....	59
4.6 Hiérarchie et Typologie.....	61
4.6.1 Classification Hiérarchique Ascendante.....	62
4.6.2 Classification Hiérarchique Descendante.....	63

# TABLES DES MATIÈRES

---

4.7. Conclusion .....	64
<b>PARTIE II : REALISATION ET TEST</b>	
1. Introduction .....	65
2. Description des démarches.....	65
2.1 Partie 1 : Gestion de l'ontologie (Enrichissement de l'ontologie) .....	65
2.2 Partie 2 : l'interprétation.....	66
2.2.1 Architecture générale du système.....	66
3. Conception du système .....	72
4. Outils employés .....	73
4.1.Protégé 2000 .....	73
4.2.Environment de Programmation JAVA .....	73
4.3.Choix de l'outil d'exploitation de l'ontologie.....	74
4.4.Choix du langage développement	
5. Test :.....	75
5.1. Test sur la segmentation .....	75
5.2. Test sur le vecteur de caractéristique.....	75
5.3. Teste de classification .....	76
5.4. Test final de notre application .....	77
6. Conclusion et résultats obtenus.....	81
Conclusions & Perspectives .....	82
<b>Bibliographie</b>	

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

---

## 1 Introduction

Dans un but d'aide au diagnostic, les informations symboliques des images médicales doivent expliciter les différentes régions d'intérêt ainsi que les aspects pathologiques des structures présentes dans l'image. Du point de vue des traitements impliqués, le domaine de l'interprétation d'images médicales s'intègre dans le thème d'une recherche plus générale du traitement de l'information visuelle. En vision par ordinateur, il est généralement admis que l'analyse d'une image s'effectue par une série de procédures qui forment la chaîne de traitement de l'image. Cette chaîne n'est certes pas universelle et chaque étape est conditionnée par une connaissance, a priori, spécifique du domaine que l'on traite. Cette approche a été étudiée puis adaptée dans le cadre d'un système d'aide à l'interprétation d'angiographies numérisées. L'objectif du système en cours de développement est d'analyser une image atteinte par rétinopathie diabétique en précisant le grade et le risque de la maladie. Son rôle est de fournir au médecin un outil plus pratique réduisant le temps et la charge du travail. Les descriptions structurelles qui sont manipulées doivent être considérées comme des hypothèses initiales qui résultent de cette étude, par la suite, la procédure de classification qui réalise l'interprétation est décrite, elle s'appuie sur des techniques classiques de représentation, de connaissance et de mise en correspondance d'informations de natures différentes.

## 2 Contexte du travail

Un système d'aide à l'interprétation d'images médicales se compose essentiellement de deux étapes :

Une étape d'extraction et de caractérisation des structures de bas-niveau et une étape d'interprétation qui associe une signification sémantiques à ces structures, en d'autres termes il s'agit de découvrir les aspects pathologiques des structures présentes dans l'image. En ce qui concerne l'étape d'interprétation on assiste 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, celles-ci répondent, en effet, au problème de la formalisation des connaissances d'un domaine donné sous forme d'un ensemble de concepts qui vont permettre(ou permettront)de décrire d'une manière qualitative l'apparence visuelle des concepts sémantiques.

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

---

## 3 Problématique

Ces derniers temps, l'Algérie et d'autres parties du monde ont été confrontés à une augmentation des maladies liées à l'âge et à la société. En prenant le diabète comme étant un exemple, selon des enquêtes récentes (le nombre de personnes diabétiques en Algérie est de plus en plus important), ce nombre est passé d'un million de personnes en 1993, à plus de 2 500 000 personnes en 2007, soit 10% de la population [1], la rétinopathie diabétique est une des complications les plus fréquentes de la maladie et la plus handicapante [2], on estime que 100% de la population des diabétiques de type I sera atteinte de rétinopathie diabétique au bout de 10 ans d'évolution de leur diabète, La détection précoce et diagnostic ont été identifiés comme l'un des moyens pour parvenir à une réduction du pourcentage de la déficience visuelle causée par le diabète avec plus d'emphase sur la routine contrôle médical dont l'utilisation d'installations spéciales pour la détection et le suivi de cette maladie [2].

Par conséquent, une telle situation pèse trop lourd en termes de volume de travail attribué aux professionnels de la santé ainsi qu'aux installations et infrastructures correspondantes se traduisant, par exemple par une hausse d'activités de dépistage du diabète.

De nombreuses approches ont été proposées et identifiées dans le but de réduire l'intensité du volume du travail induit par un contrôle permanent via le dépistage et les activités connexes qui font usage de grandes quantités de réactifs médicaux. Parmi lesquelles figure le traitement numérique du signal d'image de la rétine, appelé ainsi le diagnostic rétinopathie du diabète.

Alors, se disposer d'un système ontologique d'aide à l'interprétation d'images médicale (rétine) permettra d'atténuer l'énorme travail de dépistage.

## 4 Objectif

L'objectif principal de ce projet est de développer un système qui sera en mesure d'identifier les patients atteints de la RD, des images couleur obtenus de la rétine du patient. Ces types d'images sont appelées images du fond de l'œil.

La solution proposée consiste en la conception d'un système d'aide à l'interprétation sémantique des images de rétines atteintes de la RD, ce système utilise l'ontologie de domaine Eye-Onto [3], dans le but d'exploiter autant que possible les connaissances du

dans le but d'exploiter autant que possible les connaissances du domaine de cette pathologie. L'objectif à court terme n'est pas de proposer un système de diagnostic mais surtout d'appliquer cette ontologie sur une base d'exemples pour :

- Evaluer la qualité de l'ontologie ceci revient à vérifier s'il y a un manque dans les connaissances
- Valider les instances qui peuplent l'ontologie
- Et l'enrichir par de nouvelles instances

## 5 Approche globale

Le mémoire est aperçu comme suit, l'image d'entrée du fond d'œil est analysée par le système et la sortie contient le classement. L'image d'entrée à l'étape de prétraitement est une image de rétine atteinte. La segmentation de l'image d'entrée a pour but de séparer les différentes zones homogènes de l'image de la rétine. Chacune étant composée de pixels caractérisés par des propriétés communes (couleur, texture, forme). Ensuite la signature qui est un vecteur de caractéristique, cet étape a pour but d'extraire les deux principaux descripteurs couleur et texture. Puis la classification qui consiste à regrouper les images de la base, et enfin l'interprétation conceptuelle ou en fait le relier entre concept (ontologie Eyes-Onto) et les vecteurs de caractéristiques.

La finalité de toutes ces étapes est de connaître le grade et le risque d'une nouvelle image en entrée.

## 6 Travail Déjà réalisé

Dans le projet de fin d'études de l'année 2009-2010, Melle Aoudjat Sraah a fait la conception de l'ontologie Eye\_Onto, dans un premier pas elle a extraite le terme moyen qui décrit le cycle pathologique, ensuite elle a défini les principaux langages, méthodes, et outils pour la construction d'ontologie. A la fin, elle a réalisée la construction de l'ontologie Eye\_Onto qui porte le réseau sémantique des stades pathologiques et lésion de la rétinopathie diabétique. [3]

## 7 Organisation du mémoire

Pour présenter le travail, nous avons élaboré le plan de lecture suivant :

La première partie introduit l'état de l'art du Système d'aide à l'interprétation des images médicales. Il commence par la notion pathologique de la rétinopathie diabétique. Ensuite, il présente les principes et les applications de traitement d'image. Par la suite, il présente en bref les algorithmes de segmentation des images et extraction de caractéristique d'image. A la fin, nous présenterons la classification d'images (Interprétation Structurelle (similarité)).

La deuxième partie aborde la réalisation et le teste avec quelques résultats préliminaires. Nous terminons ce mémoire en donnant quelques conclusions et perspectives du travail.

Partie I:  
Etat de l'Art

# CHAPITRE I.1

**La notion pathologique de la rétinopathie  
diabétique**

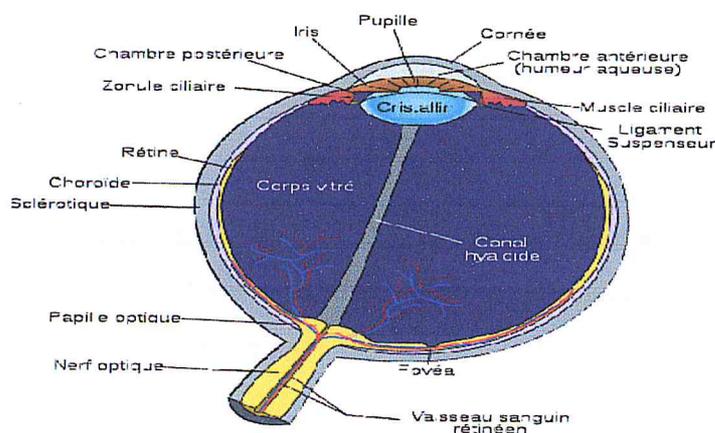
## 1.1 Introduction

Cette partie introduit la notion pathologique de la rétinopathie diabétique, elle commence par une discussion sur la structure de l'œil, quelques anomalies associées à l'œil et suivies de près par l'examen des méthodes utilisés dans le pas trop long passé dans le diagnostic de la RD en deux sections principales, des navires et des renseignements généraux.

## 1.2 La rétinopathie diabétique

### 1.2.1 La structure de l'œil

L'œil est l'organe de la vision, sens qui permet à un être vivant de capter la lumière pour ensuite l'analyser et interagir avec son environnement.



**Fig. 1-1: Anatomie de l'œil[3]**

La lumière pénètre dans l'œil par la pupille et se concentre sur la rétine. La lentille de passe en se concentrant images de distance différente. La quantité de lumière entrant dans l'œil est contrôlée par l'iris, qui se ferme lorsque la lumière est lumineuse et s'ouvre quand la lumière est faible. L'extérieur de l'œil est sous la forme d'une feuille transparente blanche appelée conjonctive muscles ciliaires dans le contrôle du corps ciliaire la focalisation de la lentille automatiquement. Choroïdes forment la vasculaire couche de l'œil la fourniture de nutrition pour les structures oculaires. Image formée sur la rétine est transmise au cerveau par le nerf optique. Le disque optique est plus lumineux que n'importe quelle partie de la rétine image et est normalement circulaire du la forme. Il est également l'entrée et il existe un point pour les nerfs entrant et sortant de la rétine et du cerveau. Proche du centre de la rétine est un objet de forme ovale appelée macula. La

## La notion pathologique de la rétinopathie diabétique

La rétine correspond au film d'une caméra; dans l'œil, c'est elle qui capte les images à transmettre au cerveau. Sa partie la plus sensible, celle qui nous permet une vision de précision, qui nous permet de lire, d'écrire, d'enfiler une aiguille, bref d'exécuter tout travail minutieux, c'est la macula.

### **1.2.4 Définition de la rétinopathie diabétique RD**

Atteinte rétinienne correspondant à une localisation de la microangiopathie diabétique, qui atteint tous les organes (en particulier l'œil, le rein et le système nerveux périphérique). La rétinopathie diabétique est la première cause de cécité acquise dans les pays développés chez le sujet de moins de 60 ans.

Donc est une maladie dégénérative des vaisseaux sanguins survenant comme la complication la plus fréquente de la maladie diabétique, élévation anormale du taux de sucre dans le sang, la rétine ne reçoit plus de nutriment ni d'oxygène à cause des vaisseaux endommagés.

### **Ampleur**

Le diabète est considéré, dans le monde entier, comme un problème important de Santé Publique. La rétinopathie diabétique est une des causes majeures de déficience visuelle en 2002, avec une prévalence mondiale de la cécité par rétinopathie diabétique de 4,8% des cécités. L'incidence du diabète est en forte augmentation, avec des variations significativement importantes selon les groupes ethniques et/ou raciaux dans le monde. On estime qu'en 2010, au niveau mondial, le nombre de diabétiques atteindra environ 221 millions, surtout dans les pays en développement. Dans les pays industrialisés, la rétinopathie diabétique est une des principales causes de déficience visuelle parmi les personnes en âge de travailler. Bien que se soit une maladie touchant de multiples organes, la rétinopathie diabétique est une des complications les plus fréquentes de la maladie et la plus handicapante. On estime que 100% de la population des diabétiques de type I sera atteinte de rétinopathie diabétique au bout de 10 ans d'évolution de leur diabète, au bout de 20 ans 33% pour le diabète de type II. Parmi ceux-ci, un tiers aura une rétinopathie potentiellement cécitante. Enfin un tiers des diabétiques ayant des complications cécitantes deviendra définitivement aveugle. [32]

# La notion pathologique de la rétinopathie diabétique

## 1.2.5 Les symptômes :

Dans la forme simple de rétinopathie diabétique, il n'y a souvent pas de symptômes, mais s'il y a « enflure » de la macula, ceci peut causer une perte de la vision des détails.

Quant à la rétinopathie proliférante, elle ne donne habituellement aucun symptôme tant qu'il n'y a pas eu d'hémorragie. Celle-ci peut survenir à la suite d'un effort physique, d'une poussée d'hypertension artérielle ou sans cause apparente. Une petite hémorragie pourra se manifester par de simples taches mobiles dans la vision, alors qu'une hémorragie importante peut faire perdre toute vision à l'œil atteint. [33]

Heureusement, il n'y a qu'un faible pourcentage des diabétiques atteints de déficits graves de la vision et relativement peu d'entre eux deviennent aveugles, surtout depuis l'avènement du laser et de la microchirurgie. [33]

Une personne diabétique devrait consulter un médecin ophtalmologiste annuellement. S'il y a rétinopathie, ce dernier en suivra l'évolution souvent à l'aide de photographies ou d'un examen de la circulation sanguine de la rétine (angiographie).



**Fig.1-3 : Forme simple**



**Fig.1.4 : Forme proliférante**

# La notion pathologique de la rétinopathie diabétique

## 1.2.6 Facteurs de risque:

La durée d'évolution du diabète est le facteur déterminant. Les anomalies rétiniennes sont plus précoces et plus sévères pour les diabètes de types I, Mauvais contrôle glycémique, HTA (souvent associée au diabète) et autres facteurs de risque cardiovasculaires (obésité, dyslipidémie, sédentarité, tabagisme...) ,Grossesse

Puberté (refus du traitement, augmentation des besoins en insuline)

Enfin, l'équilibration trop rapide de la glycémie (insuline au pousse-seringue) chez un patient très déséquilibré peut s'accompagner d'une aggravation de la rétinopathie diabétique (d'où l'intérêt d'un examen ophtalmologique avant de débiter ce type de traitement). Noter que la myopie protège relativement de la rétinopathie diabétique.[33]

## 1.2.7 Signes cliniques :

Baisse d'acuité visuelle: aux stades tardifs (par œdème maculaire, hémorragie intravitréenne ou décollement de rétine). Le diagnostic doit être posé au stade asymptomatique à l'occasion de l'examen systématique du fond d'œil lors de la découverte du diabète. Trois principales formes [34]

1. **Rétinopathie diabétique non proliférante** · microanévrisme · dilatation du réseau capillaire · microhémorragie · Œdème rétinien et surtout maculaire · exsudat sec · occlusions capillaires · nodules cotonneux (ou nodules dysoriques)
2. **Rétinopathie diabétique préproliférante** · nombreux nodules dysoriques · nombreuses hémorragies intrarétiniennes · veines dilatées (moniliformes) · anomalies microvasculaires intrarétiniennes (AMIR), il s'agit de dilatations veineuses et de télangiectasies témoignant de shunts entre les artérioles et les veinules · territoires d'ischémie étendus en moyenne périphérie à l'angiographie · après un an d'évolution, la moitié de ces rétinopathies évoluera vers la rétinopathie proliférante
3. **Rétinopathie diabétique proliférante**: 20% des rétinopathies diabétiques. plus fréquente chez le diabétique de type I. Elle se caractérise par l'apparition de néovaisseaux (vaisseaux avec paroi anormalement perméable) proliférant à la surface de la rétine, autour de la papille et sur l'iris, responsables d'hémorragies

## La notion pathologique de la rétinopathie diabétique

intravitréennes, de décollements de rétine et de glaucomes néovasculaires.

### **1.2.8 Diagnostic différentiel:**

Se pose rarement car contexte souvent évident

1. Occlusion veineuse rétinienne, fréquemment associée à la rétinopathie diabétique
2. Rétinopathie hypertensive
3. Rétinopathie radique [34]

### **Examens complémentaires:**

Angiographie à la fluorescéine, examen de référence, confirme les hémorragies et l'œdème rétinien, montre les zones d'ischémie rétinienne et les néo vaisseaux

### **Diagnostic:**

La découverte d'un diabète doit obligatoirement s'accompagner d'un examen ophtalmologique complet, comprenant une mesure de l'acuité visuelle, de la tension oculaire, un examen à la lampe à fente et un fond d'œil. , L'angiographie est pratiquée dès l'apparition des premières anomalies au fond d'œil. [34]

### **1.2.9 Traitement :**

Seule une prise en charge multidisciplinaire régulière, efficace et énergique entre médecin généraliste, diabétologue et ophtalmologiste permet d'éviter les complications pouvant mener à la cécité.

1. Contrôle optimal de l'équilibre glycémique :Régime pour l'équilibre glycémique ,Traitement du diabète
2. Contrôle des autres facteurs de risque cardiovasculaire
3. Laser ,Photocoagulationpanrétinienne si rétinopathie proliférante: le principe repose sur la destruction des zones ischémiques responsables de la sécrétion de facteurs proangiogéniques. - Laser périmaculaire en cas d'œdème maculaire persistant
4. Vitrectomie, si hémorragie intravitréenne persistante, prolifération fibreuse intravitréenne ou décollement de rétine

## La notion pathologique de la rétinopathie diabétique

1. Eviter les efforts intenses si rétinopathie proliférante (risque de saignement)
2. Antiagrégants plaquettaires (aspirine, ticlopidine): effet favorable sur la rétinopathie diabétique débutante (diminution du nombre de microanévrismes) mais aucune action bénéfique sur la rétinopathie diabétique confirmée [34]

### **1.2.10 Précautions d'emploi et Interactions médicamenteuses:**

1. **Aspirine:** prudence en cas d'antécédents ulcéreux, d'hémorragie digestive, d'asthme, de goutte, de ménorragies, d'insuffisance hépatique ou rénale. Avec les stérilets, risque de diminution de l'efficacité contraceptive ; association contre-indiquée avec le méthotrexate et à forte dose avec les antivitamines K, déconseillée avec les antivitamines K, les AINS, la ticlopidine, l'héparine, le benzbromarone, le probénécide et la sulfinpyrazone
2. **Ticlopidine :** Surveillance de l'hémogramme tous les 15 jours pendant 3 mois et arrêt du traitement si anomalie hématologique , Arrêt une semaine avant une intervention chirurgicale, sauf si effet antiagrégation plaquettaire souhaitable , Grossesse et allaitement, innocuité non établie . Ticlopidine: association contre-indiquée avec les AINS, l'aspirine, les anticoagulants, à surveiller avec la théophilline et dérivés, et la sulfinpyrazone

### **Surveillance:**

- Examen ophtalmologique avec fond d'œil, tous les ans si FO normal, FO + angiographie tous les six mois si anomalies minimales, et tous les deux à trois mois si rétinopathie diabétique avancée
- Surveillance du diabète

### **1.2.11 Complications:** Peuvent provoquer la cécité

1. Œdémateuses: œdème maculaire
2. Ischémique : Néovaisseaux avec hémorragie intravitréenne, décollement de rétine, glaucome néovasculaire ,Maculopathie ischémique.
3. Cataracte

## La notion pathologique de la rétinopathie diabétique

### **Évolution et pronostic visuel :**

Une fois constituée, la rétinopathie diabétique peut évoluer à son propre compte, malgré la normalisation des chiffres glycémiques (qui néanmoins permet de ralentir son évolution). Le laser et la vitrectomie ou autre chirurgie ont permis de transformer le pronostic de la rétinopathie diabétique. [34]

### **1.2.3 Conclusion :**

La cécité secondaire à une RD est désormais largement évitable grâce à une détection précoce et un traitement interventionnel adapté. Il est donc essentiel de mettre en place un dépistage systématique, répété tout au long de la vie, avec un expert clinicien de la rétine. Compte-tenu du fait que le diabète sucré est une maladie systémique, la prise en charge optimale est complexe et nécessite une approche d'équipe de soins multidisciplinaire. La RD représente un vrai problème de santé publique qui nécessite d'optimiser les programmes de prévention primaire et secondaire.

# CHAPITRE 1.2

**Principes et applications du traitement d'image**

## 2.1.-+<sup>2</sup>Introduction

Cette section aborde quelques-uns des principes appliqués dans ce travail de recherche. Ces principes comprennent:

Le traitement d'images en générale, l'interprétation automatique d'images, des techniques de l'analyse d'images numérique, les caractéristiques d'images ou les caractéristiques symboliques d'images, conversion d'espace couleur, égalisation d'histogramme, K-dire Algorithme Clusters, de classification, les opérations d'image morphologique et Squelettisation.

## 2.2. L'imagerie numérique et l'imagerie médicale

Partout dans le monde, des efforts importants sont en cours, ils visent à fournir l'assimilation de la technologie d'informatique, stocker et récupérer des images médicales numériques pour la visualisation à la bonne place, et au bon moment

### 2.2.1 Image numérique

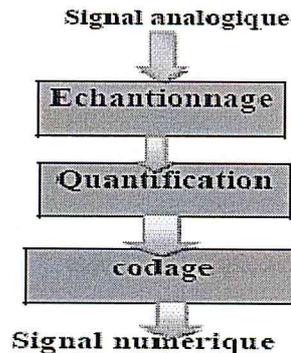
Une image est constituée d'un ensemble de points appelés pixels (pixel est une abréviation de *PIC*ture *E*lement)[8]. Le pixel représente ainsi le plus petit élément constitutif d'une image numérique. L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image [8]. Chaque pixel est associé à un niveau de gris  $n$  ou des niveaux de composante couleur codé sur  $N$  bits et qui représentent respectivement le niveau de luminosité ou de couleur de la zone correspondante dans la scène observée. Chaque pixel est localisé par ses coordonnées  $x$  et  $y$  dans l'image.

Pour représenter (afficher) une image réelle par un outil informatique (ordinateur, appareils numérique,...etc.), l'image à besoin d'une numérisation qui consiste à diviser la surface de l'image en éléments de taille fixe appelés cellules (pixels), ayant chacun comme caractéristique les densités de couleurs de bases codé sur  $n$  bits.

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique (signale) en une image numérique représentée dans un espace à deux dimensions. Le processus de numérisation se décompose en trois (3) étapes comme le décrit la figure ci-dessous :

# Principes et applications du traitement d'image

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique (signal) en une image numérique représentée dans un espace à deux dimensions. Le processus de numérisation se décompose en trois (3) étapes comme le décrit la figure ci-dessous :



**Fig.2-1 : Processus de numérisation.**

Donc le terme d'image numérique désigne, dans son sens le plus général, toute image qui a été acquise, traitée et sauvegardée sous une forme codée représentable par des nombres (valeurs numériques).

Il existe deux sortes d'images numériques : les images matricielles et les images vectorielles.

a- *Image matricielle* (bitmap) : Une image matricielle est formée d'un tableau de points ou pixels, auxquels on peut associer une couleur et une intensité comme il est représenté sur la figure.2.



**Fig .2-2 : Images Matricielles.**

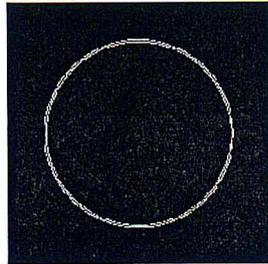
Plus la densité des points sont élevée, plus le nombre d'informations est grand et plus la résolution de l'image est élevée.

Les images vues sur un écran de télévision ou une photographie sont des images matricielles. On obtient également des images matricielles à l'aide d'un appareil photo numérique, d'une caméra vidéo numérique ou d'un scanner.

Contrairement à une image vectorielle les images matricielles ne supporte pas les modifications.

## Principes et applications du traitement d'image

*b-Image vectorielle* : dans ce format les données sont représentées par des formes géométriques simples qui sont décrites d'un point de vue mathématique (cercle, rectangle ...etc.).



**Fig.2-3 : Image vectorielle.**

Puisque ces images sont représentées par des formules mathématiques (une courbe est définie par deux points, un cercle par un centre et un rayon). Donc c'est le processeur qui sera chargé de "traduire" ces formes en informations (interprétables par la carte graphique). Ces images présentent 2 avantages : elles occupent peu de place en mémoire et peuvent être redimensionnées sans perte d'information.

### **2.2.3 Imagerie médicale**

Aujourd'hui l'imagerie médicale est, grâce à l'apparition d'ordinateurs de plus en plus performants, l'un des champs d'application privilégiés des techniques de l'analyse numérique d'images. L'imagerie médicale est le procédé par lequel un médecin peut examiner l'intérieur du corps d'un patient sans l'opérer. L'imagerie médicale peut être utilisée à des fins cliniques pour l'établissement d'un diagnostic ou pour le traitement de pathologies mais également dans le cadre de travaux de recherche scientifique étudiant la physiologie des êtres vivants. Dans notre mémoire nous nous intéressons en particulier à l'imagerie rétinienne. En effet, avec l'avènement des systèmes d'angiographie rétinienne numérisée, il est possible d'analyser de manière automatique les images du fond d'œil. Les outils d'amélioration et de segmentation d'images sont applicables aux images angiographiques rétiniennes.

### **2.3. Interprétation automatique d'images**

L'interprétation automatique d'images consiste à attribuer une sémantique à des objets extraits d'une ou de plusieurs images. Le problème de l'interprétation repose sur plusieurs étapes : l'analyse qui procède à l'extraction et à la caractérisation des structures de bas-niveau comme les contours, les régions ou la texture et l'interprétation qui associe une signification sémantique à ces structures. En ce qui concerne l'étape d'interprétation d'image il est

aujourd'hui reconnu que des techniques d'intelligence artificielle sont, dans certains cas, nécessaires à l'identification des objets et de leurs comportements.

Deux niveaux d'interprétation d'une image sont définis : symbolique, ou bas niveau, et sémantique, ou haut niveau. L'objectif de la recherche étant d'obtenir une interprétation de l'image au niveau sémantique, afin de communiquer des résultats fidèles aux attentes des utilisateurs humains d'un tel système.

La recherche en traitement d'images et en vision par ordinateur s'est orientée pendant de nombreuses années sur l'extraction d'informations et sur la reconnaissance des éléments qui constituent l'image.

### 2.3.1 Interprétation Symbolique (Vision de bas niveau)

Cette approche se base essentiellement sur des descripteurs extraits automatiquement à partir de l'image tels que la couleur, la texture, la forme...

**Vision par ordinateur** La recherche en traitement d'images et en vision par ordinateur s'est orientée pendant de nombreuses années sur l'extraction d'informations et sur la reconnaissance des éléments qui constituent l'image.

Les travaux de Marr (Marr, 1982) qui a clairement défini les étapes de la vision

par ordinateur en partant de la segmentation et l'extraction de caractéristiques de base (bas niveau) et progressant de façon unidirectionnelle vers l'interprétation de l'image (haut niveau). Cette approche, qualifiée d'ascendante, a longtemps dominé et est encore très largement utilisé aujourd'hui.

Il existe un autre courant de pensée, attestant que l'interprétation ne pouvait se faire que si elle était dirigée par un but. Il s'agit de l'approche descendante, partant du haut niveau et allant vers le bas niveau (Clouard et al., 1995).

Comme dans plusieurs autres domaines lorsqu'on hésite entre deux voies opposées, la solution probable se trouve probablement quelque part entre les deux. Dans cette optique, il existe aussi plusieurs travaux combinant les approches ascendante et descendante (Germond et al., 1997). L'extraction d'informations bas niveau est nécessaire, mais l'analyse « en

## Principes et applications du traitement d'image

aveugle » de l'image entière est impossible et il faut cibler un ou quelques objectifs que l'on désire accomplir par les traitements.

Un système de recherche d'images par le contenu symbolique est donc un système se basant sur les couleurs, les textures, les formes, ainsi que d'autres caractéristiques.

Mais une image contient beaucoup de caractéristiques. Donc, comment peut-on choisir les caractéristiques adéquates et comment peut-on combiner ces caractéristiques ? Ce sont ces aspects que nous discutons ici.

### **2.3.1.1 Couleur :**

La couleur est très souvent le premier descripteur qui est employé pour la recherche d'images. La couleur forme une partie significative de vision humaine, sans elle beaucoup de tâches journalières prouveraient très difficile. Nous pouvons distinguer efficacement les objets basés seulement sur la couleur.

En traitement d'image numérique, les images sont soit indexées images soit RVB (Rouge, Vert, bleu) des images. Une image RVB est un  $M \times N \times 3$  tableau de pixels de couleur, où chaque pixel de couleur est un triplet correspondant aux composantes rouge, verte et bleue de RVB l'image à l'emplacement spécial spécifié. La gamme de valeur d'un RGB est déterminée par sa catégorie [10]. Une image RVB de double classe, a une valeur dans l'intervalle  $[0 \ 1]$ , tandis que la classe des uint8 est  $[0 \ 255]$ , de même pour l'intervalle  $[0 \ 65 \ 535]$  est appelé classe uint16.

Il existe des espaces de couleur autres modèles ou dans certaines applications autres que les deux modèles mentionnés ci-dessus, ces NTSC comprennent (luminance (Y), la teinte (I), la saturation (Q)) modèle de couleur, son (luminance (H), la teinte (I), la saturation (S)) modèle de couleur), YCbCr (luminance (Y), la teinte (I), la saturation (Q)) modèle de couleur, le HSV (teinte (H), la saturation (S), Modèle de couleur Valeur (V)), CMJ (cyan (C), Magenta (M), modèle de couleur jaune (Y)) et CMJN (cyan (C), Magenta (M), Jaune (Y), noir (K)) modèle de couleur. Traitement de l'image boîte à outils offre des fonctions de conversion de RGB à tous les espaces de couleurs ci-dessus énumérés sauf Son qui sera discuté plus tard dans cette section et est basé sur Gonzalez et méthode al [10]

### 2.3.1.2 Textures

Il n'existe pas de définition précise de la texture. La définition du "Petit Robert" [11] est : Arrangement, disposition des éléments d'une matière. Agencement des parties, des éléments (d'une œuvre, d'un tout). On la décrit également en termes linguistiques tels que la rugosité, le contraste, la finesse, la régularité, . . . [12]. Une texture présente, à une échelle donnée, le même aspect quelle que soit la zone observée.

On rencontre deux types de texture [13]

- ✓ la première correspond à une vision microscopique : par exemple, pour la figure 2.1, la texture d'une brique est formée par l'arrangement des pixels représentant cette dernière. Les pixels sont donc les éléments structurants.
- ✓ la seconde, elle, correspond à une vision macroscopique : c'est à la texture du mur de briques que l'on s'intéresse dans ce cas et les éléments structurants sont cette fois-ci les briques elles-mêmes. Le type de texture considéré va dépendre, dans ses travaux de la taille du voisinage utilisé pour extraire les attributs de texture.

La texture est présente partout et de nombreuses méthodes ont été mises en place afin de satisfaire les besoins actuels en termes de classification et de segmentation d'images. Après une brève description de quelques attributs de texture les plus connus à ce jour, nous détaillerons dans la suite les attributs qui nous ont tout particulièrement intéressés, à savoir les matrices de cooccurrences chromatiques et les indices d'Haralick extraits de ces matrices.

### 2.3.1.3 La forme

Des caractéristiques de forme sont extraites à partir des régions dans les images qui ont été segmentées d'une manière quelconque. Des formes peuvent être représentées beaucoup de façons, des codes à enchaînement qui suivent contours de pixel aux formats cannelés de vecteur. Des représentations plus simples peuvent également être employées, comme l'arbre

## Principes et applications du traitement d'image

quadrant qui est une représentation binaire d'une grille  $2n \times 2n$  ou les descripteurs qui décrivent la frontière d'un objet. Dans les systèmes de recherche d'image, s'ils basent uniquement sur des caractéristiques globales, il ne peut pas donner les résultats désirés. Soit une image composée de plusieurs objets ayant des caractéristiques, couleurs et textures, très différentes, le vecteur de caractéristiques extrait à partir de l'image entière perd les informations locales (les objets) et ne produit qu'une moyenne grossière du contenu de cette image. Donc, on peut baser sur des caractéristiques locales. La division d'une image en régions ou objets d'intérêt est souvent nécessaire pour pouvoir s'attaquer ensuite à l'extraction d'informations sémantiques à partir de l'image.

### **2.3.2 Sémantique (haut niveau) :**

Les systèmes de recherche en symbolique ont des limitations parce que ces systèmes comparent seulement la similarité des caractéristiques globales de l'image. Dans les systèmes de recherche en sémantique, on analyse l'image en termes d'objets et de contenu, et non pas seulement en termes de statistiques sur les couleurs, les textures ou autres caractéristiques bas niveau de l'image. La sémantique elle-même n'est pas inscrite dans l'image, mais se trouve ailleurs. Il faut donc rechercher les sources extérieures nous donnant accès aux clés de décodage sémantique de l'image. Dans une image, la sémantique est exprimée dépend de deux éléments:

- ✓ du niveau de connaissances et de la perception que possède l'observateur;
- ✓ de l'objectif poursuivi par l'utilisateur de cette image lorsqu'il la regarde.

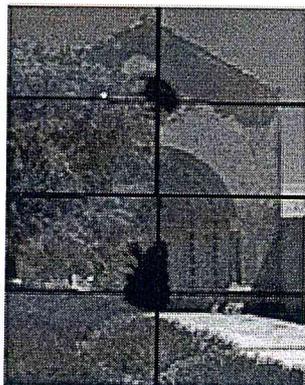
Donc, on a une approche pour retrouver cette sémantique:

- Rechercher des moyens pour connecter (ou lier) la connaissance sémantique humaine et l'apparence de l'image (les caractéristiques extraites de celle-ci).

Les caractéristiques présentées précédemment sont calculées de façon globale sur toute l'image. Cependant, les utilisateurs ont besoin encore de chercher un objet ou une partie dans la base d'images. Et les caractéristiques globales ne peuvent pas donner les résultats désirés. Supposant qu'une image composée de plusieurs objets, avec les caractéristiques (couleurs, textures et formes) le vecteur de caractéristiques globales extrait à partir de l'image entière n'a pas assez des informations locales (les objets). Donc par conséquent, le système doit utiliser des caractéristiques locales. Il y a deux approches :

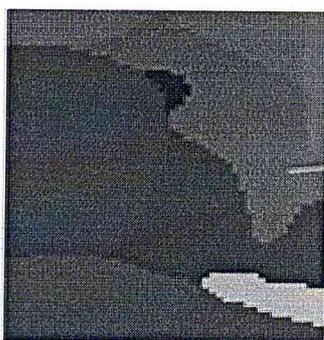
## Principes et applications du traitement d'image

Dans la première approche, on divise une image en utilisant une grille et les caractéristiques de chaque bloc sont calculées pour chaque case de cette grille. Par exemple l'image est divisée en 8 zones de même taille et les caractéristiques sont calculées pour chacune de ces zones.



**Fig.2-5 : description locale d'image en utilisant un grille**

Dans la deuxième approche, on fait la segmentation l'image pour la diviser en les régions locales. On souhaite que chaque région locale soit plus proche d'un objet dans l'image. Et puis on calcule les caractéristiques pour chacune des régions extraites. C'est difficile à choisir une "bonne" méthode de segmentation valide pour toutes les images de la base d'images.



**Fig.2-6 : description locale d'image par segmentation en région**

Avec cette approche, en utilisant la segmentation, on peut aussi ajouter le terme sémantique pour le système. On peut utiliser l'ontologie pour définir des concepts (petite cercle jaune = le soleil,...) ou autres modèles pour avoir un modèle de la reconnaissance d'objets.

Et c'est pourquoi cette sémantique doit retrouvée selon une approche complémentaire et indissociable : recherche des moyens pour « connecter » (ou lier) la connaissance sémantique humaine et l'apparence de l'image (les caractéristiques extraites de celle-ci).

## Principes et applications du traitement d'image

### 2.3.3. Liaison entre les niveaux symbolique et sémantique

Il existe deux approches qui décrivent la liaison, la première consiste en effet à ne prendre en compte que le vecteur caractéristique global de l'image pour ensuite le comparer à une base d'images traitées de la même façon afin d'y retrouver les images similaires. C'est la solution exploitée par l'outil SIMILAR. La seconde consiste à extraire des vecteurs caractéristiques locaux de l'image pour ensuite les comparer à la base d'images afin d'y retrouver les images similaires. [4]

### 2.3.4. Outil SIMILAR

La procédure retourne la liste des images considérées comme proches de l'image requête (l'image en entrée). Cette liste est ordonnée de façon croissante en fonction de l'indice de proximité de chaque image par rapport à l'image requête.

Le traitement est simplifié et nous permet d'obtenir le sens global d'une image. Par calcul de similarité des paquets d'images, nous pouvons maintenant associer manuellement les images à nos concepts. Cela dit cette approche nous confronte actuellement à deux problèmes distincts :

- si les résultats sont concluants sur des images couleurs vu le choix des descripteurs de l'outil SIMILAR développé initialement pour traiter des affiches publicitaires couleur, nous ne pouvons pour le moment valider cette approche sur le fonds iconographique mis à disposition par la MIDR car près de 80% de ces images sont en niveau de gris. La chaîne de traitement de l'outil SIMILAR est en cours de modification pour prendre en compte un segmenteur en niveau de gris.
- L'identification de plusieurs éléments (concepts) distincts pour composer une scène donnée est également problématique actuellement. (par exemple image a plusieurs objet : voiture, arbre.) Où l'on ne pourrait choisir les deux concepts voiture et arbre pour obtenir l'image donnée. Cette première solution est donc intéressante pour les images constituées d'un ou deux élément(s) principaux mais elle devient limitée dans le cas où l'on effectue une recherche d'images à partir de plusieurs concepts. En effet, en reprenant l'image exemple composée de plusieurs objets ayant des caractéristiques, couleurs et textures, très différentes, le vecteur de caractéristiques extrait à partir de l'image entière perd les informations locales (les objets) et ne produit qu'une moyenne grossière du contenu de cette image. [4]

De la même manière que dans l'outil SIMILAR, un calcul de similarité par intersection d'histogrammes normalisés permettrait d'identifier le vecteur caractéristique considéré comme le plus proche dans la liste des vecteurs identifiant les référents définis dans nos

## Principes et applications du traitement d'image

concepts. Cette procédure nous permettra de trouver dans notre base d'occurrences, des images constituées des mêmes concepts (éléments principaux de l'image ayant des vecteurs caractéristiques proches).

### **2.4 Techniques basées sur les ontologies :**

#### **2.4.1 Définitions des concepts**

La définition des concepts est la définition de termes sémantiques que nous voulons utiliser pour décrire l'image et leurs définitions en termes de caractéristiques que nous pouvons extraire de l'image (globale). Les deux éléments sont importants, car la définition seule d'un vocabulaire ne permettra pas au système de retrouver ces termes dans l'analyse automatique de l'image. Il existe plusieurs mécanismes de représentation de connaissances issus du domaine de l'intelligence artificielle. Nous retenons ici le plus utilisé ces dernières années en recherche, soit les ontologies. Selon (Mezaris&al., 2003) : «Une ontologie peut être définie comme des spécifications d'un vocabulaire de représentation pour un domaine partagé du discours qui peut inclure des définitions de classes, des relations, des fonctions et d'autres objets ».

pour connecter les concepts sémantiques aux caractéristiques de l'image, l'apprentissage est une tendance populaire et efficace (Dong et al., 2003, Weber et al., 2000), aussi bien ici que dans plusieurs domaines de l'informatique en général. On le voit comme la meilleure manière pour ajouter la connaissance dans le système sans imposer une vision définie par l'humain de cette connaissance.

Une difficulté de l'apprentissage qui est connue depuis longtemps, mais qui devient plus flagrante en recherche d'images similaires, du fait des visées grand public et généraliste, est le choix de la base d'exemples pour apprendre les caractéristiques.

Ce qui fait que nous souhaitons être capable à la fois de traiter des images acquises en condition d'intérieur ou d'extérieur, de jour comme de nuit, et de tout objet possible vu de n'importe quel. Les interprétations possibles d'une image sont limitées, sachant que les apparences des objets peuvent être trop différentes selon les points de vue. Il s'agit du moins d'une limite dans les conditions technologiques actuelles, puisque le cerveau humain est capable d'une telle abstraction. La représentation des concepts sémantiques couplée à des techniques d'apprentissage pour lier les concepts à l'image est une étape nécessaire pour

## Principes et applications du traitement d'image

obtenir la recherche d'images par le contenu sémantique, malgré les difficultés évoquées ci-haut.

On va présenter ici le plus utilisé ces dernières années en recherche. A l'égard d'humain, on a besoin de recherche des objets dans des images comme la voiture, les animaux... L'homme regarde une image, il peut identifier que cet objet est la voiture, l'autre est le tigre. Une question est posée: Comment prendre les connaissances d'un domaine et les présenter

Pour un ordinateur comment peut-on connecter la connaissance haute niveau et l'apparence de l'image ?

Pour présenter des connaissances, on peut utiliser la base de règle et la mémoire de faits des systèmes experts ou l'ontologie ce qui de plus en plus utilisé pour la présentation des concepts et pour le raisonnement

Dans la partie suivante, nous allons montrer comment on définit les concepts et comment connecter les caractéristiques aux concepts :

Selon (Mezaris& al, 2003), les auteurs utilisent une ontologie pour définir les concepts. Ils ont défini l'ontologie de la manière suivante:

Une ontologie peut être définie comme des spécifications d'un vocabulaire de représentation pour un domaine partagé du discours qui peut inclure des définitions de classes, des relations, de fonctions et d'autres objets.

La connaissance dans les ontologies est principalement formalisée en utilisant les cinq types de connaissances: classe, relations, fonctions, axiomes et instances.

Une question est posée: «Comment construit on des concepts?».

Pour connecter l'apparence de l'image a la connaissance haut niveau et, selon (Mailot et al, 2004), les autres présentent une méthode pour définir des concepts visuels(étape d'acquisition de connaissance) qui comporte quelques type de concepts(concept de spatial et de relation, concept de couleur et de texture).

Ces concepts visuels contenus dans cette ontologie peuvent Considérer comme le niveau intermédiaire entre connaissance de domaine et des procédés de traitement d'image. Ils permettent de connecter la connaissance de domaine et l'apparence de l'image en utilisant de l'apprentissage de caractéristiques.

Il y a deux types d'apprentissage: apprentissage avec superviseur et apprentissage automatique. Dans ce cas là, on utilise l'apprentissage avec superviseur. D'abord, on enseigne d'apprendre l'ontologie (des concepts) L'étape apprentissage remplit l'espace entre des symboles utilisés durant l'acquisition de connaissance et des échantillons d'images segmentés et annotés manuellement.

- Un échantillon de classe est la région d'intérêt segmenté étiqueté par le nom de classe.
- Apprentissage de concept visuel se compose d'enseigner l'ensemble de détecteurs par utilisant des vecteurs caractéristiques extrait durant l'extraction de caractéristique sur les échantillons segmentés. Ces détecteurs sont entraînés à reconnaître les concepts visuels.

Les détecteurs se composent des caractéristiques qui sont entraînés des images d'échantillon. Et puis, on utilise ce système de catégorie des objets. L'entrée est une image qui se compose un objet isolé intéressé. Cet objet va être segmenté et ses caractéristiques sont extraites. Et puis, on utilise les détecteurs pour les reconnaître à quel concept visuel ? Le résultat de catégorie peut être contenir un ou quelques classes de domaine qui apparie les concepts visuels.



**Fig.2-7 :diagramme d'étape d'acquisition des connaissances**

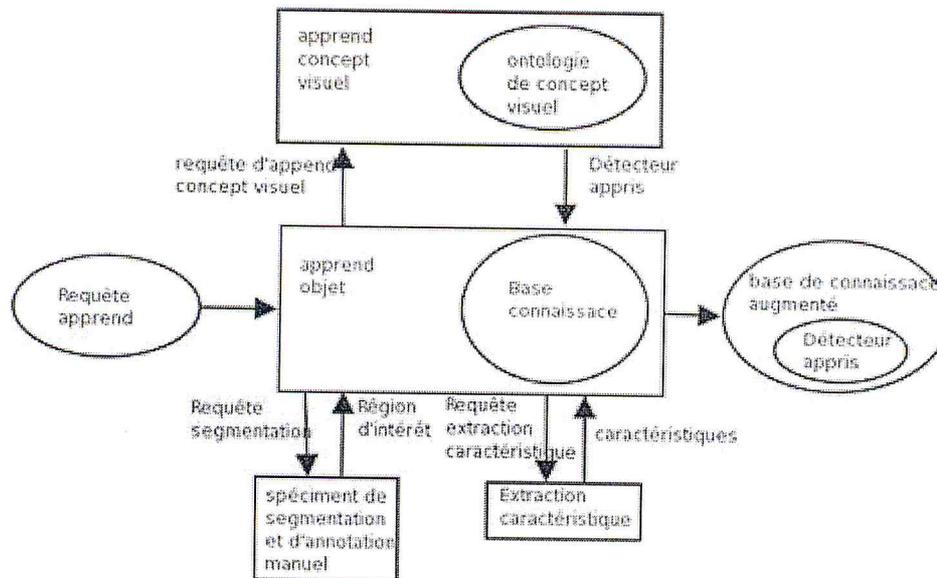


Fig.2-8 : diagramme d'étape d'apprentissage

## 2.4.2 Ontologie

### 2.4.2.1 Historique sur l'ontologie

L'ingénierie de connaissances (IC) a longtemps été considérée comme le domaine de prédilection du développement d'expertise en conception de système à base de connaissances. Malgré le fait que l'ingénierie des connaissances ait contribué à accroître cette expertise en l'organisant dans une perspective computationnelle, certains membres de la communauté de l'intelligence ont éprouvé le besoin de passer à une ingénierie s'appuyant plus solidement sur des fondements théoriques et méthodologiques, afin d'améliorer la conception des systèmes intelligents; historiquement, l'ingénierie ontologique (IO) a émergé de l'ingénierie des connaissances l'ingénierie ontologique permet de spécifier la conceptualisation d'un système, c'est à dire, de lui fournir une représentation formelle des connaissances qu'il doit acquérir, sous la forme de connaissances déclaratives exploitables par un agent. Ainsi, l'exploitation par un mécanisme d'inférence, d'une représentation de type déclarative telle que l'ontologie, tout en suivant les règles d'inférence définie dans cette ontologie, est la source de l'intelligence de système.

L'ingénierie de connaissances a ainsi donné naissance à l'ingénierie ontologique, où l'ontologie est l'objet clé sur lequel il faut se pencher. La nécessité d'une ontologie et d'une

## Principes et applications du traitement d'image

ingénierie ontologique des systèmes à base de connaissances commence à être comprise et acceptée. [21]

### 2.4.2.2 Notion d'ontologie :

Le mot « Ontologie » vient du grec : *ontos* pour *être* et *logos* pour univers. C'est un terme philosophique introduit au XIX<sup>ème</sup> siècle qui caractérise l'étude des êtres dans notre univers. En informatique, plusieurs définitions ont été données à l'ontologie :

En 1993, Gruber propose sa définition : « *An ontology is an explicit specification of a conceptualization* »

En 1997, Borst modifia légèrement la définition de Gruber en énonçant que : « *Une ontologie est définie comme étant une spécification formelle d'une conceptualisation partagée* »

Ces deux définitions ont été expliquées par Studer et ses collègues comme suit : *Conceptualisation* réfère à un modèle abstrait d'un phénomène dans le monde, en ayant identifiés les concepts appropriés à ce phénomène.

*Explicite* signifie que le type de concepts utilisés et les contraintes liés à leur usage sont définis explicitement.

*Formel* réfère au fait qu'une ontologie doit être traduite en langage interprétable par une machine.

*Partagé* réfère au fait qu'une ontologie capture la connaissance consensuelle, c'est-à-dire non réservée à quelques individus, mais partagée par un groupe ou une communauté. [21]

Le domaine de l'ontologie attire l'attention parce qu'une ontologie fournit :

- 1) une structure conceptuelle de base à partir de laquelle il est possible de développer des systèmes à base de connaissances qui soient partageables, et réutilisables.
- 2) l'interopérabilité entre les sources d'information et de connaissances.

Considérons les différences entre deux types d'ontologies : une ontologie orientée Web sémantique, et une ontologie orientée concept. Une ontologie orientée concept traite les concepts fondamentaux du monde cible qui demandent à être examinés en profondeur tandis

## Principes et applications du traitement d'image

qu'une ontologie orienté Web sémantique est un vocabulaire lisible par ordinateur qui définit la signification des métadonnées ; elle est utilisée principalement pour réaliser l'interopérabilité sémantique entre les ressources informationnelles grâce aux métadonnées. Ce type d'ontologies peut être qualifié d'ontologie de surface, puisqu'elle ne traite pas nécessairement de la structure conceptuelle profonde du monde cible. [22]

Pour mieux saisir la notion d'ontologie on présente ici ce qui est la différence entre une ontologie et une base de connaissance et entre une ontologie et une hiérarchie de classes dans le paradigme orienté objet.

### **2.4.2.3 Différence entre ontologie et base de connaissance**

Farquhar en 1997 lors d'un forum de discussion sur l'ontologie propose que plus la réponse aux questions suivantes soit positive, plus c'est ontologique que base de connaissance:

*« Est ce que cela exprime la connaissance consensuelle d'une communauté de gens ? Est-ce que les gens l'utilisent comme une référence de termes définis avec précision ? Est-ce que le langage utilisé est suffisamment expressif pour que les gens puissent dire ce qu'ils veulent dire ? Est-ce que cela peut être utilisé pour de multiples cas de résolution de problèmes ? Est-ce que c'est stable ? Est-ce que cela peut être utilisé pour résoudre une variété de différents types de problèmes ? Est-ce que cela peut être utilisé comme pont de départ pour construire de multiples types d'applications incluant une base de connaissances, un schéma de base de données ou un programme orienté objet ? ».*

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

### 2.4.2.4 Définition de l'ontologie

Le terme ontologie est d'origine grecque, il a vu le jour dans le domaine de la philosophie, où il signifie : explication systématique de l'existence, l'étude de ce qui existe dans le monde. Par la suite le terme a été utilisé en informatique et en science de l'information où une ontologie est une représentation des connaissances du monde au niveau conceptuel qui par la suite sera employée pour permettre le raisonnement automatique sur les objets du domaine concerné. Les ontologies ont pour but de comprendre 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.

- Réutilisable : car cette représentation est faite de façon déclarative c'est-à-dire sans lien avec la manière dont ces connaissances vont être utilisées.
- Partageable : car cette représentation est établie sur la base des concepts qui caractérise un domaine ainsi que sur des concepts fondamentaux communs qui

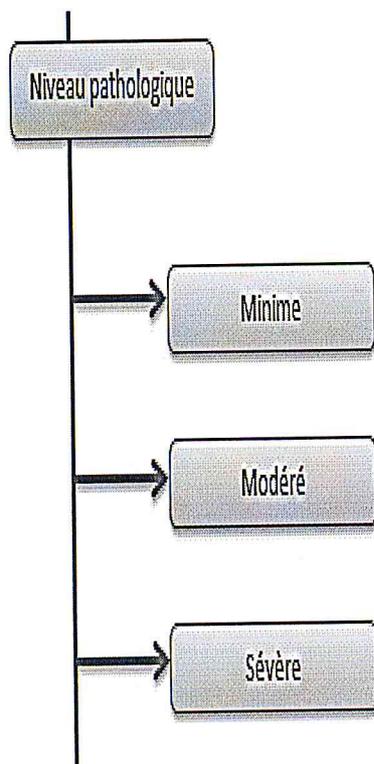
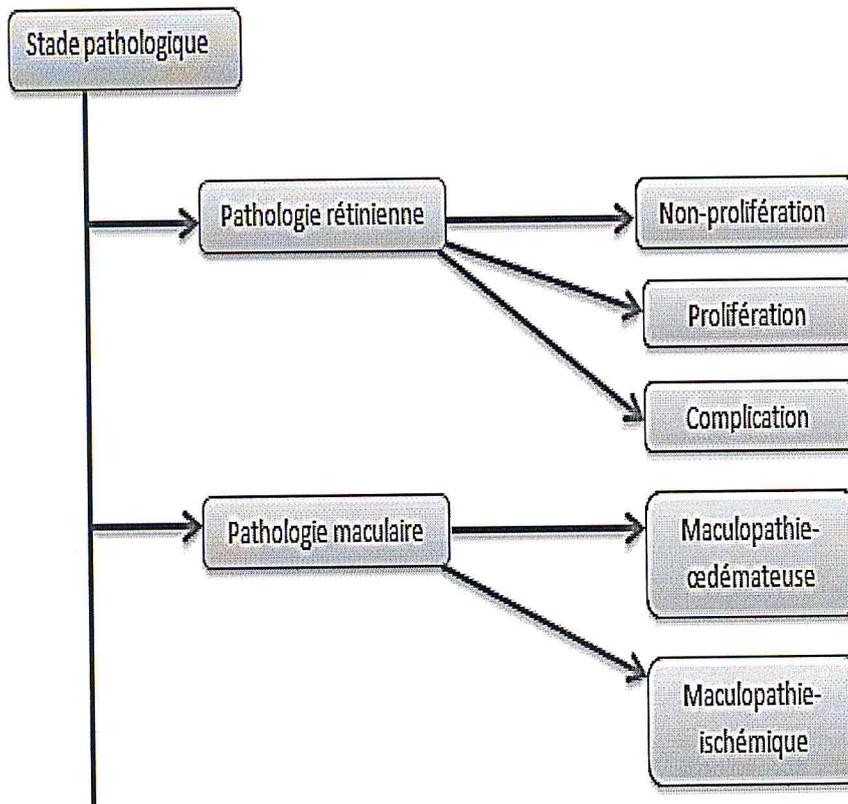
Sont utilisable à travers divers domaines, ce qui permet la communication entre les systèmes d'informations qui doivent partager des informations basées sur des concepts communs.

### 2.4.3 Présentation d'Eye-Onto [3]

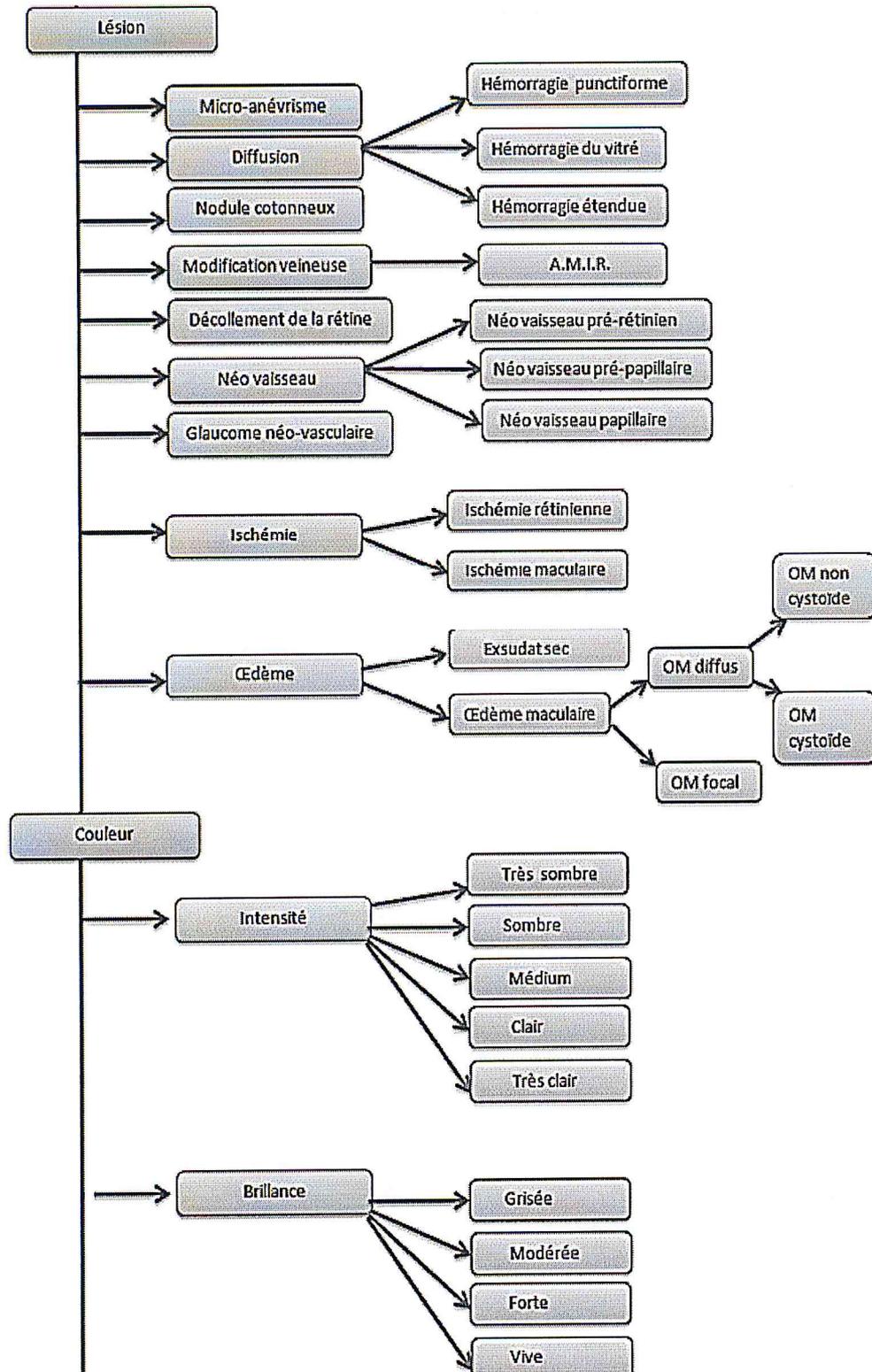
L'ontologie Eye-Onto va couvrir le domaine médical, elle aura pour but l'annotation d'image ou interprétation selon le stade pathologique, or elle devra fournir de réponses complètes sur le type de lésion, le niveau et le stade du développement de la rétinopathie diabétique. Pour cela l'ontologie sera utilisée et maintenue par un expert de domaine (médecin), un infirmier ou un simple assistant médical.

Le procédé de développement utilisé dans Eye-Onto est le procédé de développement de haut en bas. Il commence par une définition des concepts les plus généraux du domaine, et se poursuit par la spécialisation des concepts. Ce procédé est adopté dans la construction de la taxonomie des stades pathologiques

# Principes et applications du traitement d'image



# Principes et applications du traitement d'image



# Principes et applications du traitement d'image

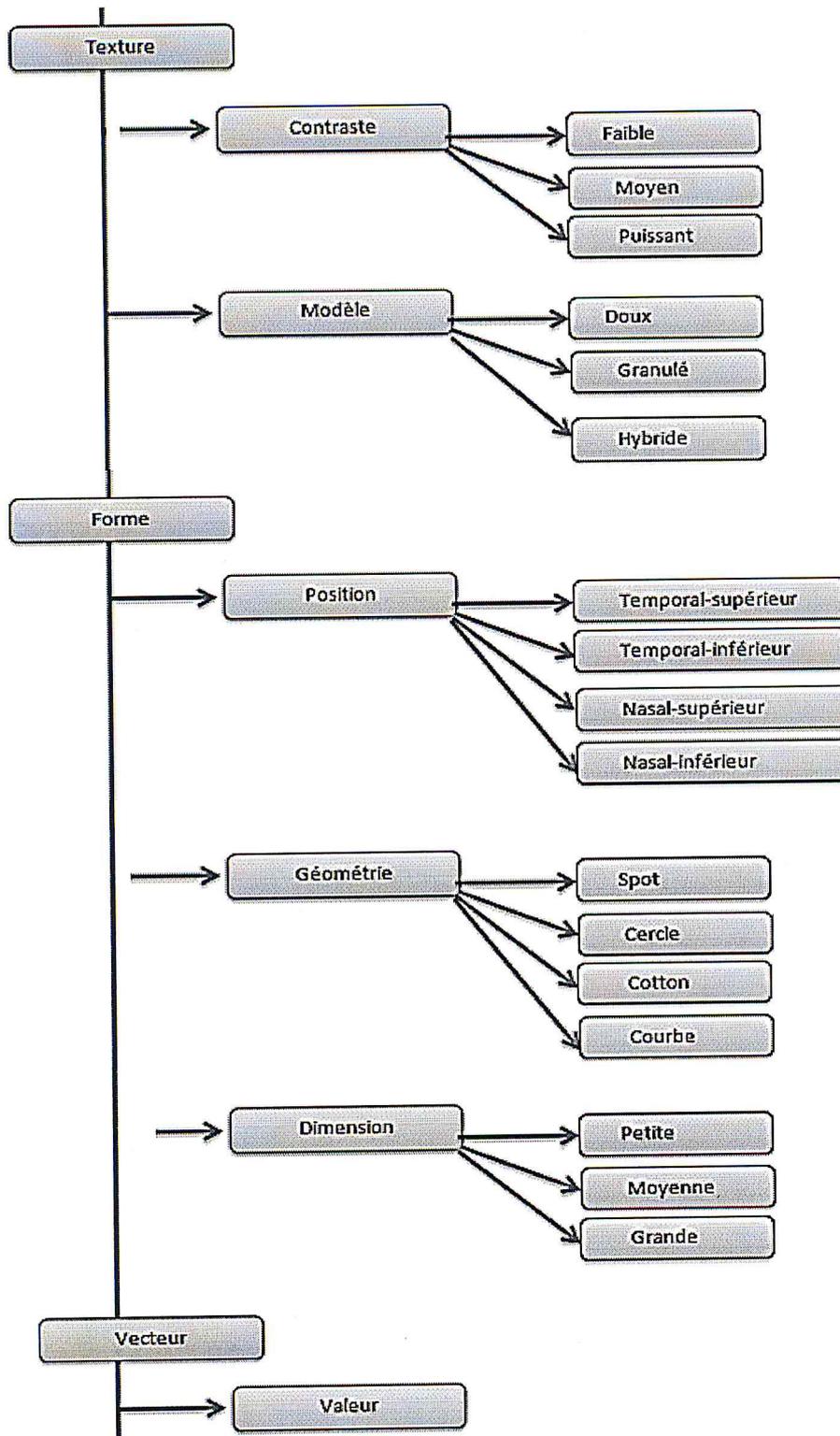


Fig.2-9 : la taxonomie de l'ontologie Eye-Onto

## 2.3 ALGORITHMES DE SEGMENTATION DES IMAGES :

### 2.3.1 Problématique de l'interprétation d'image

L'interprétation des images correspond à l'analyse d'une image ou d'une scène permettant de décrire les objets composant la scène et leurs relations, c'est-à-dire extraire la sémantique de l'image, afin de mieux la comprendre. La problématique de l'interprétation d'image, est un problème de perception de l'environnement et de prise de décision. Les systèmes de vision doivent œuvrer au sein d'environnements partiellement connus.

Pour effectuer des choix, des mécanismes spécifiques doivent être introduits reposant notamment sur l'évaluation de la confiance dans les hypothèses courantes, en fonction de nombreux paramètres tels que la qualité du traitement, le choix des opérateurs, la présence de descripteurs significatifs pour les objets. Des modèles a priori, décrivant les entités présentes dans les images, doivent être définis et combinés avec la mise en place de coopérations entre différents types de traitements.

La première théorie de la vision numérique consiste en une architecture à trois niveaux que tout système de traitement de l'information doit respecter, pour demeurer cohérent. Ces travaux ont inspiré la plupart des systèmes de traitement de l'information.

Les différents niveaux proposés sont les suivants :

- ✓ un niveau abstrait : le « quoi » et le « pourquoi », c'est-à-dire que doit-on faire ? Ce qui revient à mettre en place une méthodologie ou une théorie en relation avec les données en entrée ;
- ✓ un niveau de la représentation : le comment ? En structurant les données et en conservant les algorithmes :
- ✓ un niveau de réalisation : l'implantation des algorithmes, reliée au matériel.

### 2.3.2 Étude du système de segmentation

# Principes et applications du traitement d'image

## 3.2.1 Introduction

Quelque soit son origine une image constitue une représentation d'un univers composé d'entités : objets dans une scène intérieure, cellules, surfaces sismiques, organes du corps humain... Le but de toute méthode de segmentation est l'extraction d'attributs caractérisant ces entités. Les attributs étudiés correspondent à des points d'intérêt ou à des zones caractéristiques de l'image.

La diversité des images, la difficulté des problèmes, les origines variées des chercheurs, l'évolution de la puissance de calcul des ordinateurs, et un certain empirisme dans l'évaluation des résultats ont conduit à l'introduction d'une multitude d'algorithmes.

Des synthèses de méthodes de segmentation d'images médicales sont nombreuses et sont présentées dans la littérature [23]. Nous limitons notre présentation aux différentes méthodes utilisées dans notre travail, suivie de travaux antérieurs, utilisant ces méthodes en imagerie médicale.

La segmentation d'images constitue la pierre de base d'un système de vision et nous commençons ce chapitre par une brève présentation de la vision par ordinateur.

La vision par ordinateur est un domaine technologique très dynamique et en pleine effervescence, tant du point de vue de la recherche scientifique que des applications grand public.

La vision est un processus de traitement de l'information. L'entrée d'un système de vision est constituée par une séquence d'images. Le système lui-même apporte un certain nombre de connaissances qui interviennent à tous les niveaux. La sortie est une description de l'entrée en termes d'objets et de relation entre ces objets.

L'analyse d'image est généralement vue sous deux angles : les traitements de bas niveau et les traitements de haut niveau (interprétation). Cette distinction est fonction du contenu sémantique des entités traitées et extraites de l'image. Les traitements de bas niveau opèrent en général sur des grandeurs calculées à partir des valeurs attachées à chaque point de l'image sans faire nécessairement la liaison avec la réalité qu'elles représentent.

Ces traitements manipulent des données de nature numérique, contrairement aux traitements de haut niveau qui opèrent sur des entités de nature symbolique associées à une représentation

## Principes et applications du traitement d'image

de la réalité extraite de l'image : ils sont relatifs à l'interprétation et à la compréhension de l'image exprimée avec des mots du vocabulaire et de l'application.

Remarque :

La majorité des opérateurs de base peuvent être classés en trois catégories : seuillage, détection de contours, extraction de régions qui sont des modèles de base permettant la conception de méthodes bas niveau de segmentation et de description des images.

### **3.2.2 Qu'est-ce que la segmentation d'image**

La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères pré-définis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond. Si le nombre de classes est égal à deux, elle est appelée aussi binarisation.

Si l'homme sait naturellement séparer des objets dans une image c'est grâce à des connaissances de haut niveau (compréhension des objets et de la scène). Mettre au point des algorithmes de segmentation de haut niveau (chaque région est un objet sémantique) est encore un des thèmes de recherche les plus courants en traitement d'images.

### **3.2.3 Étapes de segmentation d'images**

Le prétraitement consiste en diverses opérations visant à améliorer la qualité de l'image et à faciliter la segmentation. [31]

L'analyse a pour but d'extraire les paramètres caractéristiques permettant de classer les pixels de l'image.

La classification est une opération préalable à la segmentation ; l'image étant formée d'un certain nombre de classes, la classification revient à affecter chaque pixel de l'image à l'une de ces classes selon des critères appropriés.

La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles appelés régions. La segmentation est alors obtenue par extraction des composantes connexes des pixels appartenant à la même région. Ainsi une région sera constituée de pixels d'une même classe. Mais, il peut aussi y avoir dans l'image plusieurs régions correspondant à une même classe. De façon plus précise, on peut définir la

## Principes et applications du traitement d'image

segmentation comme étant une partition d'une image  $I$  en  $n$  ensembles  $R_i$  appelés régions tels que :

$$\bigcup_{i=1}^n R_i = I \quad 1$$
$$R_i \cap R_j = \emptyset$$

Les sous ensembles  $R_i, i=1, \dots, n$  sont connexe

Il existe un prédicat  $p$  tel que :  $p(R_i)=\text{vrai}, \forall i=1, \dots, n$

$P(R_i \cup R_j)=\text{faux}, \forall (i,j), i \neq j$  et  $R_i, R_j$  sont contigües

Où  $P$  désigne un prédicat défini sur l'ensemble des points de  $R_i$  et  $\Phi$  un ensemble vide

La première étape et la deuxième de cet algorithme signifient que  $R$  est partitionné en  $n$  sous-ensembles disjoints deux à deux. [31]

La troisième étape, la quatrième et la cinquième imposent à chaque pixel d'une région de satisfaire à la même propriété au sens du prédicat  $P$ . Le prédicat  $P$  n'est plus vrai pour la réunion de deux régions adjacentes. [31]

Il est évident que le résultat de la segmentation dépend du choix du prédicat  $P$ . En effet, le choix de ce dernier est influencé par la résolution des deux questions suivantes

Il est évident que le résultat de la segmentation dépend du choix du prédicat  $P$ . En effet, le choix de ce dernier est influencé par la résolution des deux questions suivantes

- ✓ Pour chaque image, quelles sont les propriétés qui permettent de définir les régions ?
- ✓ Dans quelle mesure, les propriétés de chaque pixel dans une même région doivent elles être identiques ?

Les réponses à ces deux questions traduisent la mesure de la qualité de la segmentation. Une segmentation est d'autant meilleure que le coefficient de corrélation entre les entités du monde réel se trouvant sur l'image (telles que les objets, les surfaces ou les parties d'objets) et les régions extraites par la segmentation, est voisin de l'unité. Le prédicat à la base de la définition des régions, doit être choisi à travers des descripteurs de pixels susceptibles de permettre une bonne identification des objets. Parmi ceux-ci on peut citer : le niveau de gris, la couleur, la texture, la géométrie ou d'autres... [31]

## 3.3.4 Méthode de segmentation d'images

La segmentation permet de distinguer les objets d'intérêt d'une image en les isolant du fond ou des autres structures. Après la segmentation d'une image, chaque pixel se voit attribuer une région, et chaque région correspond à une partie sémantique de l'image.

Les discontinuités entre les régions correspondent aux contours des objets .

Les approches de segmentation peuvent se diviser en deux grandes classes :

- Approches de détection de discontinuité (contours ou encore frontières).
- Approches de détection de similarité (régions).

### 3.3.4.1 Méthodes de détection de discontinuité

Les approches contours cherchent à extraire les contours présents dans l'image, en se basant sur l'étude des changements abrupts de la fonction de luminance ou sur la discontinuité des propriétés des ensembles.

### 3.3.4.2 Méthodes de détection de similarité

Les approches régions cherchent quand à elles, à détecter les zones de l'image présentant des caractéristiques d'homogénéité et vérifiant un critère d'homogénéité et de similitude. Parmi les approches régions, on distingue les méthodes de classification, la croissance de régions et la division-fusion.

Les deux approches sont complémentaires et aucune n'a prouvé sa supériorité par rapport à l'autre, chacune ayant des avantages et ses domaines d'application. Cependant au cours de notre travail, nous nous sommes plutôt intéressées aux méthodes basées sur la détection des similarités (approche régions). Nous commençons par présenter les méthodes de classification, en mettant l'accent sur la classification floue puis, nous nous attelons aux méthodes contextuelles, et plus précisément à la croissance de régions.

### 3.3.4.3 Segmentation par classification

Les méthodes de classification permettent de regrouper des objets en groupes ou classes d'objets plus homogènes. Les objets regroupés ont des caractéristiques communes, ils sont

## Principes et applications du traitement d'image

similaires mais se distinguent clairement des objets des autres classes. Généralement les résultats des méthodes de classification sont plus ou moins différents [24].

### **3.2.4.4 Méthodologie de la classification**

La mise en œuvre d'une procédure de classification, ayant pour objectif de classifier automatiquement des objets, comporte généralement deux phases fondamentales :

- une phase d'apprentissage dont le but est de déterminer un espace de représentation des signaux et de rechercher les paramètres discriminants capables de caractériser chaque classe d'objets ;
- une phase de reconnaissance au cours de laquelle on attribue à une classe chacun des objets inconnus dans l'espace de représentation déterminé durant l'apprentissage.

### **3.2.5. Quelques algorithmes de segmentation :**

Dans la suite de ce paragraphe, nous présentons la segmentation dure par les k-Means (k moyennes), nous passons ensuite, à la segmentation basée sur la théorie des sous ensembles flous.

#### **3.2.5.1 La classification par les k-moyennes (K-means ) :**

Avant de présenter la classification par les k-moyennes, nous parlons des nuées dynamiques de Diday [25], qui sont une version généralisée des k-moyennes.

Le K-means est un autre algorithme simple de segmentation ou de classification des images en k différents groupes sur la base caractéristique, attribut ou valeur d'intensité. Il est de calcul efficace et ne nécessite pas la spécification de plusieurs paramètres par rapport autre méthode de segmentation.

L'algorithme *k-means* est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Il partitionne les données d'une image en K clusters.

Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, qui créent une structure en « arbre de clusters » pour décrire les groupements, *k-means* ne crée qu'un seul niveau de clusters.

L'algorithme renvoie une partition des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroïde.

## Principes et applications du traitement d'image

Le *k-means* est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. *K-means* change les objets de cluster jusqu'à ce que la somme ne puisse plus diminuer. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur  $K$  du nombre de clusters.

Les principales étapes de l'algorithme *k-means* sont :

1. Choisir  $k$  objets formant ainsi  $k$  clusters
2. (Ré) affecter chaque objet  $O$  au cluster  $C_i$  de centre  $M_i$  tel que  $\text{dist}(O, M_i)$  est minimal
3. Recalculer  $M_i$  de chaque cluster (le barycentre)
4. Aller à l'étape 2 si on vient de faire une affectation

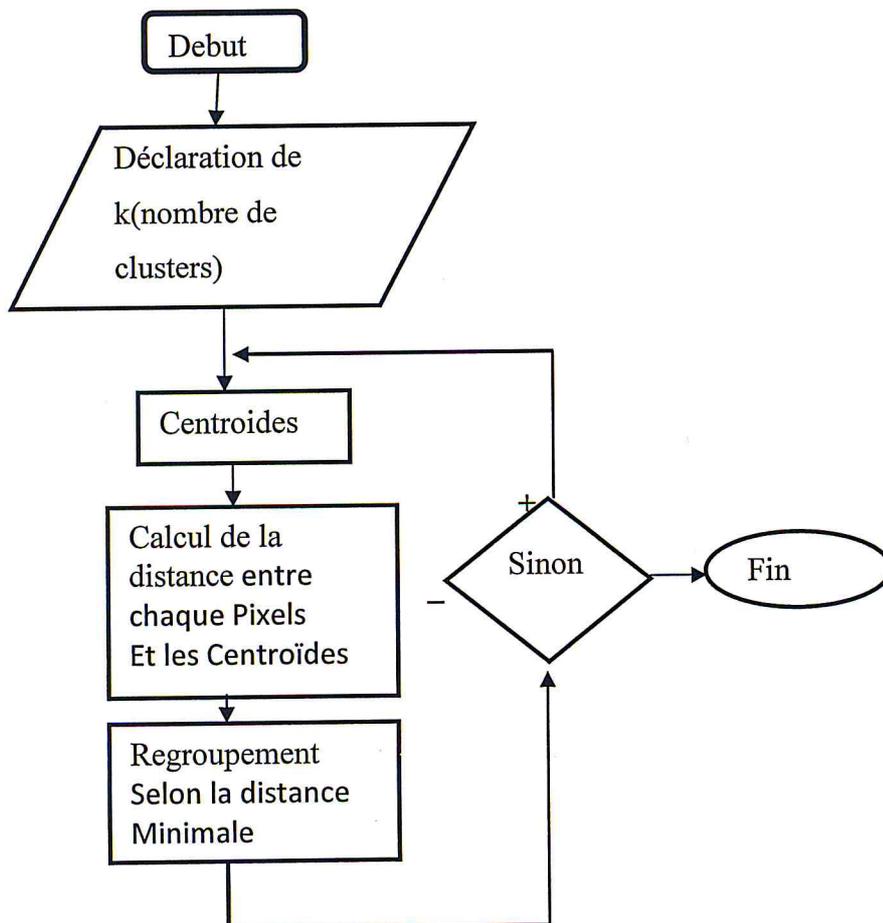


Fig 2-10 : Organigramme K-Means.

## Discussion

La méthode des k-moyennes est très attrayante pour obtenir rapidement une première classification. De plus, c'est une méthode simple et rapide. Cependant, pour le cas particulier des images médicales, la supposition a priori par ces méthodes que les limites entre les classes sont très bien définies peut poser problème. Pour pallier ces limites, une méthode reposant sur les sous-ensembles flous est née.

Les principales étapes de l'algorithme k-means :

Le k-means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque observation et le centroïde de son cluster. La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. K-means change les observations de cluster jusqu'à ce que la somme des distances ne puisse plus diminuer. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters.

### 3.2.5.2 L'algorithme Fuzzy C-means (FCM)

L'algorithme des c-moyennes floues ou fuzzy c-means (FCM) repose sur la recherche des valeurs prises par les centroïdes des classes et par les degrés d'appartenance des pixels à ces classes, qui en respectant les contraintes, minimisent la fonction objectif suivante [23] :

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n U_{ik}^m \frac{d^2(x_k, v_i)}{\dots}$$

avec :

- c : le nombre de classes, connu a priori.
- n : la taille du vecteur de données (nombre de pixels à classer).
- $u_{ik}$  : le degré d'appartenance du pixel  $x_k$  à la classe  $i$  connue par son centroïde  $v_i$ .

## Principes et applications du traitement d'image

- $d$  : le degré de similitude, il peut être la distance Euclidienne.
- $m$  : un réel  $>1$  appelé degré de flou. Plus  $m$  tend vers 1, plus la classification devient dure et uik se rapproche de 0 ou de 1. Inversement quand  $m$  devient trop grand il y a moins de tolérance au bruit, et la distribution des degrés d'appartenance tend à se concentrer autour de  $1/c$

Notation :

Soit  $X = \{x_k, k = 1, \dots, n\}$  un sous-ensemble d'un espace  $E$ , de dimension  $n$ . Nous cherchons à segmenter  $X$  en  $c$  classes suivant une classification floue. Chaque classe  $C$  est caractérisée par son prototype  $v_i$ , et  $V = \{v_i, i=1, \dots, c\}$  l'ensemble des prototypes des classes. L'algorithme de la FCM tente de minimiser la fonction objectif, par rapport à chaque degré d'appartenance flou uik et chaque prototype  $v_i$ . Le rôle de l'indice de flou  $m$  est de contrôler la contribution du bruit présent dans les données. Dans notre présentation des études sur l'influence de  $m$  sur les résultats de la segmentation des images médicale.

### **Travaux utilisant la segmentation par FCM :**

L'algorithme FCM a été largement utilisé pour la segmentation des images de cerveau, quels que soient la modalité et le type d'acquisition (mono ou multimodal). De nombreux travaux ont notamment été effectués en imagerie par résonance magnétique. Baumgartner et al. ont ainsi utilisé la FCM pour segmenter les régions activées (simulation et aires motrices) du cerveau. Les pixels étant représentés par leur niveau de gris, les auteurs ont montré non seulement que l'algorithme avait des performances comparables à l'analyse de corrélation standard (avec l'avantage de ne nécessiter aucune connaissance a priori sur le paradigme), mais aussi que la FCM détectait des zones effectivement activées qui restaient silencieuses avec la corrélation. En IRM traditionnelle, Clark et al. ont utilisé les  $c$ -moyennes floues comme étape d'initialisation à un système expert pour segmenter des volumes de tumeur ou d'œdème sur des images IRM cérébrales [27].

### 3.3.5.3 Algorithme t-means[35] :

Le principe générale de la version proposé, t-means, se base sur la définition à priori d'un seuil de regroupement, ensuite on laisse à l'algorithme le soin de découvrir automatiquement les K clusters.

L'idée est une inspiration des méthodes basées sur la densité et de ceux basées sur la densité et de ceux basées sur le partitionnement hiérarchique, dont voici le principe de fonctionnement.

Portant de fait que le centre de gravité d'un nuage de points a la tendance d'être attiré vers la plus grande concentration des points, l'algorithme cherche parmi les points de nuage le points le plus proche au centre de gravité et le considère comme étant le premier centroïde initial.

Par la suite l'algorithme procède à un regroupement de tous les points dont la distance est inférieure à un certain seuil prédéfini et recalcule ensuite le centroïde.

Ce regroupement est réitéré jusqu'à la stabilité du centroïde pour donner enfin naissance à un cluster.

L'algorithme reprend d'une manière itérative l'étape précédente jusqu'à ce que tous les points soient classés.

Dans une seconde étape, il procède à une redistribution éventuelle qui peut toucher surtout les points des frontières. Ceci, bien sur, dans le cas ou un point frontière est plus proche à un centre voisin plutôt qu'au centre auquel il a été assigné. Cette étape est réalisée grâce au k-means standard.

Pour ne garder dans la partition que l'information pertinente, l'algorithme procède dans une phase finale à l'élimination des points isolés et des clusters non significatifs.

Dans le cas où le nombre de points isolés devient significatif, on peut penser soit à créer de nouvelles classes si cela est nécessaire, soit à les traiter comme étant une classe des exceptions.

Les principales étapes de l'algorithme *t-means* sont :

## Principes et applications du traitement d'image

Définir un seuil  $t$ ,

$K=1$  //  $k$  représente le numéro du cluster courant

Etape 1 :

Calculer le centre de gravité  $G$  de tous les points non encore groupés

Prendre le point  $C_k$  le plus proche à  $G$  comme étant un centre initial

Grouper tous les points  $p$  telle que la distance  $d(p, C_k) \leq t$

Recalculer le centre  $C_k$

Répéter (c) et (d) jusqu'à la stabilité du centre  $C_k$

$K=k+1$

Reprendre de (a) jusqu'à ce que tous les points soient affectés à un cluster

Etape 2 : élagage et amélioration de la partition

Application k-means standard pour améliorer la partition

Eliminer les points isolés et les clusters non significatifs.

Fin de l'algorithme

### 2.3 Conclusion

La présentation du contexte de la vision par ordinateur et de la problématique concernant l'interprétation de l'image nous a paru essentielle à l'introduction de ce chapitre.

Cette présentation a permis un élargissement du domaine d'analyse indispensable à la conception d'un module de segmentation.

Plutôt que d'utiliser des méthodes de segmentation classiques, il peut être intéressant de faire coopérer plusieurs approches ; ce courant de pensée est utilisé dans de récents travaux.

# CHAPITRE 1.3

**Extraction de caractéristique d'images**

# Extraction de caractéristique d'images

## 3.1 Introduction

Nous portons nos efforts sur l'extraction de l'information, la classification et la reconnaissance d'objets. La particularité du domaine d'application de ces derniers, est que les aspects relatifs à la géométrie tridimensionnelle n'interviennent pas au premier chef pour les objets à reconnaître. Plusieurs autres caractéristiques telles que la couleur, la texture, les formes planes, etc. constituent les aspects les plus sollicités dans la tâche de reconnaissance. L'interprétation des images consiste à reconnaître les objets détectés par le biais de plusieurs techniques de classification. L'enjeu de recherche dans ce domaine dépasse le simple cadre de la compression ou de la classification puisqu'il s'agit d'extraire une information structurée de haut niveau permettant de reconnaître et d'indexer les images.

Avant de commencer le traitement, on doit pouvoir segmenter l'image en la subdivisant en régions qui représentent des caractéristiques similaires.

Divers descripteurs sont utilisés pour la caractérisation d'images. Les principaux descripteurs d'images sont la couleur, la texture et la forme. Parmi ces trois descripteurs la couleur est la plus souvent utilisée et donne actuellement les meilleurs résultats. La texture est aussi très utilisée bien qu'elle soit plus complexe à mettre en œuvre que la couleur.

## 3.2 Caractérisation de texture

Dans le traitement d'images, l'analyse de textures 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. Malgré cette importance, nous verrons tout d'abord qu'il est difficile de caractériser précisément la texture. Nous essayerons néanmoins d'en donner une définition générale.

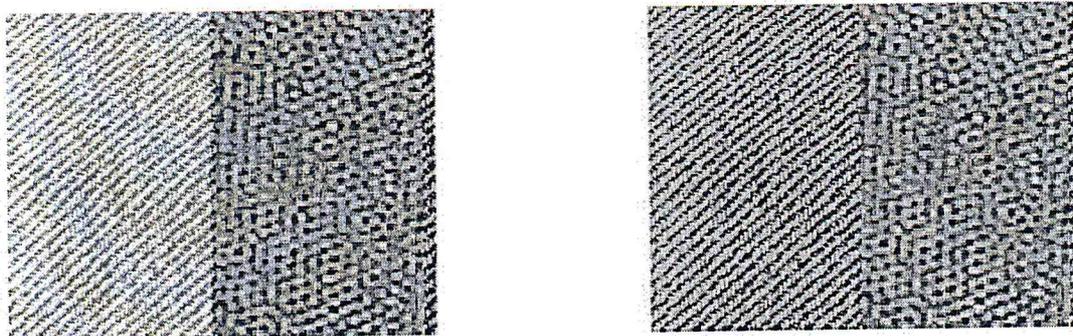
Ensuite, dans un deuxième paragraphe, nous présenterons différentes méthodes d'analyse de textures. Nous mettrons en évidence les principales méthodes d'extraction de paramètres permettant d'identifier les textures. L'accent sera mis sur l'utilisation des matrices de cooccurrence et de corrélogramme, car elles sont une bonne caractérisation de la notion de texture. Comme le but de notre première analyse est d'extraire et de tester des paramètres caractérisant les textures, nous présenterons les paramètres les plus utilisés.

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

## Extraction de caractéristique d'images

réfère au tissage. On apprend que la texture est l'état d'une étoffe ou d'un matériau qui est tissé.

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. Une deuxième définition, associée à la géologie, dit que la texture est un ensemble de caractères définissant l'agencement et les relations spatiales des minéraux d'une roche. On retrouve ici également un fort aspect structurel associé à une notion d'arrangement spatial correspondant à l'état général de la roche. Ces deux définitions mettent donc en avant une nature structurée de la texture. Nous verrons plus loin qu'il n'est pas toujours possible de la considérer ainsi. La texture est une caractéristique propre de l'objet ; elle nous permet de le décrire partiellement. Bien sûr, la forme et la couleur sont deux autres caractéristiques très importantes. Pour faire la distinction entre une orange et une cerise, les informations forme et couleur sont certainement plus significatives que l'information texture. Mais l'information texture devient primordiale lorsqu'on veut faire la distinction entre deux zones d'une image de même couleur (ou bien de même niveau de gris). La figure 2 illustre ce phénomène. Dans la première image, il est tout à fait possible de faire la différence entre les deux zones de l'image simplement avec l'information couleur fournie par les niveaux de gris. En effet, la zone de gauche est globalement d'intensité lumineuse beaucoup plus forte que celle de droite. Par contre, dans la deuxième image, il n'est pas possible de distinguer les deux zones à l'aide de leurs valeurs de gris. Dans ce cas, c'est l'information texture qui prédomine. La zone de gauche est caractérisée par une texture orientée, contrairement à celle de droite qui ressemble plus à une mosaïque

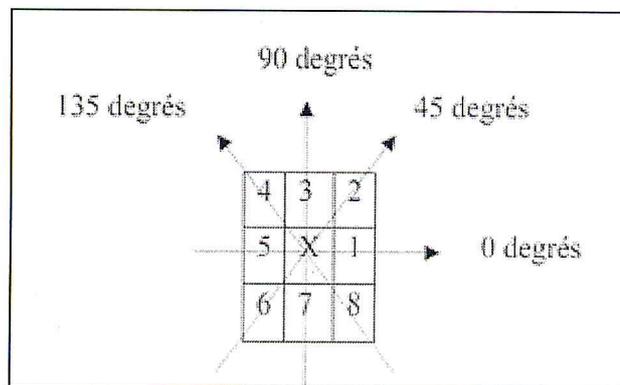


**Fig.3-1: Information texture et information couleur**

#### 4.2.1 Quelques méthodes d'extraction de caractéristique texture :

##### 1) Les matrices de cooccurrence

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. Elles estiment des propriétés des images relatives à des statistiques de second ordre. Une matrice de cooccurrence mesure la probabilité d'apparition des paires de valeurs de pixels situés à une certaine distance dans l'image. Elle est basée sur le calcul de la probabilité  $P_{ij}(\delta, \theta)$  qui représente le nombre de fois où un pixel de niveau de couleur  $i$  apparaît à une distance relative  $\delta$  d'un pixel de niveau de couleur  $j$  et selon une orientation  $\theta$  donnée.



**Fig.4-2 : Plus proche voisin que le pixel 'x' selon 4 dimension**

Les directions angulaires  $\theta$  classiquement utilisées sont 0, 45, 90 et 135 degrés. Les relations de voisinage entre pixels, nécessaires au calcul des matrices, sont illustrées en figure 5-2 ; par exemple, les plus proches voisins de 'x' selon la direction  $\theta = 135$  degrés sont les pixels 4 et 8. Les caractéristiques extraites à partir de ces matrices contiennent des informations notamment sur l'homogénéité, les dépendances linéaires entre les niveaux de gris, le contraste et la complexité de cette image.

Les matrices obtenues selon ces quatre directions sont alors calculées comme dans (1), (2), (3) et (4) où  $(k, l)$  sont les coordonnées d'un pixel de niveau de couleur  $i \in [0, n-1]$  celles du pixel de niveau de couleur  $j \in [0, n-1]$

## Extraction de caractéristique d'images

$$P(i, j, \delta, 0) = \left| \left\{ ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 \mid k - m = 0, |l - n| = \delta, I_{k,l} = i, I_{m,n} = j \right\} \right| \quad (1)$$

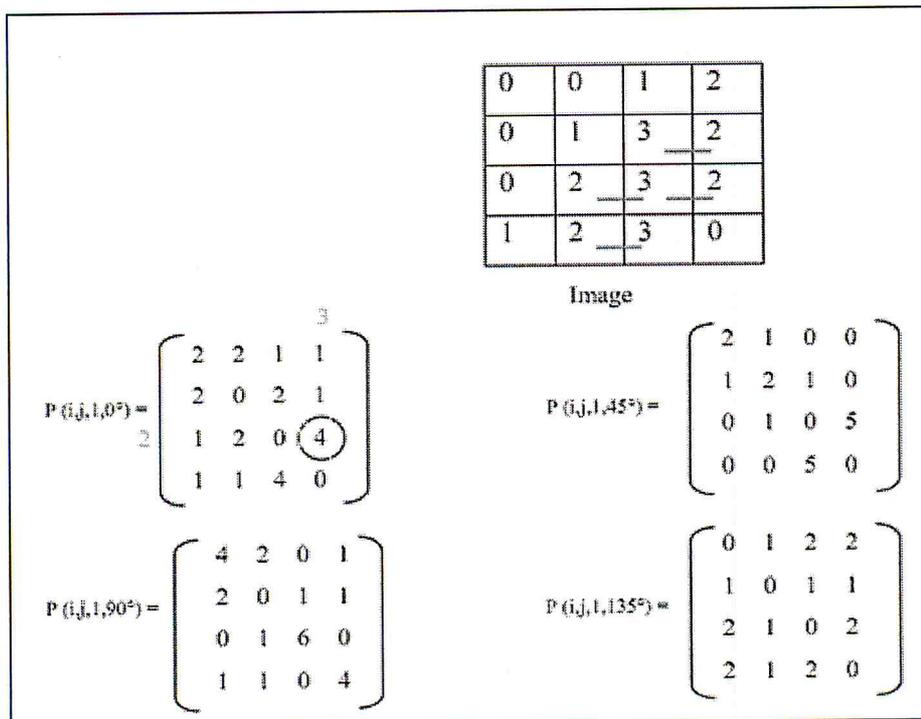
$$P(i, j, \delta, 45) = \left| \left\{ ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 \mid \begin{aligned} & (k - m = \delta, l - n = -\delta) \vee (k - m = -\delta, l - n = \delta), \\ & I_{k,l} = i, I_{m,n} = j \end{aligned} \right\} \right| \quad (2)$$

$$P(i, j, \delta, 90) = \left| \left\{ ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 \mid |k - m| = \delta, l - n = 0, I_{k,l} = i, I_{m,n} = j \right\} \right| \quad (3)$$

$$P(i, j, \delta, 135) = \left| \left\{ ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 \mid \begin{aligned} & (k - m = \delta, l - n = \delta) \vee (k - m = -\delta, l - n = -\delta), \\ & I_{k,l} = i, I_{m,n} = j \end{aligned} \right\} \right| \quad (4)$$

**Fig.3-3 : coordonnées d'un pixel de niveau de couleur  $i \in [0, n-1]$  celles du pixel de niveau de couleur  $j \in [0, n-1]$**

La figure 5-3 montre un exemple de calcul des  $P(i,j)$  à partir d'une petite image  $4 \times 4$  composée de quatre niveaux de gris (0, 1, 2, 3). Cet exemple se limite au cas  $\delta = 1$  et  $\theta = 0$ . L'élément (2,3) de la matrice  $P(1, 0)$  est égal à 4, cela signifie qu'il existe 4 configurations dans l'image où un pixel de niveau de gris 2 est séparé horizontalement d'un autre pixel de niveau de gris 3 par une distance 1. Ces configurations sont représentées en trait gris sur l'image.



**Fig.3-4 : Exemple de matrice de cooccurrence construite à partir d'une image  $4 \times 4$**

## Extraction de caractéristique d'images

La plupart des images sont codées sur 256 niveaux de gris, par conséquent, la taille des matrices de cooccurrence est de  $256 \times 256$ . On s'aperçoit ainsi que ces matrices comptabilisent une très grosse quantité d'informations difficile à exploiter directement. C'est pourquoi, un certain nombre d'auteurs comme Zucker [28] ont essayé d'extraire de l'information de ces matrices afin de mettre en évidence la structure des textures. Mais c'est Hara

lick et al qui ont proposé les premiers 14 paramètres, caractérisant les textures, issus de ces matrices. Voici 6 paramètres considérés comme étant les plus utilisés et les plus pertinents:

**Second moment angulaire (ou énergie) :**

$$f_1^{C_k, C_{k'}, \nu, \theta} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \{m^{C_k, C_{k'}}[\mathbf{I}]((\nu, \theta), (i, j))\}^2$$

**L'énergie :**

$$ENE = \sum_i \sum_j (P_{ij}(\delta, \theta))^2$$

Ce paramètre mesure l'uniformité de la texture. Il atteint de fortes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est constante ou de forme périodique. Dans ce dernier cas, les valeurs élevées d'énergie sont obtenues pour les matrices  $P(d, \theta)$  lorsque  $(d, \theta)$  correspond à la période.

**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'entropie :**

## Extraction de caractéristique d'images

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

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.

**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.

**La corrélation :**

$$COR = \sum_i \sum_j \left( \frac{(i - \mu)(j - \mu) P_{ij}(\delta, \theta)}{\sigma^2} \right)$$

COR mesure la dépendance linéaire (relativement à  $(\delta, \theta)$ ) des niveaux de gris de l'image. La corrélation n'est corrélée ni à l'énergie, ni à l'entropie.

Nous allons rappeler les attributs, considérés les plus utilisés, et qui ont donné les meilleurs résultats :

- L'énergie : qui mesure l'uniformité de la texture.
- Le contraste : qui est d'autant plus élevé que la texture est plus contrastée.
- L'entropie : qui est un indicateur de désordre dans l'image.
- La corrélation : qui décrit les corrélations entre les lignes et les colonnes de la matrice de cooccurrence ou de corrélogramme.
- La variance : qui mesure l'hétérogénéité de la texture.

**Le moment inverse :**

IDM (Inverse Difference Moment) mesure l'homogénéité de l'image. Ce paramètre est corrélé à une combinaison linéaire des variables ENE et CST.

## Extraction de caractéristique d'images

De nombreuses études ont été menées afin de caractériser, classifier, modéliser les textures à l'aide de ces paramètres. La méthode d'extraction de ces paramètres basée sur le calcul des matrices de cooccurrence est une des méthodes les plus proches de la notion de texture. Elles mettent effectivement en avant les relations qui existent entre les pixels de l'image en faisant intervenir l'aspect local (les niveaux de gris) et l'aspect spatial ( $(\delta, \theta)$ ).

Dans la plupart des études, les auteurs calculent ces matrices de cooccurrence sur les images brutes ou filtrées, donc toujours à partir des niveaux de gris. Davis, Johns et Aggarwal [29] ont généralisé cette utilisation à tous les types d'information (incluant les niveaux de gris), ils ont transformé les images en codant certains pixels par une autre information que celle des niveaux de gris. Ensuite, ils ont calculé les matrices de cooccurrence à partir de ces nouvelles images codes.

### **2) Les filtres de Gabor**

Le but des filtres de Gabor est de sélectionner dans le domaine de Fourier l'ensemble des fréquences qui sont propres à chaque classe de textures [16].

Ils font partie des filtres les plus utilisés dans le domaine de la classification d'images couleur texturées. En particulier, ils sont utilisés pour l'analyse de séquences d'images car ils permettent d'intégrer et d'associer des informations spatiales et temporelles. Cette propriété permet de détecter des objets en mouvement. De plus, des études physiologiques ont montré qu'il est possible d'assimiler le fonctionnement de certains neurones du cortex visuel à ce type de filtres. Pour la classification, on utilise une batterie de filtres de Gabor, qui est un ensemble de filtres, chacun étant sensible à une fréquence particulière. On applique alors chacun de ces filtres, un par un, à l'image couleur à classer, et on calcule à chaque étape l'énergie de l'image filtrée. Après avoir traité l'image avec tous les filtres de la batterie, on obtient un vecteur d'attributs de texture, dont les composantes sont les énergies calculées pour chaque fréquence [17].

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.

# Extraction de caractéristique d'images

## 3) Les ondelettes

Apparues au début des années 1980, les ondelettes s'imposent aujourd'hui comme des outils puissants en analyse mathématique et dans des domaines plus appliqués tels que le traitement du signal et de l'image (segmentation, débruitage, compression d'images mais aussi analyse de textures couleur). Tout comme les filtres de Gabor (qui sont en fait un cas particulier des ondelettes), la transformée en ondelettes permet une représentation temps-fréquence. Il existe de nombreuses décompositions par ondelettes, chacune ayant ses spécificités : transformées en ondelettes orthogonales, biorthogonales, transformées discrètes, continues, . . . [18].

Pour extraire les attributs de texture, on considère la transformée en ondelettes de l'image. Cette transformée est en fait une matrice de coefficients, de taille similaire à l'image initiale, dont on va extraire les attributs de texture.

Ces transformations se font essentiellement pour les images en niveaux de gris. Cette approche mériterait d'être approfondie pour l'analyse de texture couleur.

### 3.3 Caractéristique de couleur :

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

#### 3.3.1 Quelques méthodes d'extraction de caractéristique couleur :

##### 1) Histogramme et dérivés

La prise en compte de la couleur des images a été historiquement l'une des premières caractéristiques employées pour la recherche d'images par le contenu et produit encore des résultats parfois spectaculaires sur certaines bases. C'est en 1991 que Swain et Ballard ont proposé d'utiliser un histogramme couleur pour ce genre de tâche. Il représente la distribution globale des couleurs dans l'image. Son calcul consiste en une quantification de l'espace couleur choisi (RVB par exemple) suivie du calcul de l'histogramme des pixels ainsi transformés. Par exemple, si l'on considère une image RVB classique et que l'on quantifie

## Extraction de caractéristique d'images

chaque plan couleur sur 4 bins, l'histogramme résultant aura une dimension  $4^3 = 64$ . Si l'image est originellement codée sur 24 bits (la valeur de chaque plan est dans l'intervalle  $[0 - 255]$ ), l'histogramme couleur sur 64 bins pourrait être représenté par un « cube »  $4 \times 4 \times 4$ :

		Rouge															
		0-63				64-127				128-191				192-255			
		Vert				Vert				Vert				Vert			
		0-63	64-127	128-191	192-255	0-63	64-127	128-191	192-255	0-63	64-127	128-191	192-255	0-63	64-127	128-191	192-255
Bleu	0-63	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
	64-127	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
	128-191	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
	192-255	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x

**Fig.3-5 : représentation de l'histogramme couleur sur 64 bins**

Chaque couleur représentant l'un des 64 bins quantifiés, et  $x$  étant alors le nombre de pixels de l'image correspondant à ce bin. En pratique, ce descripteur est généralement représenté par un vecteur mono dimensionnel à 64 dimensions.

De nombreux descripteurs peuvent être dérivés de cette représentation, dont plusieurs ont été inclus au modèle expérimental de la norme MPEG-7. Il s'agit notamment de:

**dominant color:** rend compte de la couleur dominante d'une image, calculée comme celle du bin ayant la plus grande valeur. L'espace de couleur peut être quelconque en théorie, mais l'utilisation de HSV donne des résultats intéressants.

**scalable colour:** il s'agit de la transformée de Haar de l'histogramme couleur dans l'espace HSV, ce qui résulte en un code très compact.

**couleur structure:** il s'agit d'un histogramme couleur «local». Sa construction est identique au principe présenté précédemment (histogramme couleur global), si ce n'est qu'un fenêtrage de

## Extraction de caractéristique d'images

taille réduite (8x8 pixels) parcourt l'image lors du comptage des couleurs en chaque pixel. Il reflète ainsi une certaine information sur la structure spatiale de la répartition des couleurs.

**colour layout:** la transformée en cosinus discrète de la représentation en histogramme est calculée et seule une partie des coefficients peut être utilisée pour la signature. Cela donne la possibilité d'obtenir un descripteur relativement grossier mais très compact ou bien un descripteur plus fin mais prenant plus de place. Un tel descripteur est intéressant pour des applications nécessitant une certaine scalabilité

### 2) Moments de couleur :

Dès 1995, il a été proposé d'utiliser les moments calculés dans un espace de couleur donné pour caractériser les images. On se restreint généralement aux deux ou trois premiers moments (moyenne, variance, asymétrie voire le moment d'ordre 4 appelé kurtosis) mais ils sont calculés dans chacun des trois plans de l'espace couleur choisi. Un raffinement possible consiste à diviser l'image selon une grille et à calculer ces moments dans chaque cellule.

### 3.3.2 Quelques espaces de couleur utilisés :

#### 1) Espace des couleurs NTSC

NTSC (luminance (Y), la teinte (I), la saturation (Q)) de couleur système est utilisé à la télévision dans les Etats-Unis. Un des avantages de cette méthode est que l'information en niveaux de gris est distincte de données de couleur. Le pourcentage de RVB composants est donné à titre rouge 29,9%, vert et bleu 58,7% 11,4%. Les données d'images composent de trois composants de luminance (Y), Hue (I) et de saturation (Q). La matrice de transformation est donnée ci-dessous.

$$\begin{bmatrix} Y \\ R \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & 0.523 & 0.312 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} R \\ V \\ B \end{bmatrix}$$

#### 2) Les espace de couleurs CMJ et CMJN

## Extraction de caractéristique d'images

Couleurs secondaires de la lumière sont le c= cyan, m=magenta et j=jaune et n=noir. Cyan pigments soustrait la lumière rouge de la lumière blanche réfléchie, dont elle est composée de l'auto des quantités égales de lumière rouge, bleu et vert. La conversion de matrice est comme ci-dessous :

$$\begin{pmatrix} C \\ M \\ Y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} R \\ V \\ B \end{pmatrix}$$

### 3) L'espace de couleur HSI

HSI teinte saturation des moyens et de l'intensité. Dans ce modèle de couleur l'espace, la composante d'intensité est découplée de l'information portant couleur (teinte et la saturation) à l'image de la couleur, donc un outil idéal pour le développement de l'images algorithmes de traitement. L'espace HSI se compose d'un axe vertical et l'intensité du lieu des points de couleur qui se situent sur un plan perpendiculaire à cet axe, comme le plan de déplacement haut et en bas de l'axe d'intensité [10]. Les éléments importants de l'espace couleur HSI sont l'axe vertical et l'intensité de la longueur du vecteur au point de la couleur et l'angle de ce vecteur permet à l'axe rouge. Les équations de transformation utilisée dans la conversion de RVB en HSI sont :

$$H = \begin{cases} \theta & \text{if } K \leq B \leq G \\ 360 - \theta & \text{if } K \geq B \geq G \end{cases}$$

Where  $\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{1}{2} [(R-G) + (R+B)] / \sqrt{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]} \right\}$

## Extraction de caractéristique d'images

Et la composante de saturation est donnée par :

$$S = 1 - [3/(R+G+B)][\min(R, G, B)]$$

Enfin, la composante d'intensité est donnée par :

$$I = 1/3 (R+ G+ B).$$

**Deux espaces de couleur le plus utilisée sont le RGB et HVS.**

### 4) Espace RGB

**Rouge vert bleu**, abrégé **RVB** (ou **RGB** de l'anglais *red green blue*), est un format de codage des couleurs. Ces trois couleurs sont les couleurs primaires en synthèse additive. L'espace RVB est un espace de couleur utilisé couramment, par facilité, dans tous les systèmes de vision automatique, mais il n'est pas forcément le mieux adapté. En effet, les trois composantes RVB sont très dépendantes les unes des autres. Un simple changement d'éclairage dans la scène modifie les trois composantes, alors que les objets de la scène n'ont pas changés de couleur, mais se sont simplement assombris ou éclairés. Un panorama des travaux existants permet de trouver plusieurs espaces couleurs différents comme solution au lieu d'un espace unique. La solution se trouve probablement dans l'utilisation de plusieurs espaces complémentaires (Vandenbroucke, 2000).

Essaie de trouver d'autres espaces de couleurs qui se basent sur la perception de couleur de l'humain. L'espace RVB est un espace de couleur utilisé courant, par facilité, dans tous les systèmes de vision automatique, mais il n'est pas forcément le mieux adapté. Selon les auteurs de ce dernier exemple, l'espace de couleur HSV est plus près de la perception humaine et donne des résultats de requêtes plus précis.

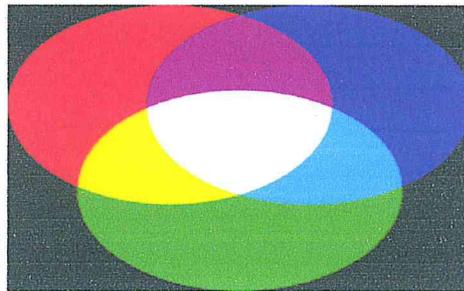
### 5) L'espace de couleur HSV

HSV (teinte (H), la saturation (S), Valeur (V)) l'espace de couleur est généré en regardant le cube de couleurs RVB long de l'axe gris (l'axe joignant les noir et blanc des sommets) résultant en une palette de couleurs de forme hexagonale. Cette couleursystème est basé

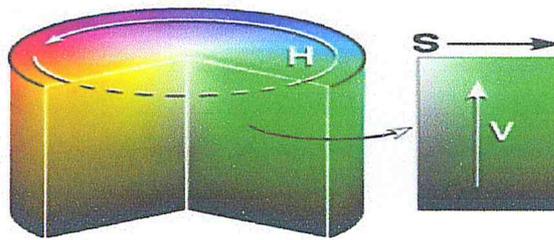
## Extraction de caractéristique d'images

sur les coordonnées cylindriques, ce qui rend la conversion de RVBaux valeurs similaires à une cartographie RVB coordonnet HSV à coordonnées cylindriquesfonction.

En informatique, il est courant d'utiliser l'espace de couleur RGB, caractérisé par 3 composantes : Rouge, Vert, Bleu. En RGB, il est très difficile de détecter des couleurs précises à différentes luminosités : les variations sur les 3 composantes ne sont pas linéaires. Dans cet espace, on peut séparer pour un pixel : l'intensité du pixel (valeur) et la couleur du pixel (teinte et saturation).



Espace de couleur RGB



Espace de couleur HSV

**Fig.3- 6 : les espaces de couleurs les plus utilisé**

En HSV, l'espace de couleur est caractérisé par les 3 composantes : Hue (Teinte), Saturation (Saturation), Value (Luminosité).

1 - teinte : intuitivement, c'est le nom qu'on utilisera pour désigner la couleur, "vert", "mauve", "orange", etc. Idéalement associé à une longueur d'onde, donc à une position sur le cercle de Newton

2 - saturation : c'est le taux de pureté de la couleur, qui doit varier entre la pureté maximale (couleur éclatante) et l'achromatisme (niveau de gris).

## Extraction de caractéristique d'images

3 - valeur : c'est la mesure de l'intensité lumineuse de la couleur, qui doit varier entre le noir absolu et le blanc.

Si l'on prend l'exemple du rouge, sa teinte est de  $H = 0 / 360^\circ$ . En changeant la luminosité (par exemple en éteignant une lumière, ou en positionnant un projecteur sur l'objet à détecter), la composante H de notre objet restera environ à  $H = 0$ . Seuls les 2 autres composantes varieront, S et V. Assombrir l'objet revient à faire diminuer fortement la luminosité (V) et légèrement la saturation (S).

Le passage de RGB à HSV se fait par une transformation non linéaire. Plusieurs opérateurs ont été proposés pour la conversion. Voici un exemple :

$$v = \frac{r + g + b}{3}$$

$$s = 1 - \frac{3 \min(r, g, b)}{r + g + b}$$

$$H = \begin{cases} \emptyset & \text{si } b \leq g \\ 2\pi - \emptyset & \text{si } b > g \end{cases} \quad \emptyset = \arccos \left( \frac{(r-g) + (r-b)}{2\sqrt{(r-g)^2 + (r-b)(g-b)}} \right)$$

### 3.4 Conclusion

L'analyse d'images englobe une multitude de domaines ; ici nous avons abordé celui de l'analyse de textures et de couleur. L'analyse de textures est un problème difficile. Cette difficulté est due essentiellement au fait qu'il n'existe pas de définition précise et rigoureuse permettant de caractériser complètement la notion de texture. Nous avons également évoqué les algorithmes permettant l'extraction de ces paramètres, en l'occurrence les matrices de cooccurrence. Le but de la première partie de ce travail a été d'extraire, dans les images à niveaux de gris, une certaine information caractéristique de la texture et de la couleur.

# CHAPITRE I.4

**Classification d'images (Interprétation  
Structurelle (similarité))**

# Classification d'images (Interprétation Structurale (similarité)) :

## 4.1 Introduction

Les méthodes de classification permettent de regrouper des objets en groupes ou classes d'objets plus homogènes. Les objets regroupés ont des caractéristiques communes, ils sont similaires mais se distinguent clairement des objets des autres classes. Généralement les résultats des méthodes de classification sont plus ou moins différents [24]. Pour notre part, nous allons décrire dans ce chapitre la classification hiérarchique ou classification hiérarchique est un ensemble de techniques de classification non supervisée (ou "clustering").

## 4.2 Classification

Trouver dans un ensemble d'objets des groupes homogènes (classes) et bien distincts les uns des autres

Opposition entre :

Supervisé (classement) : groupes fixés, exemples d'objets de chaque groupe

Non supervisé (classification) : on ne connaît pas de groupe

## 4.3 Mesure de similarité :

Une mesure de similarité : comment comparer des objets ?

Une notion de groupe : comment regrouper les objets ?

Une structure de classification : comment organiser les groupes ?

Beaucoup d'algorithmes s'appliquent à (presque) toute mesure similarité, mais correspondent à un choix précis des autres ingrédients, On a choisi la distance de similarité euclidienne.

Distance euclidienne :

Une distance classique est la  $L_p$  - norme (ou distance de Minkowski) :

$$L_p - \text{norme}(\vec{x}, \vec{y}) = \left( \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

## Classification d'images (Interprétation Structurale (similarité)) :

Où  $p$  est le paramètre de la norme. La  $L_1$  - norme est appelée distance de Manhattan ou distance City-Block.  $L_2$  - norme est la distance euclidienne [2].

### 4.4 Classification et similarité

La notion de similarité est au cœur de la classification :

Groupe homogène : les objets du groupe se ressemblent

Groupes bien distincts : les objets de groupes distincts ne se ressemblent pas

Notion relative :

\_ a et b dans le groupe A, c et d dans le groupe B

\_ si les groupes sont satisfaisants, la similarité entre a et b

(resp. c et d) est grande devant celle entre a et c, a et d, etc...

### 4.5 Une hiérarchie de clusters :

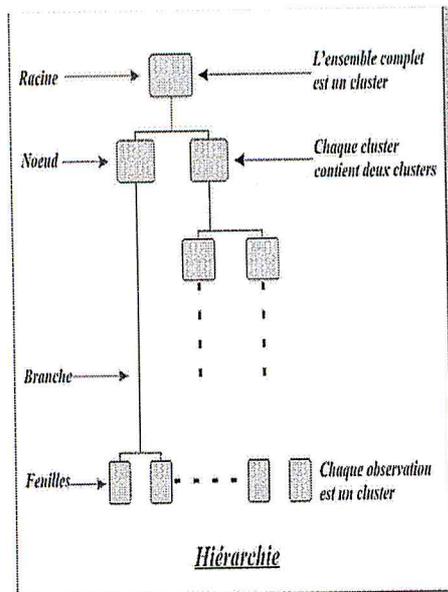
Etant donné un ensemble d'observations, une hiérarchie sur cet ensemble est une collection de groupes d'observations (clusters) tels que :

\* L'ensemble complet des données est un cluster.

\* Chacune des observations est un cluster (singleton).

\* Etant donné deux clusters de la hiérarchie, ou bien ils n'ont aucune observation en commun, ou bien l'un est inclus dans l'autre (pas de chevauchement).

## Classification d'images (Interprétation Structurale (similarité)) :



**Fig.4-1 : L'hierarchie de clusters**

Pour des raisons pratiques, il est commode d'imposer également que chaque cluster (excepté les singletons) est partitionné en exactement deux clusters de la hiérarchie. Une telle structure peut se représenter par un "dendogramme" (ou "arbre") :

- \* Le cluster contenant toutes les observations s'appelle la "Racine" de l'arbre.
- \* Au bas de l'arbre, les singletons (clusters ne contenant qu'une seule observation) s'appellent des "Feuilles".
- \* Chaque cluster dans l'arbre s'appelle un "Nœud".
- \* Chaque cluster (à l'exception des singletons) a habituellement deux "Enfants".
- \* Une ligne joignant un nœud à l'un de ses enfants s'appelle une "Branche".

Tous les chemins menant d'un nœud aux feuilles qui en dépendent n'ont pas nécessairement le même nombre de branches.[30]

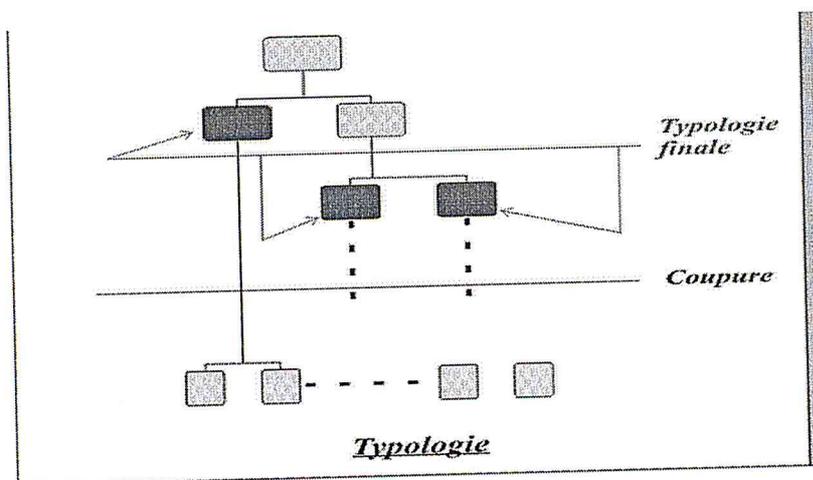
# Classification d'images (Interprétation Structurale (similarité)) :

## 4.6 Hiérarchie et Typologie

Ce qui intéresse l'analyste n'est pas la hiérarchie, mais une **typologie**, c'est à dire une partition de l'ensemble des données en clusters qui sont :

- \* Compacts,
- \* Bien séparés les uns des autres,
- \* Et facilement interprétables.

Une hiérarchie permet de construire beaucoup de typologies : toute section supérieure de l'arbre définit un ensemble de clusters partitionnant l'ensemble des données (nœuds rouges dans l'image inférieure de l'illustration ci-dessous).



**Fig.4-2 : La construction de typologies à partir de hiérarchies doit résoudre deux problèmes**

### 1) Construire la hiérarchie :

Etant donné un cluster, quelle est la meilleure manière de le scinder en deux "enfants" ? Ou bien, à l'inverse, comment choisir deux clusters dans le but de les fusionner en un unique cluster parent ? Ces deux questions donnent naissance, respectivement, aux Hiérarchies Descendantes et Ascendantes.

## Classification d'images (Interprétation Structurale (similarité)) :

### 2) Choisir une typologie dans la hiérarchie :

Etant donnée une hiérarchie, quelle section supérieure de l'arbre doit être retenue comme typologie finale ?

#### 4.6.1 Classification Hiérarchique Ascendante

La Classification Hiérarchique Ascendante (ou "par agrégation") procède par fusions successives de clusters déjà existants. A chaque étape, les deux clusters qui vont fusionner sont ceux dont la "distance" est la plus faible. La question est donc de trouver une bonne définition de ce que l'on entend par la "distance" entre deux groups de points. Il existe de nombreuses définitions d'une telle distance, la plus utilisée étant la distance euclidienne, que nous décrivons dans le suivant chapitre.

La Classification Ascendante Hiérarchique (ou "CAH") considère initialement toutes les observations comme étant des clusters ne contenant qu'une seule observation (singleton), et leur distance est alors le plus souvent définie comme étant leur distance euclidienne. La première étape consiste donc à réunir dans un cluster à deux observations les deux observations les plus proches.

Puis la CAH continue, fusionnant à chaque étape les deux clusters les plus proches au sens de la distance choisie.

Le processus s'arrête quand les deux clusters restant fusionnent dans l'unique cluster contenant toutes les observations.

Nous décrivons la règle la plus communément utilisée pour tracer l'arbre de la hiérarchie ainsi obtenue. Cette règle est telle que les typologies qui ont le plus de chance d'être significatives sont obtenues simplement en traçant une ligne horizontale en travers du dendrogramme, et en retenant dans la typologie les clusters terminaux qui sont juste au-dessus de cette ligne. En changeant la hauteur de la ligne, on change le nombre de clusters retenus, et on dispose ainsi d'un moyen simple pour faire varier la granularité de la typologie finale.

Cette possibilité n'existe pas dans *K*-means, où le nombre de clusters doit être fixé à l'avance.[30]

## Classification d'images (Interprétation Structurelle (similarité)) :

### 4.6.2 Classification Hiérarchique Descendante

La Classification Hiérarchique Descendante (ou "par division") procède de façon inverse. Elle considère l'ensemble des données comme un gros cluster unique, et le scinde en deux clusters "descendants". La scission s'opère de façon à ce que la distance entre les deux descendants soit la plus grande possible, de façon à créer deux clusters bien séparés. Cette procédure est ensuite appliquée à chacun des descendants (procédure récursive) jusqu'à ce qu'il ne reste plus que des clusters ne contenant qu'une seule observation (singletons).[30]

La même représentation en dendrogramme, et la même procédure de définition d'une typologie à partir d'un dendrogramme utilisées par l'approche "Ascendante" sont utilisables avec par approche "Descendante".

### Méthode DIANA (Divisive Analysis) (Kaufman & Rousseeuw, 1990) :

Algorithme :

1. diviser la classe de plus grand diamètre  $C_k$  :

1.1 .trouver l'objet le plus éloigné des autres en moyenne, x

1.2.  $C_k^1 = \{X\}$  et  $C_k^2 = C_k \setminus \{X\}$

1.3 Pour tout y dans  $C_k^2$ , calculer

$$D(y) = \frac{1}{|C_k^2|} \sum_{u \in C_k^2} d(y, u) - \frac{1}{|C_k^1|} \sum_{u \in C_k^1} d(y, u)$$

1.4 ajouter à  $C_k^1$  le y qui maximise  $D(y)$  (le retirer de  $C_k^2$ )

1.5 retourner en 1.3 tant qu'il existe des y avec  $D(y) > 0$

2. retourner en 1 tant qu'il existe des classes à découper dendrogramme: hauteur = diamètre de la plus grande classe[31].

## Classification d'images (Interprétation Structurelle (similarité)) :

### 4.4 Conclusion

L'approche "Descendante" est séduisante parce qu'elle fournit habituellement des typologies dont l'interprétation est plus claire que celle produites par les méthodes ascendantes. La raison en est que :

- \* Une faible distance ne peut pas s'interpréter de façon non ambiguë comme désignant des clusters dont la fusion produise un cluster "naturel",

- \* Alors que la scission d'un cluster en deux clusters ayant une grande distance entre eux produit en général deux clusters bien séparés. En fait, on pourrait avancer l'idée selon laquelle l'œil humain, un outil remarquable de Classification Automatique pour des données bidimensionnelles, procède de façon Descendante et non Ascendante. [30]

## Partie II:

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE

### **1. Introduction**

L'objectif de notre travail est de concevoir un système d'interprétation d'image médicale, et de l'appliquer sur la rétinopathie diabétique.

Le travail comprend deux parties, une partie concerne la gestion de l'ontologie Eye-Onto qui consiste à son enrichissement par des exemples, dans cette partie nous avons utilisé la classification hiérarchique descendante d'un ensemble d'images de rétine atteinte.

Une deuxième partie qui est l'interprétation d'image comme le montre la figure 6-2

Dans ce qui suit, nous commençons par définir chaque étapes ensuite nous présentons un diagramme de cas d'utilisation globale envisagé, suivi des outils employés et nous terminerons par les différents tests réalisés et une conclusion sur les résultats obtenus.

### **2. Description des démarches**

#### **2.1. Partie 1 : Gestion de l'ontologie (Enrichissement de l'ontologie) :**

Dans cette partie on s'intéresse à enrichir et à valider une ontologie de domaine «Eye-Onto» [3],

L'enrichissement de l'ontologie par des instances basées sur une classification hiérarchique descendante d'un ensemble d'images de rétine atteinte, on appliquant l'algorithme DIANA [page 61], dans le but de relier les concepts à un groupe d'images.

Il est utile de noter que la majeure partie de ces concepts possèdent des instances, donc la recherche d'information auquel l'ontologie est destinée sera effectuée sur les concepts et leurs instances.

Après avoir construit des groupes d'images de notre base par la classification hiérarchique descendante utilisant l'algorithme DIANA [page 61], on a attribué pour chaque concept un groupe d'images correspond, chaque image est caractérisé par un vecteur de caractéristique comme le montre la figure 6-1

# PARTIE II : REALISATION ET TESTE

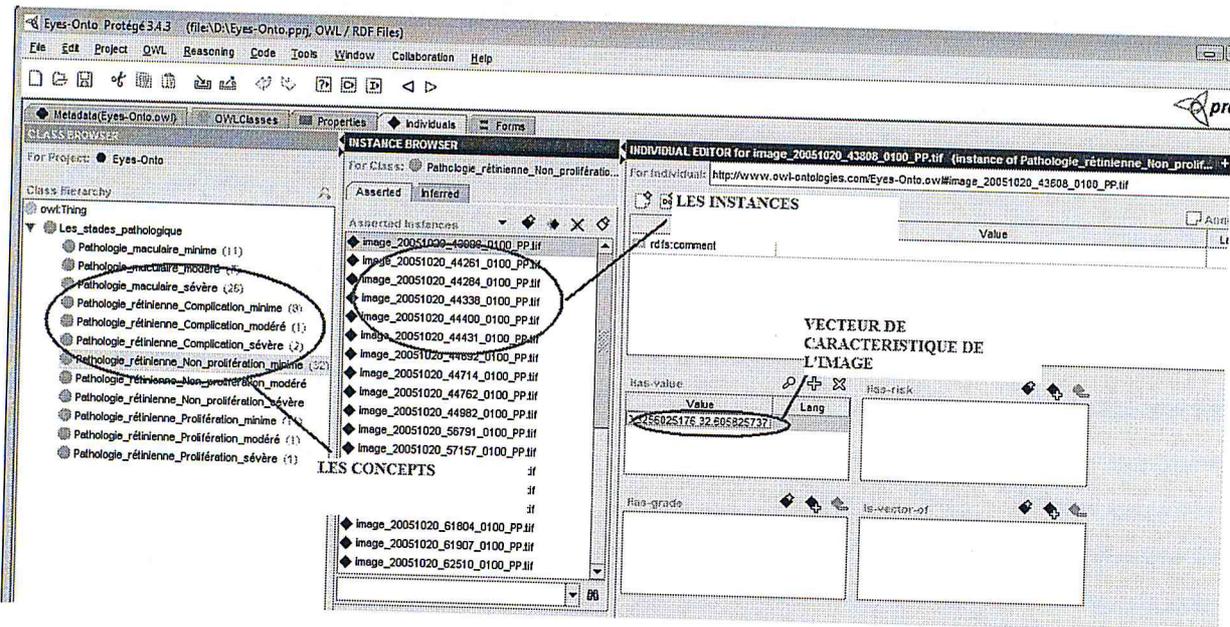


Fig.5-1 : présentation de l'ontologie « Eye-Onto » sous protégé-2000.

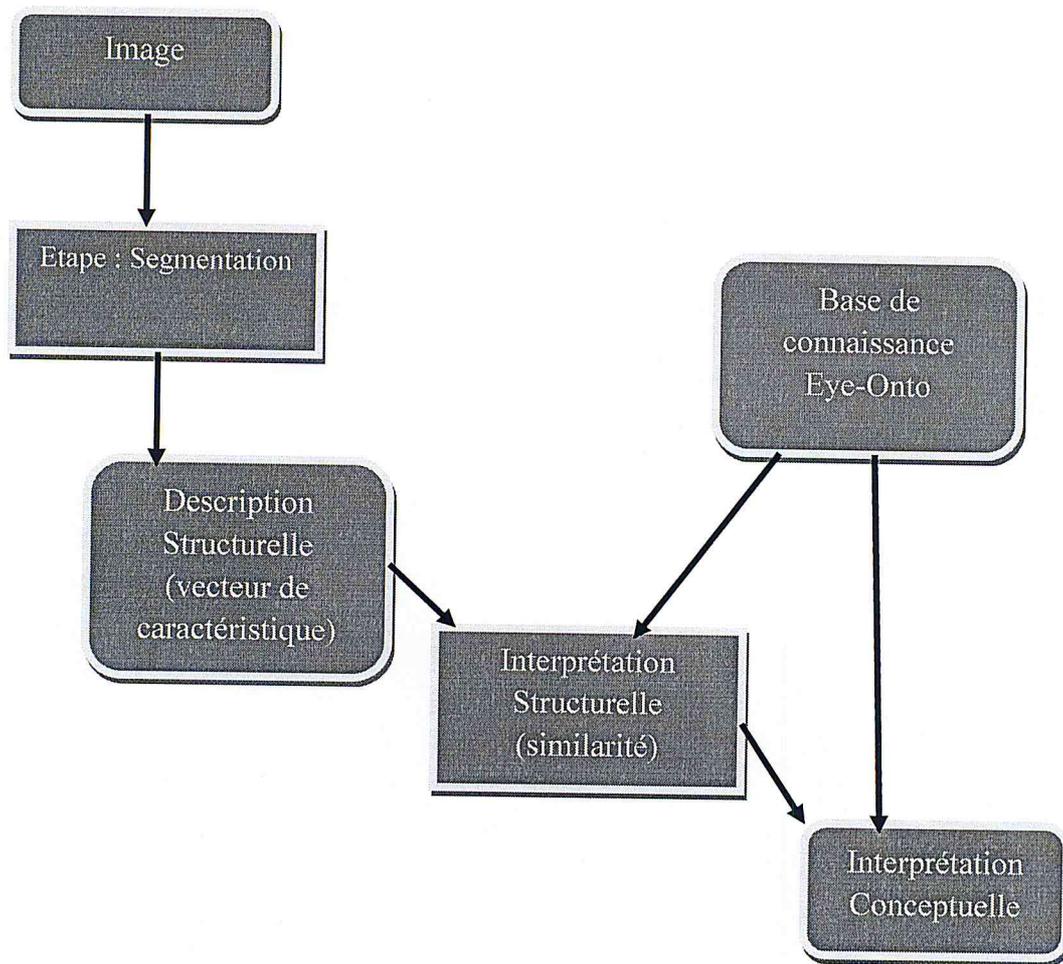
## 2.2 Partie 2 : l'interprétation

Rappelons que l'objectif principal de notre travail est la conception d'un système ontologique d'aide à l'interprétation d'image médicale (application au cas de la rétinopathie diabétique) permet d'exécuter et de comparer différents algorithmes de traitement d'image notamment pour effectuer les trois tâches principales (la segmentation (clustering), la classification et l'extraction des caractéristiques). Notons que notre étude est restreinte aux algorithmes qui traitent des données numériques. Commençons, d'abord, par une présentation de l'architecture générale de notre application avant de développer les différents algorithmes.

### 2.2.1 Architecture générale du système :

L'architecture que nous nous proposons peut se voir comme étant l'interconnexion de plusieurs modules complémentaires indépendants l'un de l'autre. La Figure 6-2 illustre les différents modules et les interactions qui représentent des échanges de l'information.

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE



**Fig.5-2 : Architecture de système.**

### **1) Image :**

Elle représente La rétine du patient atteint de la rétinopathie diabétique. L'ensemble d'images de notre base contient environs 200 image de rétine atteinte dans des différents cas de cette maladie sont de format .tif, Notre système peut supporter les images médicales dans tous les formats sauf l'extension .tif, et pour cela on a utilisé le convertisseur (Format Factory 2.70) [ F] qui est une petite application qui fait la conversion d'images de n'importe quel types vert un autre type.

### **2) Etape segmentation :**

Cette étape a pour but de séparer les différents zones homogènes d'image de la rétine chacune étant composée de pixels caractérisé par des propriétés communes (couleur, texture, forme), les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE

l'image. Donc pour résoudre le problème de clustering, nous avons opté pour l'algorithme de partitionnement qui adopte la représentation par centroidet-means [page 39], car il est le plus simple et répond a nos besoins et qui est une méthode de segmentation non supervisée, qui vise à détecter automatiquement les objets dans l'image, c'est-a-dire sans aucune connaissance préalable des classes.

### 3) Description Structurale (vecteur de caractéristique) :

Cette étape a pour but d'extraire les deux principaux descripteurs qui sont la couleur et la texture. Consiste à représenter sous forme d'un vecteur de caractéristique les données issues d'une chaîne de segmentation en régions d'images.

Chaque image doit avoir le même nombre de descripteurs et chaque descripteur possède une place précise au sein du vecteur. La couleur et la texture sont les deux familles de descripteurs les plus couramment utilisés

#### A. La couleur :

Notre système utilise les moments des couleurs : l'espérance (ou moyenne), la variance, le moment de troisième ordre pour chaque composante couleur dans deux espaces couleur RVB et TSV. Au total, nous avons 9 chiffres pour RVB (3 pour chaque composante),

On a choisi l'espace HVS car il manipule l'espace de couleur RVB qui est couramment utilisé par facilité dans tous les systèmes de vision automatique, nous avons utilisé les formules :

$$v = \frac{r + g + b}{3}$$
$$s = 1 - \frac{3 \min(r,g,b)}{r+g+b}$$
$$H = \begin{cases} \varnothing & \text{Si } b \leq g \\ 2p - \varnothing & \text{si } b > g \end{cases} \quad \varnothing = \arccos \left( \frac{(r-g) + (r-b)}{2 \sqrt{(r-g)^2 + (r-b)(g-b)}} \right)$$

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE

### **B. La texture :**

On a pris les attributs d'Haralick, Haralick a proposé 14 caractéristiques statistiques extraites à partir de cette matrice. Actuellement, seulement les quatre caractéristiques les plus appropriées sont largement utilisées : l'énergie, l'entropie, le contraste et la variance.[page45] :

#### **L'énergie :**

$$ENE = \sum_i \sum_j (P_{ij}(\delta, \theta))^2$$

Ce paramètre mesure l'uniformité de la texture. Il atteint de fortes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est constante ou de forme périodique. Dans ce dernier cas, les valeurs élevées d'énergie sont obtenues pour les matrices  $P(d, \theta)$  lorsque  $(d, \theta)$  correspond à la période.

#### **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'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.

#### **La variance :**

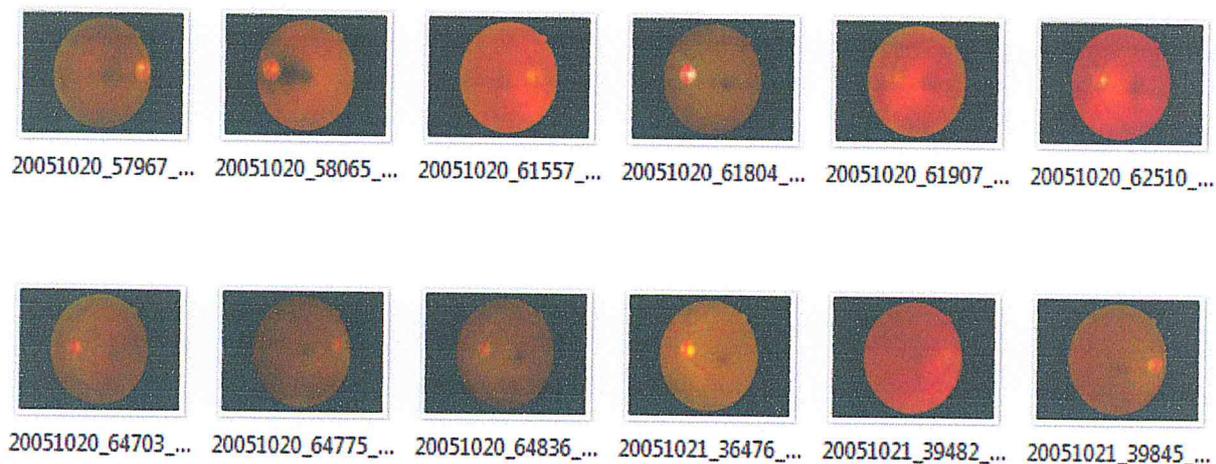
$$VAR = \sum_i \sum_j ((i - \mu)^2 P_{ij}(\delta, \theta))$$

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.

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE

### **Base de connaissance Eye-Onto :**

Cette base d'images contient 200 images naturelles en couleurs. L'avantage de cette base est de pouvoir évaluer les résultats. Cette base d'images a été utilisée pour faire des expériences de classification. Un exemple de la base peut être vu sur la figure 6-3. Cette base d'images a été créée par le Service Ophtalmologie Lariboisière. Chaque image dans cette base d'images a une taille de  $2240 \times 1488$  pixels



**Fig.5-3 : La base d'images.**

#### **4) Interprétation Structurale (similarité)**

L'objectif de cette étape est de synthétiser les données de départ en un ensemble restreint de classes que nous appelons classes de références et qui vont nous permettre par la suite de relier entre l'ontologie Eye-Onto et les vecteurs de caractéristiques de notre base d'image.

On a utilisé la classification hiérarchique descendante de l'ensemble de vecteurs de caractéristiques des images de rétine segmenter (200 images) dans le but d'estimer la valeur d'une donnée manquante ou erronée dans l'enrichissement de l'ontologie Eye-Onto, donc le modèle de classification comme référence, et de même de prédire la classe d'une donnée nouvellement arrivée. Donc nous aurons besoin d'un algorithme de clustering qui doit répondre aux critères suivants :

- ✓ le cas d'un jeu de données large,
- ✓ le cas d'une dimension importante des données,
- ✓ le cas des attributs numériques,
- ✓ la complexité doit être linéaire,

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE

Et pour cela on a choisie l'algorithme DIANA [page 61]. En effet, comme nous l'avons déjà montré précédemment dans le chapitre 5. Il est considéré comme un standard dans le domaine du clustering et répond parfaitement aux quatre premiers critères d'une version est fortement lié au contexte de l'application.

### **5) Interprétation Conceptuelle :**

L'objectif de cette étape est de relier les ensembles résultants de la classification avec les concepts de l'ontologie Eye-Onto, et pour donner la signification exacte de chaque groupe d'image.

Notre solution consiste en effet à ne prendre en compte que le vecteur caractéristique global de l'image pour ensuite le comparer à une base d'images traitées de la même façon afin d'y retrouver les images similaires. C'est la solution exploitée par l'outil SIMILAR.

Nous avons donc, après la classification de l'ensembles d'images d'associé manuellement les images à nos concepts (Eye-Onto) et d'estimer l'image manquante ou erronée, et de même de prédire la classe d'une image nouvellement arrivée.

# PARTIE II : REALISATION ET TESTE

## 3. Conception du système :

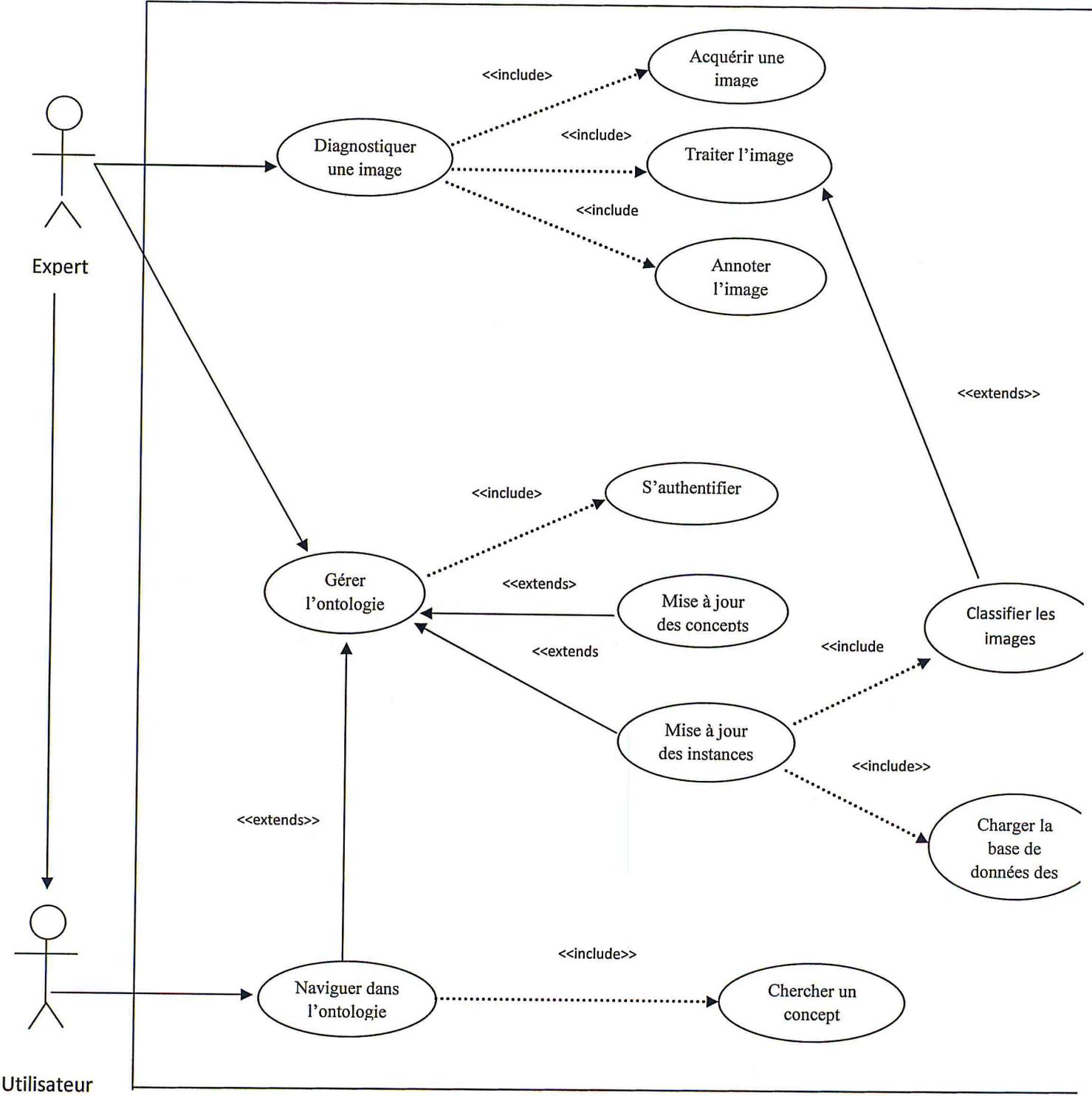


Fig.5-4 : Diagramme de cas d'utilisation.

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE

### **4. Outils employés :**

On parle dans ce qui suit sur les outils employés.

#### **4.1 Protégé 2000 :**

Pour utiliser l'ontologie Eye-Onto nous avons choisi l'éditeur d'ontologie Protégé2000 qui est un système auteur pour la création d'ontologies. Il a été créé à l'université Stanford et il est très populaire dans le domaine du Web Sémantique et au niveau de la recherche en informatique. Protégé est développé en Java. Il est gratuit et à code source libre. Protégé peut lire et sauvegarder des ontologies dans la plupart des formats d'ontologies : RDF, RDFS, OWL, etc. Plusieurs systèmes auteurs lui livrent une concurrence telle que Hozo, OntoEdit et Swoop. Plusieurs utilisateurs préfèrent Protégé pour sa convivialité. On a choisi protégé 2000 versions protégé 3.4.3 [p] pour les raisons suivantes:

Protégé prend en charge la méthode que nous avons utilisé dans la partie conception.

C'est l'un des meilleurs éditeurs d'ontologie sur recommandation des experts de l'ingénierie ontologique.

L'éditeur de classe Protégé permet la création et la visualisation des classes et des hiérarchies OWL(*Ontology WebLanguage*).

De même ,il permet la création et la gestion des relations en termes de propriétés et de hiérarchies.

#### **4.2 Environnement de Programmation JAVA :**

Java est à la fois un langage de programmation et un environnement d'exécution. Le langage Java a la particularité principale d'être portable sur plusieurs systèmes d'exploitation tels que Unix, Microsoft Windows, Mac OS ou Linux ... C'est la plateforme qui garantit la portabilité des applications développées en Java. Les applications Java peuvent être exécutées sur tous les systèmes d'exploitation pour lesquels a été développée une plateforme Java, dont le nom technique est JRE (Java Runtime Environment – Environnement d'exécution Java). Cette dernière est constituée d'une JVM (Java Virtual Machine - Machine Virtuelle Java), le programme qui interprète le code Java et le convertit en code natif. Mais le JRE est surtout constitué d'une bibliothèque standard à partir de laquelle doivent être développés tous les

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE

programmes en Java. C'est la garantie de portabilité qui a fait la réussite de Java dans les architectures client-serveur en facilitant la migration entre serveurs, très difficile pour les gros systèmes. Version du produit : 1.6.0.240, [ja]

Une machine HP dotée d'un processeur Intel Core 2 Duo, avec une RAM de 3 GO tournant sous le système Microsoft © Windows XP Professionnel, version 2002 SP2.

### **4.3 Choix de l'outil d'exploitation de l'ontologie**

L'ontologie Eye-Onto que nous avons utilisé est implémentée en langage OWL (*ontology Web Language*)

pour des considérations citées dans le chapitre conception d'ontologie. Or les fichiers OWL sont inexploitable en état brut, c'est-à-dire la structure du fichier OWL est très complexe. Donc pour pouvoir l'exploiter il nous a fallu un « traducteur » capable de traduire les balises la sémantique véhiculée par le fichier OWL en objet manipulable par des programmes.

L'outil disponible qui nous a servi est L'API JENA. Cet outil est développé par une équipe de la firme HP (*Hewlett Packard*) dans le cadre du Projet HP « *Labs Semantic Web Programme* » qui a pour but de réaliser un outil d'exploitation des fichiers OWL.

JENA est développé entièrement en Java, elle donne aux programmes la possibilité d'exploiter du contenu des fichiers RDF et OWL (extraction du contenu sémantique de ces derniers).

### **4.4 Choix du langage développement**

Dans la partie programmation du système de recherche d'information nous avons utilisé le langage JAVA. Ce langage nous a paru beaucoup plus une évidence qu'un choix, vu que les outils que nous utilisons sont entièrement développés en JAVA. De plus la plupart de ces outils ont des problèmes de compatibilité avec les autres langages dans leur version actuelle.

De plus nous avons choisi ce langage pour ses qualités, à savoir:

- C'est un langage orienté objet.
- Java est indépendant de toute plateforme: grâce à sa machine virtuelle « *Java Virtuelle Machine JVM* ».

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE

- Il fournit aux programmeurs de nombreuses bibliothèques pour la gestion des interfaces et des programmes et il permet la gestion des exceptions.
- Il est compatible avec L'API JENA, ce qui nous permet la manipulation, le parcours et la modélisation des documents OWL.

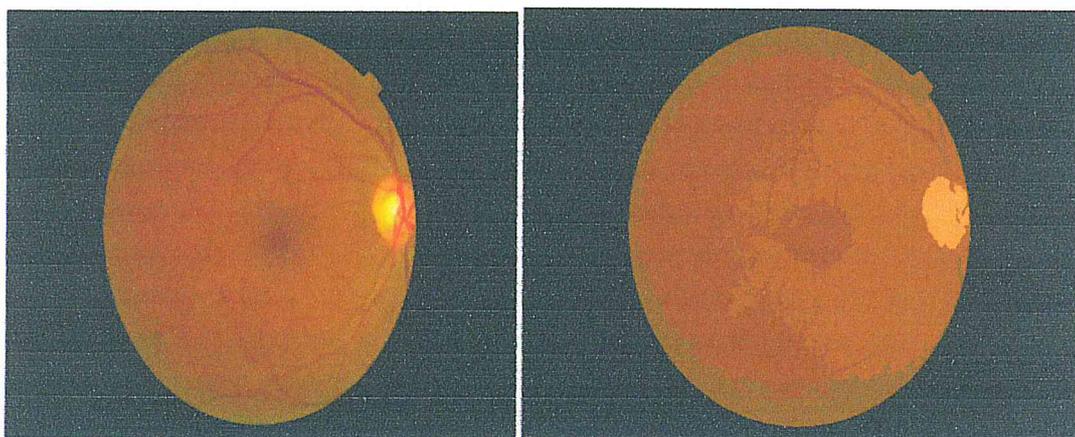
### 5. Teste :

Afin de tester et comparer l'efficacité et la performance des algorithmes, nous allons effectuer une série de tests sur tous les algorithmes utilisés dans notre application. Nous allons tester, en premier lieu, l'algorithme de clustering T-means. Nous allons ensuite aborder les tests sur l'algorithme d'extraction de caractéristiques (couleur et texture) et l'algorithme de classification hiérarchique descendante DIANA.

Nous allons, enfin, tester et voir la performance de notre application.

#### 5.1. Teste sur la segmentation :

Voilà deux images de rétine atteinte l'image sur la gauche est avant segmentation et l'image sur la droite est une image résultante de la segmentation utilisant T-means



Avant segmentation

Après segmentation

Fig.5-5 : La segmentation des images via le T-means.

#### 5.2. Test sur le vecteur de caractéristique :

Voilà une image segmentée et son vecteur de caractéristique comprend les caractéristiques de texture et de la couleur

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE

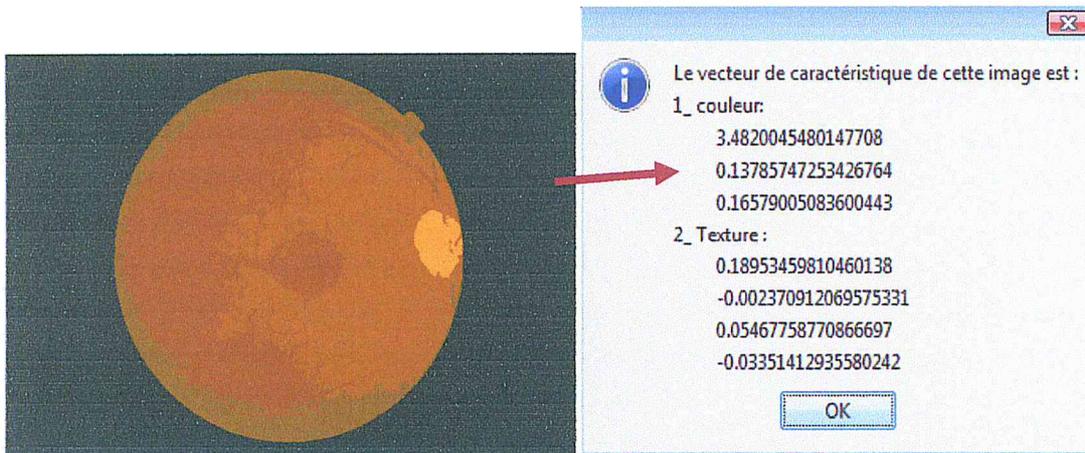


Image segmenté

Vecteur de caractéristique correspond

**Fig.5-6 : L'extraction de vecteur de caractéristique.**

### 4.3 Teste de classification :

Voila le résultat de l'application de l'algorithme de classification hiérarchique descendante DIANA appliqué sur l'ensemble de vecteurs de caractéristiques (200 vecteurs de caractéristique extraite à partir de la base d'images).

Voila le résultat de la classification hiérarchique descendante :

```
Console
:terminated> Rechercheur [Java Application] D:\Program Files\Java\jre6\bin\javaw.exe (19 sept. 2011 10:04:
***** GRADE 1, Risque 3 *****

12.973440894
1.7570690094
0.4173487933
0.1695558695
1.4202506893
0.9106197443
41.826282551
4.083391226
0.1043476158
0.100230837
8.5854157632

***** GRADE 2, Risque 1 *****

4.5102602493
0.053533301
0.2266748771
10.644985753
1.4996162988
0.9026778939
26.422158203
4.9325192235
0.0849909841
0.2730154035
51.43946289

***** GRADE 2, Risque 1 *****

17.113020283
1.4238586919
4.3091752668
5.9110198808
```

les vecteurs de caractéristiques après classification

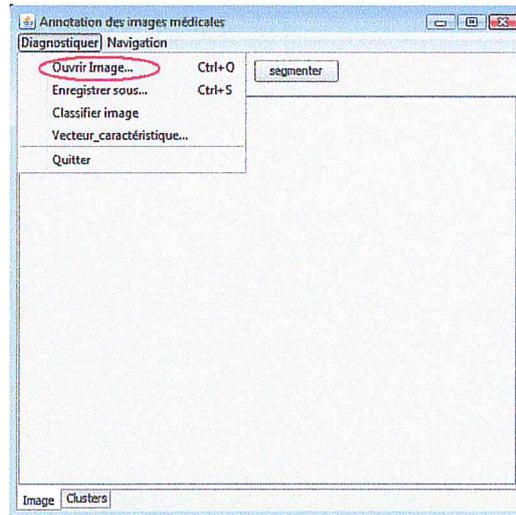
**Fig.5-7 : la classification hiérarchique descendante.**

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE

### 4.4. Test final de notre application :

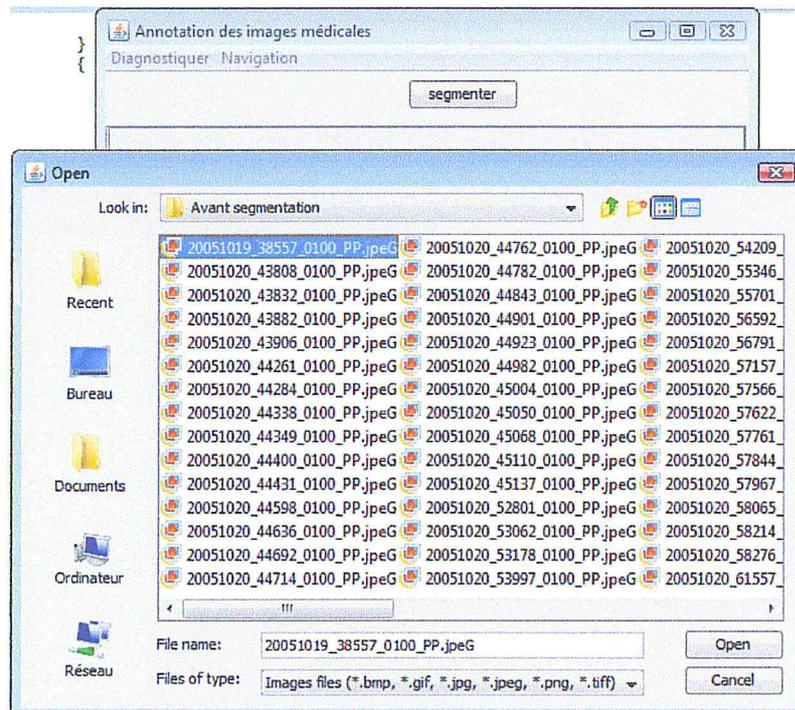
C'est l'interface du traitement de l'image, Il s'agit d'une interface Swing, qui nous permet d'extraire une image, la segmenté, l'extraction de son vecteur de caractéristiques, et d'annoté l'image.

1-On extraire une nouvelle image :



**Fig.5-8:Interface Principale.**

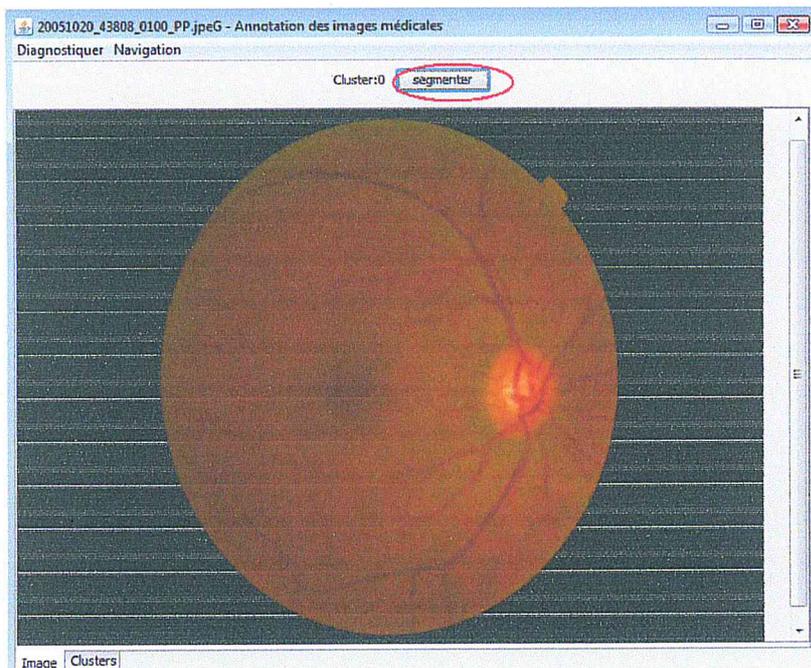
2-On fait le choix d'une image qui nous voulons appliquer sur elle le traitement



**Fig.5-9 : interface de sélection.**

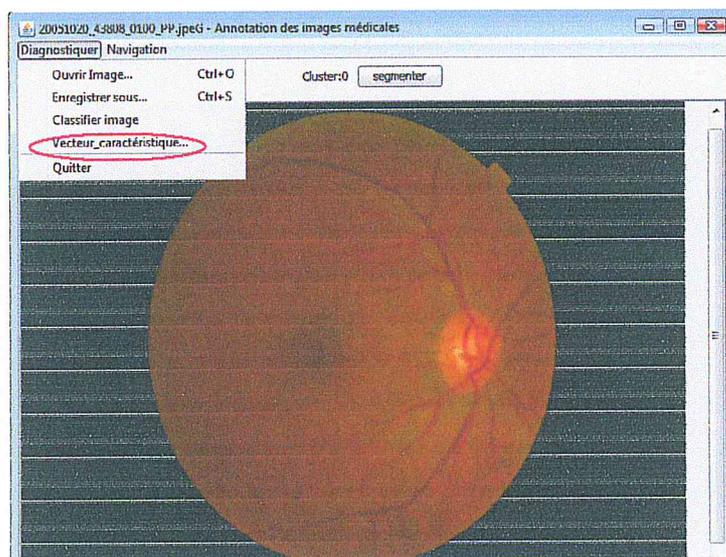
## PARTIE II : REALISATION ET TESTE

3-On segmente l'image qui nous avons sélectionné



**Fig.5-10 : interface de segmentation.**

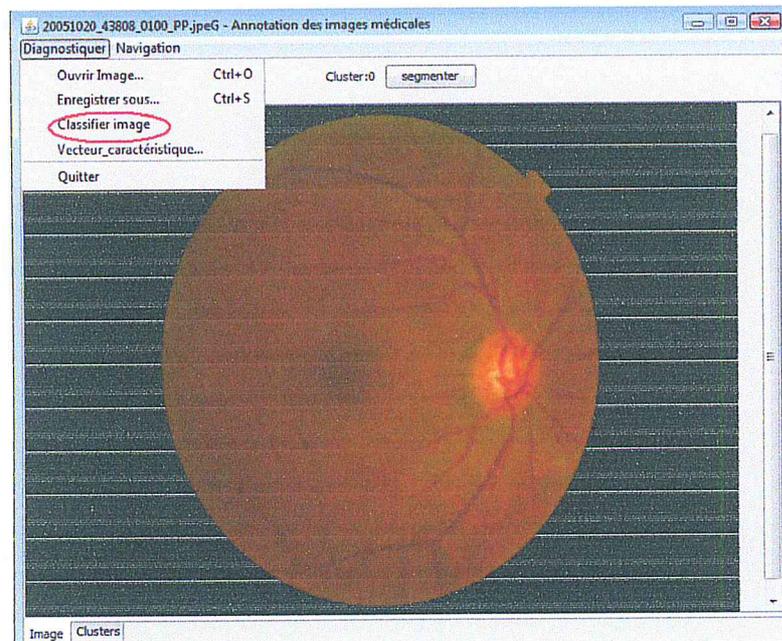
4-On extrait le vecteur de caractéristique correspond à l'image sélectionner



**Fig.5-11 : L'extraction du vecteur de caractéristique.**

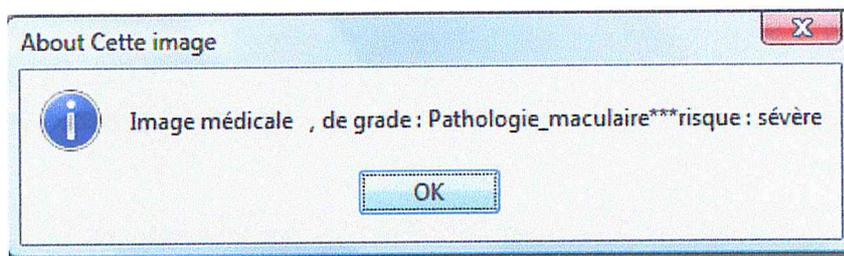
5- On fait l'annotation de l'image qui a été sélectionné

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE



**Fig.5-12 : Annoter une image.**

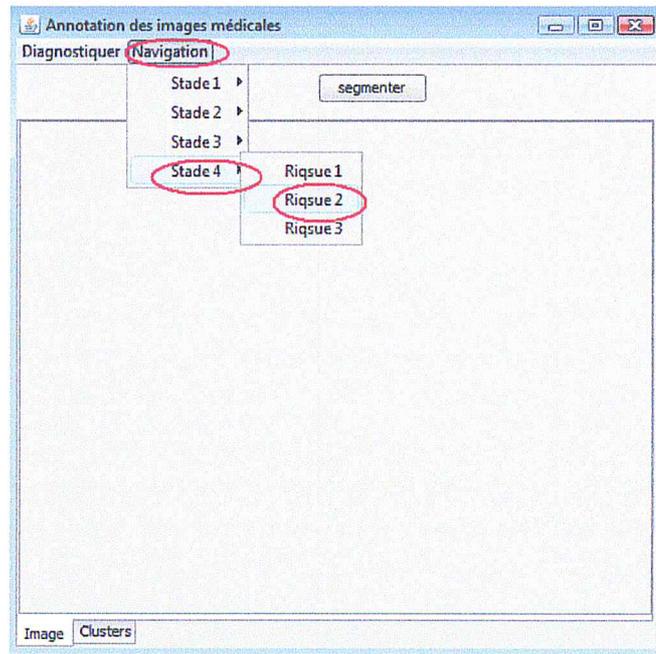
Voila le message qui donne l'annotation de l'image segmenté :



**Fig.5-13 : Le message d'annotation.**

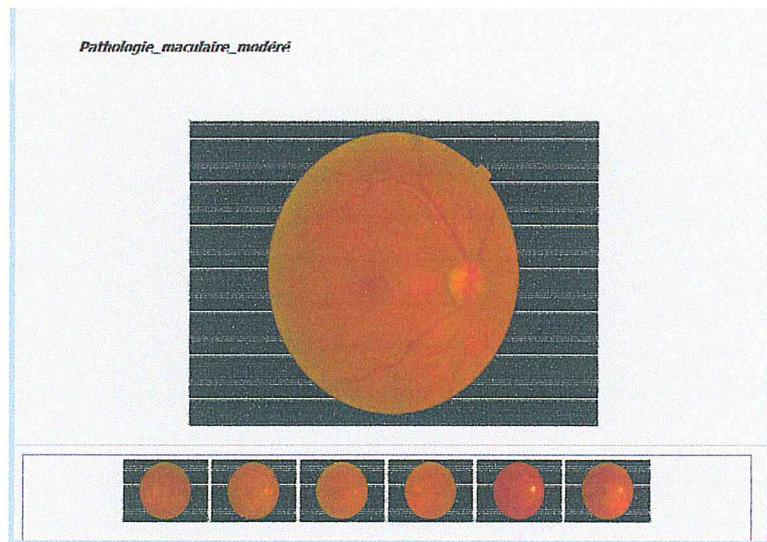
6- la navigation dans l'ontologie Eye-Onto

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE



**Fig.5-14 : la sélection du stade et le risque de notre pathologie.**

Donc voila les images qui sont situées dans le grade et le risque qui nous avons sélectionné



**Fig.5-15 : interface des images de stade et le risque qui nous avons sélectionné**

## PARTIE II : REALISATION ET TESTE

### 6. Conclusion et résultats obtenus :

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 avons constaté qu'environ 60% 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.

Le taux moyen de réussite est du par les faibles classes d'instance pour certains concepts.

### **Conclusions & Perspectives :**

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. Mais 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. Aujourd'hui, l'approche permet d'ajouter de la sémantique dans un tel système ces sont la définition des concepts (par ontologie ou autres) 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.

En travaillant avec notre projet, nous utilisons seulement la méthode de définition de concepts pour ajouter la sémantique dans le système. Mais ce système ne comprend pas les besoins des utilisateurs. Nous pensons que, pour améliorer le résultat, on peut regrouper ces deux techniques.

Pour améliorer le résultat du système de recherche d'image basé sur le contenu sémantique, nous proposons d'affiner la segmentation jusqu'à la définition des lésions et introduire ces définition dans l'ontologie.

### **Bibliographie :**

[1] : [http://www.mondedz.com/diabete\\_en\\_algerie.html](http://www.mondedz.com/diabete_en_algerie.html)

[2]: <http://www.who.int/blindness/causes/priority/fr/index6.html>

[3] : Melle Aoudjat Sarah ‘conception et réalisation d’un système d’aide à l’interprétation sémantique des images’ (thèse fin d’études),2009/2011.

[4] SightSavers: The structure of the human eye. Accessed, August 2, 2006, from website:

[http://www.sightwavers.or.uk/html/eyeconditions/huma\\_eye\\_detailed.htm](http://www.sightwavers.or.uk/html/eyeconditions/huma_eye_detailed.htm)

[5] My Eye World: Eye Structure and function. Referenced, August 2nd 2006, website

[http://www.myeyeworld.com/files/eye\\_structure.htm](http://www.myeyeworld.com/files/eye_structure.htm)

[6]: St. LukesEye.Com: Eye Anatomy. Accessed August 2nd 2006, from website

<http://www.stlukeseye.com/anatomy/Retina.asp>

[7] : Junichiro Hayashi, Takamitsu Kunieda, Joshua Cole, Ryusuke Soga, Yuji Hatanaka, Miao Lu, Takeshi Hara and Hiroshi Fujita: A development of computer-aided diagnosis system using fundus images. Proceeding of the 7th International Conference on Virtual Systems and MultiMedia (VSMM 2001), pp. 429-438 (2001).

[8] : Mr. BOUMAZA Mouloud , ‘Contribution à la restauration et fermeture de contours par une approche neuronale’ ,( Mémoire de magister), ESI 2001

[9] :M.J. Swain and D.H Ballard. Color indexing, Volume 7, Issue 1 (November 1991)  
International Journal of Computer Vision.

[10] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods. ‘Digital Image Processing using MATLAB’,  
2nd edition. Prentice Hall, 2002. ISBN 0-201-18075-8.

[11] J. Rey-Debove et A. Rey. Le nouveau petit Robert. Dictionnaires Le Robert, 2004.

- [12] A.R. Rao. A Taxonomy for Texture Description and Identification. Springer-Verlag, 1990.
- [13] J.P. Cocquerez et S. Philipp. Analyse d'images : filtrage et segmentation. Editions Masson, 1995.
- [14] S. Geman, D. Geman, et C. Graffigne. Locating texture and object boundaries. Pattern Recognition, 87 :165–177, 1987.
- [15] S. Geman et C. Graffigne. Markov random fields and image models and their application to computervision. Proc. of the International Congress of Mathematics, pages 1496–1517, 1987.
- [16] A. Jain et F. Farrokhnia. Unsupervised texture segmentation using gabor filters. Pattern Recognition, 24(12) :1167–1186, 1991.
- [17] A. Drimbarean et P.F. Whelan. Experiments in colour texture analysis. Pattern Recognition, 22(10) :1161–1167, 2001.
- [18] O. Le Cadet. Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. Application à l'imagerie médicale et au tatouage d'image. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, Septembre 2004.
- [19] L. Shi et B. Funt. Quaternion colour texture. AIC'2005 Proc. 10th Congress of the International Color Association, 2005.
- [20] N. Le Bihan et S.J. Sangwine. Quaternion principal component analysis of color images. In IEEE. International Conference on Image Processing (ICIP), pages 809–812, 2003.
- [21] Sticef.org (2003) Apport de l'ingénierie ontologique aux environnements de formation à distance
- [22] Sticef.org (2004) Le rôle de l'ingénierie ontologique dans le domaine des EIAH.
- [23] : R Haroun. Segmentation des tissus cérébraux sur des images par résonance magnétique. Master's thesis, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediène, 2005
- [24] :J-C. Atine. Méthodes d'apprentissage floue : application à la segmentation d'images biologiques. PhD thesis, Institut national des sciences appliquées de

Toulouse, 2005.

[25] : E Diday. La méthode des nuées dynamiques. Revue de statistique appliquée, XIX,2 :19–34, 1971.

[26] : T Géraud. Segmentation des structures internes du cerveau en imagerie par résonance magnétique. PhD thesis, ENST Paris, 1998.

[27] : M. Semchedine, L. Toumi, and A. Moussaoui. Classification adaptative robuste pour la segmentation d'images irm cérébrales. JIG'2007 - 3èmes Journées Internationales sur l'Informatique Graphique, 2007.

[28] S.W. Zucker and D. Terzopoulos. Finding structure cooccurrence matrices for texture analysis. Computer Vision Graphics and Image Processing, 12:286–308, 1980.

[29] L.S. Davis, S.A. Johns, and J.K. Aggarwal. Texture analysis using generalized cooccurrence matrices. IEEE Trans. on PAMI, 1(3):251–259, july 1979.

[30]: [http://www.aiaccess.net/French/Glossaires/GlosMod/f\\_gm\\_classif\\_hiera.htm](http://www.aiaccess.net/French/Glossaires/GlosMod/f_gm_classif_hiera.htm)

[35] : Hamouda mouhamed 'conception et réalisation d'un système d'aide a l'interprétation sémantique des images' (thèse fin d'études),2005/2006.