

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE SAAD DAHLEB DE BLIDA 1



Faculté des sciences.
Département Informatique.

*MEMOIRE DE FIN D'ETUDE EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE
MASTER ACADEMIQUE EN INFORMATIQUE*

Option : Traitement d'image

Thème :

**Système d'apprentissage et raisonnement à partir de
cas pour la classification d'images rétiniennes**

Présenté par : Djellakh Hadjer
Hamid Sidi Ykhlef
Bahia

Encadré par : N . Benblidia
FZ . Rguieg

REMERCIEMENTS

Louange à DIEU, le tout puissant de nous avoir donné la santé, le temps et la patience pour pouvoir finaliser ce travail.

Nos remerciements seront également adressés aux membres du jury, pour nous avoir fait l'honneur de juger ce travail, qu'ils trouvent ici l'expression de notre profond respect.

Nos sincères remerciements et gratitude s'adressent spécialement à Madame BEN BLIDIA N pour nous avoir proposé ce sujet que nous trouvons intéressant, pour son encadrement, le temps qu'elle a consacré à la correction et à la relecture de ce document et son suivi ainsi que ses conseils précieux qui nous ont permis d'aboutir à la production de ce mémoire.

Enfin, nous voudrions remercier toutes les personnes ayant contribué à la réalisation et au bon déroulement de ce travail.

Dédicaces

Que ce travail témoigne de mes respects :

A mes parents qui m'ont soutenue avec leurs tendres encouragements et leurs grands sacrifices, ils ont pu créer le climat affectueux et propice à la poursuite de mes études. Aucune dédicace ne pourrait exprimer mon respect, ma considération et mes profonds sentiments envers eux. Que dieu leur prête santé.

À la personne que j'aime, à ma grand-mère, mes chères sœurs Meriem, Abir et mon frère Amine.

A ma meilleur amie, mon binôme qui était toujours là pour moi : Bahia.

Aux personnes qui m'ont toujours aidée et encouragée, qui étaient toujours à mes côtés, et qui m'ont accompagnée durant mon chemin d'études supérieures, mes aimables amis : Nassim, Fella, Sarah et Hadjira.

Hadjer

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

A mes parents .Aucun hommage ne pourrait être à la hauteur de l'amour Dont ils ne cessent de me combler. Que dieu leur procure bonne santé et longue vie.

Je rendre un grand hommage à ma chère grand-mère paternelle qui était toujours à mes côtés j'ai souhaité sa présence ce jour Mais comme Dieu bénisse le faire à Dieu et à Lui que nous retournerons. Que dieu te garde dans son vaste paradis et je n'oublie pas ma grand-mère maternelle.

Je n'oublie pas de rendre un grand hommage à tous mes oncles, tantes, tontons et tatas sans oublier mes cousins et cousines, et sur tout tante paternelle Hassina, mon oncle paternel Mostapha, et tante maternelle Rachida.

A ma sœur Meriem qui m'a vraiment supporté ces derniers jours.

A mes frère Abd el adime et Hocine meilleurs vœux de succès dans leurs études.

A ma meilleur amie et mon binôme qui était toujours à mes côtés dans les bons et les mauvaises moments, ainsi que toute sa famille.

A mes très chers amis Naziha et Samir Hadjem pour leurs conseils et encouragement.

Mes vifs remerciements à toutes les personnes qui ont bien voulu m'aider de près ou de loin dans mon projet de fin d'études.

Bahia

Résumé

Dans ce travail, nous nous intéressons à l'imagerie rétinienne et plus précisément aux images angiographiques pour l'aide à la décision diagnostique d'une pathologie très répandue : la rétinopathie diabétique. Notre objectif est de concevoir un système pour la détection automatique des microanévrismes, premier signe de la rétinopathie diabétique, par l'intégration du traitement d'image dans la représentation des connaissances d'un système de raisonnement à partir de cas. Ce système comporte une étape de recueil de données qui permet l'identification des microanévrismes (RDI = Région D'Intérêt) à partir d'une image angiographique. L'étape de classification repose sur l'estimation d'un degré de flou qui décide si le RDI obtenu correspond à un vrai positif (microanévrisme) ou à un faux positif.

Mots clés: *Raisonnement à base de cas, Traitement d'image, Classification, Rétinopathie diabétique, Aide au diagnostic, Image angiographique.*

Abstract

In this work, we focus on retinal imaging and more specifically to the angiographic images for decision support diagnosis of a disease widespread: diabetic retinopathy. Our goal is to design a system for automatic detection of microaneurysms, the first sign of diabetic retinopathy, the integration of image processing in the knowledge representation of a system of case-based reasoning. This system includes a step of data collection that allows the identification of microaneurysms (ROI = region of interest) from an angiographic image. The classification stage is based on the estimation of a fuzzy degree that decides whether the ROI obtained corresponds to a true positive (micooanévrisme) or a false positive.

Keywords: Case Based Reasoning, Image processing, Classification, Diabetic retinopathy, Aided Diagnosis , Angiographic images.

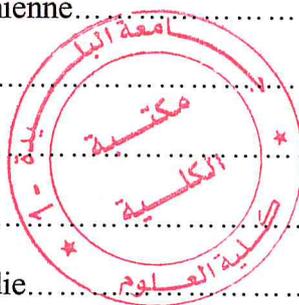
ملخص

في هذا العمل، نركز على الصور شبكية العين وبشكل أكثر تحديدا لو حات التصوير الوعائي للتشخيص عند الاشخاص المصابين بالسكري . هدفنا هو تصميم نظام للكشف التقائي عن ، microanévrisme و التي هي اولئ بوادر المرض . من اعتلال الشبكية السكري ، و الدمج و معالجة الصور في تمثيل المعرفة نظام للقضية على اساس المنطق . هذا النظام يشمل مرحلتين الاولى مخصصة لجمع البيانات التي تسمح بتحديد هوية microanévrisme (RDI=منطقة الاهتمام) المستخرجة من صورة التصوير الوعائي . المرحلة الثانية هي مرحلة التصنيف و تستند على تقدير درجة من الغموض الذي يقرر ما اذا كانت RDI تمثل (microanévrisme) صحيح او خاطئ .

الكلمات الرئيسية : Raisonnemnt à partir de cas ، réseau bayésien، معالجة الصور البيانية ، اعتلال السكري لشبكية العين ، مساعدة في التشخيص و صور التصوير الوعائي.

Sommaire

Introduction générale.....	1
Chapitre I : Contexte médical.....	3
I.1 - Introduction.....	3
I.2 - Anatomie de l'œil.....	3
I.3 - La rétine.....	6
I.4- Examens.....	7
I.4.1-Matériel utilisé.....	7
I.4.2- Fond d'œil.....	8
I.4.3- Examen clinique.....	8
I.4.4- Examen d'angiographie rétinienne.....	9
I.4.4- Echographie en mode B.....	10
I.5 – La rétinopathie diabétique.....	11
I.5.1 - Présentation de maladie.....	11
I.5.2 - Les symptômes de la maladie.....	12
I.5.2.1- Micro-anévrismes.....	12
I.5.2.2- Exsudats.....	12
I.5.2.3-Hémorragies rétiniennes	13
I.5.2.4- Anomalies micro vasculaires intra rétiniennes AMIR.....	13
I.5.2.5- Œdème maculaire diabétique.....	13
I.5.2.6-Nodules cotonneux	14
I.5.2.7-Néo vaisseaux	14
I.6- Les mircoanévrismes.....	14
I.6 .1- Définition.....	14
I.6 .2-Diagnostic.....	14
I.6 .3- Evolution.....	15



I.7- Classification de la rétinopathie diabétique.....	15
I.7.1- Les stades de la rétinopathie diabétique.....	16
I.8- Modalités de dépistage et de surveillance	16
I.8.1- Dépistage.....	16
I.8.2- Surveillance.....	17
I.9- Conclusion.....	18
Chapitre II : Le raisonnement à Partir de Cas RàPC.....	19
II.1- Introduction.....	19
II.2- Description générale d'un RàPC.....	19
II.3- Les différents modes de raisonnement.....	20
II.3.1- Raisonnement à partir d'exemples.....	20
II.3.2- Raisonnement à partir de la mémoire.....	21
II.3.3- Raisonnement à partir de cas.....	21
II.3.4- Raisonnement par analogie.....	21
II.3.5- Avantages et inconvénients.....	22
II.3.6- Composantes d'un systèmes à base de cas	22
II.4- Cycle du RàPC.....	23
II.4.1- Phase d'élaboration.....	24
II.4.2-Phase de remémoration.....	25
II.4.3- Phase d'adaptation.....	27
II.4.4-Phase de Révision.....	28
II.4.5-Phase d'apprentissage.....	28
II.5-Modèles d'organisation des cas.....	29
II.6-Traitement d'image et le RàPC	33
II.6.1-Le raisonnement à partir de cas et l'imagerie.....	33
II.6.2-Intégration de l'imagerie au RàPC.....	34
II.6.3-L'analyse d'image et le RàPC.....	35

II.6.4-Application du RàPC dans l'imagerie médicale.....	36
II.7-Conclusion.....	37
Chapitre III : Détection des microanévrismes par RàPC.....	38
III.1-Introduction.....	38
III.2-Méthodologie adoptée	38
III.2.1-Description général du système.....	38
III.2.2-Procédure recueil de données	39
III.2.3- La classification par le système RàPC.....	47
III.3- Conclusion.....	52
Chapitre IV : Mise en œuvre du système, Testes et Résultats	53
IV. 1-Introduction.....	53
IV.2-Environnement de travail.....	53
IV.2.1-Matériel	53
IV.2.2-MATLAB.....	53
IV.2.3-SQL SERVER.....	54
IV.3-Présentation du logiciel.....	55
IV.3.1-Interface principale.....	55
V.3.2 -Interface recueil de données.....	55
IV.3.3-Interface Classification par RàPC.....	58
IV.4- Application et interprétation des résultats.....	58
IV.4.1- Phase recueil de données.....	58
IV.4.2- Phase classification par RàPC.....	63
IV.5-Conclusion.....	65
Conclusion générale.....	66
BIBLIOGRAPHIE.....	68

La liste des figures

Figure I.1 : Anatomie de l'œil humain.....	3
Figure I.2 : La cornée.....	4
Figure I.3: La choroïde.....	4
Figure I.4 : L'iris.....	4
Figure I.5 : La pupille.....	4
Figure I.6 : Le cristallin.....	5
Figure I.7 : L'humeur.....	5
Figure I.8 : Le corps vitré.....	5
Figure I.9 : Le nerf optique.....	5
Figure I.10 : Structure de la rétine.....	6
Figure I.11 : La fovéa.....	7
Figure I.12 : Schéma de principe de rétinographe.....	8
Figure I.13 : Panoramique couleur du fond d'œil.....	9
Figure I.14 : a) Cliché angiographique avant injection de fluorescéine, b) Cliché angiographique après injection de fluorescéine.....	10
Figure I.15 : Rétinopathie diabétique d'un œil normal à gauche et d'un œil atteint de (DR) Droite.....	11
Figure I.16 : Effet de la rétinopathie diabétique sur la vision.....	12
Figure I.17 : Micro-anévrismes.....	12
Figure I.18 : Les exsudats.....	12
Figure I.19 : Les hémorragies.....	13
Figure I.20 : Amir.....	13
Figure I.21 : Oedème maculaire.....	13
Figure I.22 : Nodules cotonneux	13
Figure I.23 : Néo vaisseaux.....	14
Figure I.24 : Microanévrismes et hémorragies punctiformes l'angiographie permet de différencier hémorragies et micoanévrismes.....	15

Figure II.1 : Le carré d'analogie.....	21
Figure II.2 : Modèle générique d'un système CBR.....	23
Figure II.3 : Cycle de raisonnement du RàPC	24
Figure II.4 : Modèle d'organisation simple.....	30
Figure II.5 : Modèle d'organisation à mémoire dynamique.....	31
Figure II.6 : Modèle d'organisation à base de catégorie.....	33
Figure II.7 : Différentes représentations de la molécule.....	34
Figure III.1 : L'architecture du système.....	39
<i>Figure III.2</i> : Différentes étapes de la procédure de recueil de données.....	40
Figure III.3 : Microanévrisme et le réseau vasculaire dans une image angiographique.....	41
Figure III.4 : La caractéristique de contraste.....	46
Figure III.5 : L'architecture du système RàPC.....	47
Figure IV.1 : Fenêtre principale du guide.....	54
Figure IV.2 : Interface principale.....	55
Figure IV.3 : Interface recueil de données.....	56
Figure IV.4 : panneau de prétraitement.....	56
Figure IV.5 : Panneau de segmentation.....	57
Figure IV.6 : Panneau de caractérisation.....	57
Figure IV.7 : Interface classification par RàPC.....	58
Figure IV.8 : L'image angiographique après la correction de l'illumination non uniforme.....	59
Figure IV.9 : L'image angiographique après l'application du supremum d'ouvertures.....	60
Figure IV.10 : L'image angiographique après l'application du chapeau haut de forme.....	60
Figure IV.11 : L'influence du seuil sur les résultats.....	61
Figure IV.12 : L'application de l'algorithme de croissance de régions.....	62
Figure IV.13 : Caractérisation.....	62
Figure IV.14 : Phase Elaboration.....	63

Figure IV.15 : Phase Remémoration.....64

Figure IV.16 : Phase Adaptation.....64

Liste des tableaux

Tableau II.1 : Adaptation de cas, recherche de cas, segmentation d'image et image interprétation.....	36
Tableau II.2 : Couleur, forme, contour, texture.....	37
Tableau III.1: Structure d'un cas de classification.....	48

Liste des abréviations

AMIR: Anomalies Micro vasculaire Intra-Rétiniennes

CBR: Case Based Reasoning.

FO: Fond d'œil.

FP: Faux Positifs.

KPPV: K Plus Proche Voisin.

MOP : Memory Organisation Packets

OMD: L'œdème Maculaire Diabétique.

RàPC: Raisonnement à Partir de Cas.

RD: Rétinopathie Diabétique.

RDi: Région D'intérêt.

SVM: Support Vecteur Machine.

VP: Vrai Positifs.

Introduction générale

Introduction générale

L'imagerie médicale a révolutionné la médecine en fournissant un diagnostic efficace dans tous les domaines des sciences médicales. En imagerie médicale, la qualité de l'acquisition d'image et l'interprétation détermine la précision du diagnostic. En effet, l'apparition d'ordinateurs de plus en plus performants, ont un impact énorme sur l'acquisition d'images médicales.

Elles remplissent des fonctions à plusieurs volets, tels que, le contrôle du matériel d'imagerie, d'effectuer la transmission, le stockage, la visualisation, l'extraction automatique d'information, la reconstruction, le post-traitement des données d'image...etc. Les systèmes d'analyse d'image occupent aujourd'hui une place importante et tout à fait originale, d'abord parce qu'ils ont su prouver leur intérêt dans des domaines tels que la restauration d'images ou encore la vision tri dimensionnelle, mais également parce qu'ils sont en voie de se justifier dans d'autres domaines jusqu'alors inexplorés tel que l'aide au diagnostic. En revanche, le rôle de l'informatique dans l'interprétation des images médicales a jusqu'ici été limité. L'interprétation reste un domaine presque exclusivement humain.

Ce travail portera sur l'analyse d'image par le raisonnement à base de cas (RàPC) et son application dans le domaine biomédicale. Donc notre objectif est de créer un système dont le but pour aide le médecin dans sa prise de décision et améliorera son diagnostic sur la pathologie. Il pourra réduire ainsi le temps du diagnostique et le traitement des maladies de la rétine pour les ophtalmologues.

Le diabète est caractérisé par une augmentation chronique de glucose dans le sang. Il est devenu l'une des menaces de santé les plus croissantes à travers le monde.

Cette maladie a de nombreux effets néfastes sur le système nerveux, le cœur, les reins et d'autres organes, mais le plus susceptible d'être touché est l'œil. Donc nous allons discuter évolution de cette maladie et les points de départ pour une aide au diagnostic par le traitement d'image.

L'organisation du mémoire

Ce mémoire est divisé en 4 chapitres

Le premier chapitre : présent les informations fondamentales nécessaires pour comprendre pleinement les termes médicaux et les techniques et les dispositifs utilisés pour imager la rétine. Il illustre aussi les principales pathologies rétiniennes telles que la Rétinopathie Diabétique.

Le deuxième chapitre : est consacré à la présentation du raisonnement à partir de cas, ses principes généraux, ses modèles et le cycle de raisonnement à partir de cas, Modèles d'organisation des cas. Nous terminons ce chapitre par citer les différentes manières d'intégration du raisonnement à partir de cas et le traitement d'image.

Le troisième chapitre : consacré à la description détaillée de l'approche adoptée, pour la détection des structures pathologiques les plus précoces de la rétinopathie diabétique : les microanévrismes.

Le quatrième chapitre : nous décrivons notre environnement de travail, le logiciel MATLAB qui est utilisé dans notre programmation et le logiciel SQL Server, et les expérimentations menées sur des images angiographie on a décrit le système conçu : RD_DMA

Chapitre 1

Contexte médicale

I.1 Introduction

Ce chapitre présente les aspects médicaux, nécessaires pour comprendre l'importance de l'analyse des images. Tout d'abord, l'anatomie de l'œil et ses principales composantes sont décrites. Ensuite, les différentes anomalies de l'œil sont présentées en particulier la rétinopathie diabétique qui affecte la rétine d'un patient diabétique. Une description des symptômes de ces lésions, l'évolution ainsi que les traitements éventuels sont ensuite donnés.

I.2 Anatomie de l'œil

Situé dans la cavité orbitale du crâne, l'œil se définit comme étant l'organe de la vision. De forme sphérique, l'œil se décompose en deux cavités distinctes qui sont la chambre antérieure et la chambre postérieure. Il est de faible volume (6.5 cm^3), pèse 7 grammes, et a la forme d'une sphère d'environ 24 mm de diamètre, il est complété par l'avant par une autre demi-sphère de 8mm de rayon, la cornée [Kuhn et al, 2000].

L'œil comporte quatre parties principales :

- **La couche protectrice** : cornée et sclère
- **La couche vasculaire** (aussi nommée uvée) : iris, corps ciliaire et choroïde
- **La couche visuelle** : rétine et nerf optique
- **Le contenu de la cavité interne** : humeur aqueuse, cristallin et corps vitré.

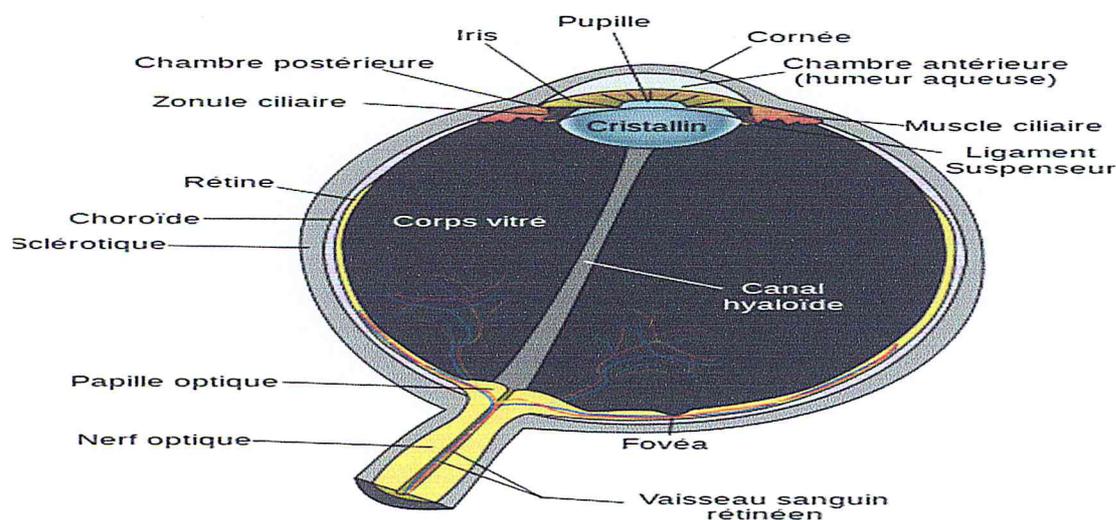


Figure I.1 : Anatomie de l'œil humain [Zamir, 2012].

La cornée

C'est le prolongement plus bombé de la sclérotique.

La frontière sclérotique-cornée s'appelle le limbe.

La cornée est très innervée donc très sensible.

Elle est transparente et doit le rester pour assurer une bonne vision.



Figure I.2 : *La cornée*

La choroïde

La choroïde est une couche richement vascularisée qui assure la nutrition de l'iris et de la rétine.

Elle est située entre la sclérotique et la rétine.

Elle contient de nombreux pigments colorés et forme donc un écran.



Figure I.3: *La choroïde*

Elle maintient l'intérieur de l'œil en chambre noire.

L'iris

C'est un diaphragme circulaire se réglant automatiquement suivant la quantité de lumière reçue.

Quand le diamètre est petit, la profondeur de champ augmente, et il y a moins d'aberrations : les rayons qui sont en trop sont éliminés par le diaphragme et l'image qui se forme sur la rétine est nette.

L'iris est responsable de la couleur de l'œil. La couleur de l'œil dépend de l'épaisseur de l'éventail formé par les lamelles pigmentaires et de sa concentration en mélanine.

Plus l'éventail est épais et contient de mélanine, plus l'œil est foncé.



Figure I.4 : *L'iris*

La pupille

Son diamètre en lumière normale est de 3 à 6 mm.

L'augmentation du diamètre de la pupille s'appelle : mydriase, et la diminution de ce diamètre s'appelle : myosis.



Figure I.5 : *La pupille*

Le Cristallin

C'est une lentille transparente biconvexe. Il est vascularisé.

Sa courbure peut varier, d'où variation de sa puissance.

C'est l'accommodation. Le cristallin se bombe,

il augmente sa puissance

L'humeur aqueuse

C'est un liquide transparent, continuellement filtré et renouvelé

avec le vitré, maintient la pression et la forme du globe oculaire.

aqueuse

Le corps vitré

C'est un tissu conjonctif transparent.

Il est entouré par une membrane appelée membrane hyaloidienne.

C'est un matériau de remplissage.

Il représente les 4/5 du volume de l'œil, et est le premier constituant de l'œil.

Le nerf optique:

C'est lui qui permet de transmettre les images reçues par les cônes et les bâtonnets au cerveau.

Les fibres optiques du fond de l'œil se rejoignent pour former le nerf optique [Risse et al, 1999].

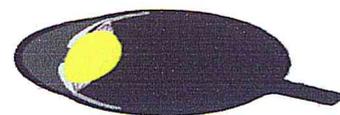


Figure I.6 : Le cristallin



Figure I.7: L'humeur aqueuse

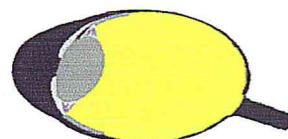


Figure I.8 : Le corps vitré



Figure I.9 : Le nerf optique

I.3 La rétine

La rétine est une membrane nerveuse hypersensible qui tapisse le fond de l'œil. C'est une pellicule formée de 10 couches de cellules. C'est un tissu sensible et Fragile. Elle a comme épaisseur 1/10 à 4/10 de mm [Feroui, 2014].

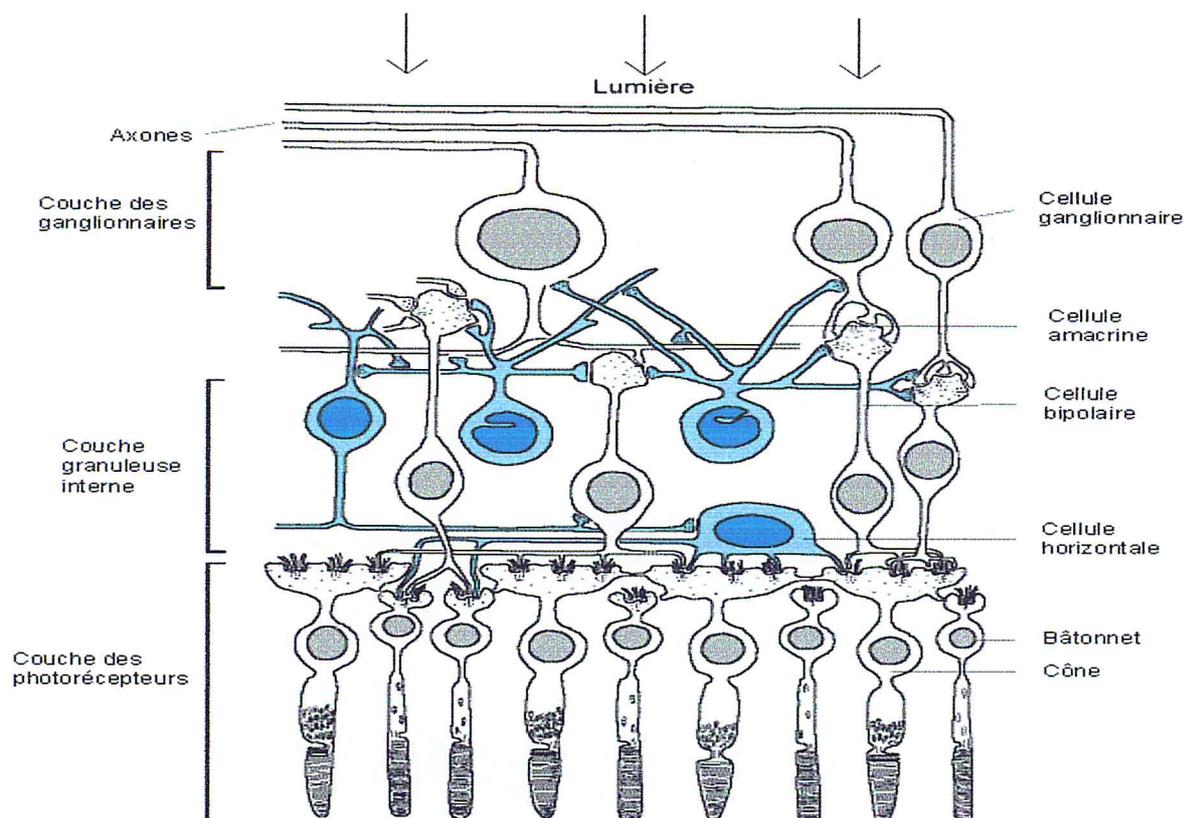


Figure I.10 : Structure de la rétine [Feroui, 2014]

Elle est composée de centaines de millions de cellules nerveuses : **les cônes et les bâtonnets**. Les cônes et les bâtonnets sont des cellules photoréceptrices. On a beaucoup plus de bâtonnets (130 millions) que de cônes (6-7 millions). Les **cônes** ont besoin de **plus de lumière** que les bâtonnets pour être excités. Ils réagissent plus en éclairage diurne qu'en éclairage nocturne. Les **bâtonnets** ont besoin de **beaucoup moins de lumière** pour produire un potentiel récepteur, ils assurent la vision nocturne. Il existe 3 sortes de cônes qui réagissent à des longueurs d'onde différentes : bleu, vert, rouge. Les **cônes** sont donc responsables de la **vision des couleurs**. Les bâtonnets ne participent pas à la vision des couleurs [Gerard et al, 1999]. Dans la rétine, il y a la **rétine périphérique** et la **rétine centrale** ou la **macula**. Cette dernière est la responsable de notre **vision diurne** à cause des cellules qui la constitue (les cônes) tandis que la **rétine périphérique** est la responsable de la **vision nocturne** à cause des

bâtonnets. Le diamètre des cônes est beaucoup plus petit que celui des bâtonnets. Plus on s'éloigne de la partie centrale (la macula), plus les cônes se font rares et leur diamètre augmente.

- La fovéa

La fovéa est une région de la rétine située dans la macula, près de l'axe optique de l'œil.

Cette région est de la plus haute importance pour la vision.

C'est elle qui donne la vision la plus précise, en éclairage diurne, c'est-à-dire pendant la journée.

Quand nous fixons un objet, nous tournons les yeux

de façon à aligner l'image sur cette partie de la rétine [Risse et al, 1999].

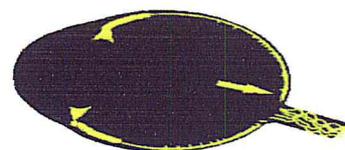


Figure I.11 : La fovéa

- Macula

Est le centre de la vision. Elle est caractérisée par une concentration maximale de cônes, située au fond de l'œil, dans l'axe de la pupille. La macula a un diamètre d'environ 2mm. Elle contient en son centre une petite dépression. Toutes les lésions qui se trouvent à proximité de la macula menacent la vision directement [Risse et al, 1999].

I.4 Examens

L'interrogatoire précis l'ancienneté du diabète, le contrôle de la glycémie et de la tension artérielle, et d'éventuels signes fonctionnels oculaires.

L'examen ophtalmologique comprend un examen ophtalmologique standard (acuité visuelle de loin et de près, examen du segment antérieur, mesure du tonus oculaire), et un examen du fond d'œil après dilatation pupillaire.

I.4.1 Matériel utilisé

Le rétinographe est l'appareil généralement utilisé pour un examen angiographique de la rétine. La figure I.12 donne le principe de fonctionnement d'un rétinographe classique. Une lumière comportant les radiations utiles, issues d'un "flash", est guidée par le système optique du rétinographe et projetée sur le fond d'œil du patient. Le rétinographe reçoit en retour une image de fond d'œil qui vient isoler le film photographique (de type 400 ASA). Le rétinographe est muni d'un support de filtres afin de choisir différents types de lumière d'excitation (bleue, verte, rouge, blanche). Le remplacement de l'appareil photographique par

une caméra vidéo permet de visualiser instantanément sur un moniteur vidéo, les images du fond d'œil. Ces images peuvent être sauvegardées et analysées automatiquement à l'aide d'un système de traitement d'images. Le "flash" éblouit le patient et entraîne un bougé de son œil. Deux images consécutives sont donc généralement décalées l'une par rapport à l'autre [Bacha, 2011].

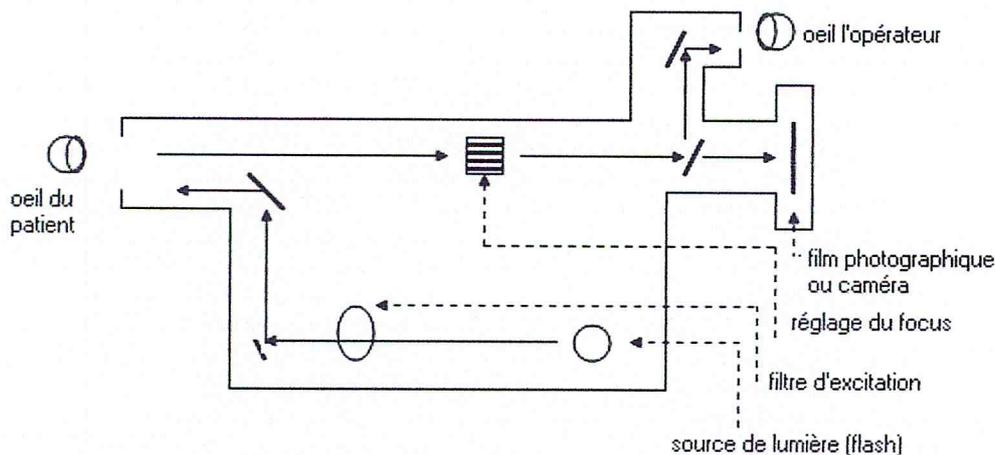


Figure I.12 : Schéma de principe de rétinographe [Belhadi ,2007].

I.4.2 Fond d'œil

En ophtalmologie, le fond d'œil est un examen simple permettant d'examiner le fond de l'œil. Il permet d'observer la rétine et ses vaisseaux, la papille optique (tête du nerf optique), la macula. Le fond d'œil est souvent prescrit par les médecins traitants, particulièrement dans le cadre de la surveillance d'affections telles que le diabète ou l'hypertension artérielle. Cet examen permet une analyse de la rétine. Il permet aussi de dépister des inflammations, des tumeurs, ou un décollement de la rétine. Le fond d'œil permet aussi d'évaluer et de suivre les atteintes vasculaires liées à certaines pathologies.

I.4.3 Examen clinique

L'examen oculaire du diabétique réalisé par l'ophtalmologiste comprend l'examen du fond d'œil (FO), qui recherche les signes cliniques de la RD et permet d'affirmer la présence d'une RD et de préciser sa sévérité. La figure I.13 montre une photographie du pôle

postérieur et 8 clichés de la périphérie rétinienne. Il couvre le champ d'environ 120° du fond d'œil [Bacha, 2011].

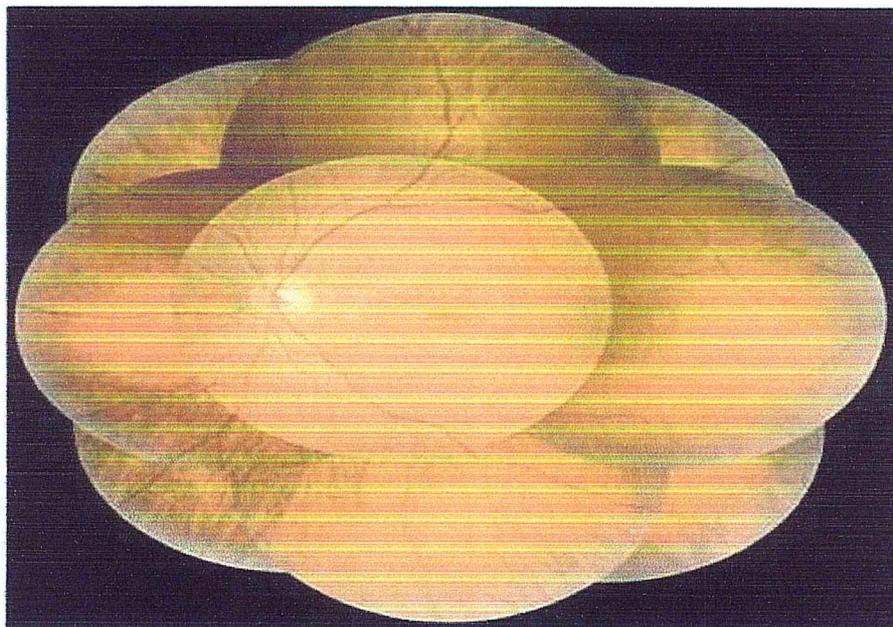


Figure I.13: *Panoramique couleur du fond d'œil* [Bacha, 2011].

1.4.4 Examen d'angiographie rétinienne

Un examen angiographique rétinien complet comporte deux parties: une première partie consacrée à la réalisation de clichés avant injection de la fluorescéine et une seconde partie réservée à la réalisation de clichés après injection de fluorescéine [Bouledjane, 2008].

1. Clichés avant l'injection de fluorescéine

Les premiers clichés effectués avant injection de fluorescéine Figure I.14 permettent de repérer certaines structures anatomiques. Les clichés obtenus en lumière verte et rouge montrent certains détails des gros vaisseaux rétiens et choroïdiens. Les clichés obtenus en lumière bleue mettent en évidence le pigment xanthophylle qui apparaît avec une coloration noire.

2. Clichés après l'injection de fluorescéine

La fluorescéine est une substance brune et cristalline de formule chimique $C_{20}H_{12}Na$. Elle est préparée par synthèse à partir de l'anhydride de l'acide phtalique et de la résorcine par chauffage à 200°C.

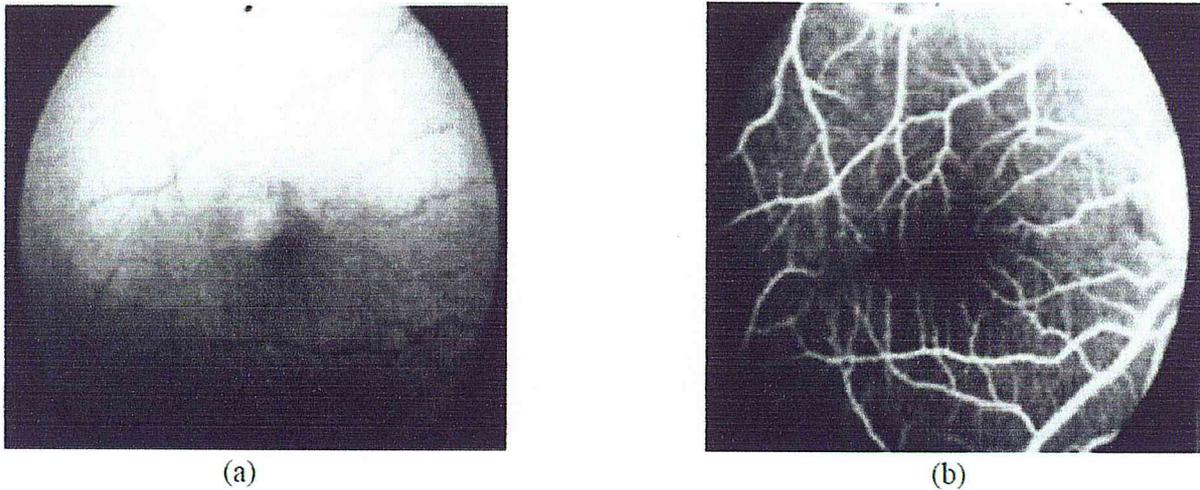


Figure I.14 : a) Cliché angiographique avant injection de fluorescéine, b) Cliché angiographique après injection de fluorescéine.

Plusieurs étapes sont nécessaires pour l'examen dont :

- Appliquer des gouttes pour dilater la pupille.
- Prendre des photographies du fonds d'œil.
- Injecter un colorant fluorescent dans les veines.

A l'issue d'une angiographie retienne, certains inconvénients sont constatés tels que :

- la dilatation de la pupille qui rendra la vision floue durant quelques heures
- le passage du colorant dans le sang qui donnera un aspect jaune-brunâtre sur la peau. Cette coloration apparaîtra quelques minutes après l'injection et elle disparaît en 6 heures
- le colorant passera aussi dans l'urine qui deviendra jaune-brunâtre pendant 24 heures

I.4.5 Échographie en mode B

Elle permet principalement, en cas d'hémorragie du vitré massive, empêchant l'examen du fond d'œil, de dépister un éventuel décollement de la rétine par traction sous-jacent.

I.5 La rétinopathie diabétique

La rétinopathie diabétique est une grave complication du diabète qui touche 50% des patients diabétiques de type 2. Les yeux sont particulièrement sensibles à l'atteinte des petits vaisseaux.

I.5.1 - Présentation de maladie

La rétinopathie diabétique regroupe des lésions de la rétine, caractéristiques chez des personnes ayant un diabète sucré depuis plusieurs années. Les anomalies rétiniennes qui caractérisent la rétinopathie diabétique suivent une évolution prédictible sans variations majeures dans leur ordre d'apparition. La rétinopathie diabétique est le résultat de troubles vasculaires rétiniens. Les stades précoces se caractérisent par des occlusions et des dilatations vasculaires rétiniennes. Ensuite, elle évolue vers une rétinopathie proliférative avec apparition de néo-vaisseaux. L'œdème maculaire qui peut apparaître réduit souvent considérablement la vision.

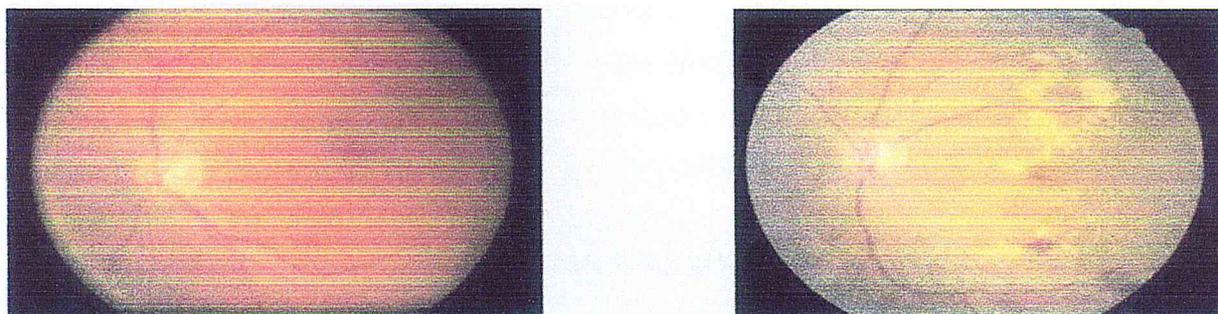


Figure I.15 : *Rétinopathie diabétique d'un œil normal à gauche et d'un œil atteint de (DR) à Droite*

Habituellement, il n'y a pas de symptômes visibles au début de la maladie. Au fur et à mesure que la maladie progresse, la présence des micros-anévrysmes, exsudats durs et mous et de nouveaux vaisseaux sanguins peuvent être observés. La rétinopathie diabétique provoque des dommages aux vaisseaux de la rétine, ce qui engendre une fuite de liquide qui s'infiltré dans la région maculaire de la rétine, conduisant à une vision floue [Narasimhan et al, 2012].

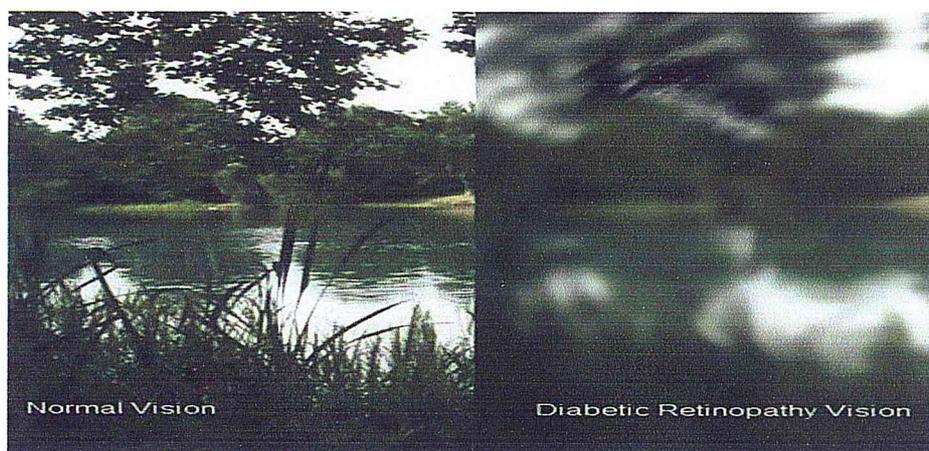


Figure I.16 : *Effet de la rétinopathie diabétique sur la vision*

I.5.2 Les symptômes de la maladie [Bekri Hadj Hafsi, 2013]

Les principaux symptômes liés à la rétinopathie diabétique sont :

I.5.2.1 Micro-anévrismes

- Ectasie développée à partir de la paroi d'un capillaire rétinien
- 1er signe de la RD
- Punctiformes, rouges, taille variable (<125 μ)
- Angio: lésions punctiformes hyper à bords nets (max tps artérioveineux)
- Parfois, diffusions plasmatiques à travers leur paroi : œdème focal

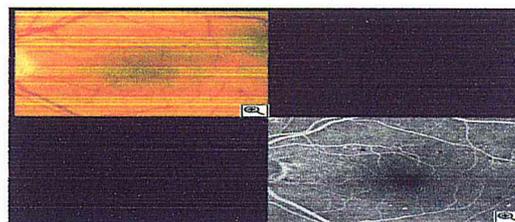


Figure I.17: *Micro-anévrismes*

I.5.2.2 Exsudats

- Accumulation de dépôts lipidiques au sein de la rétine
- FO: dépôts jaunes intrarét.pfs sous-rets. fnt disposés en couronne (exsudats circlinés) autour des μ a et AMIR stellaires (macula) plaque (exsudation massive)
- Angio: non visible en gl localise avec précision la lésion vasculaire responsable de l'exsudation

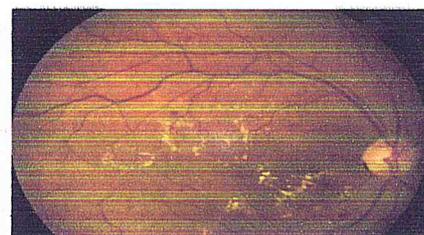


Figure I.18: *Les exsudats*

I.5.2.3 Hémorragies rétinienne

- L'aspect et la valeur sémiologique dépendent de la localisation
- 3 types: punctiformes en flammèche en taches
- Disparaissent spontanément
- L'augmentation progressive des hémorragies profondes: bon critère indirect d'aggravation de l'ischémie rétinienne

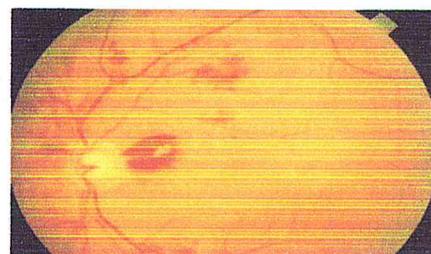


Figure I.19 : Les hémorragies

I.5.2.4 Anomalies micro vasculaires intra rétinienne AMIR

- Lésions vasculaires rouges, de petit calibre, de forme irrégulière, aspect en bourgeon ou tortillon
- Développés à partir de la paroi d'une veinule, au sein d'un territoire de non perfusion capillaire
- Nombreuses AMIR dans un territoire témoin d'une ischémie rétinienne sévère

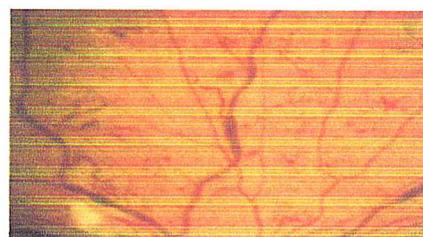


Figure I.20 : AMIR

I.5.2.5 Œdème maculaire diabétique

L'œdème maculaire diabétique (OMD) est une complication souvent associée à la RD et plus fréquente dans le diabète de type 2 que dans le diabète de type 1. Un OMD peut survenir à tout moment dans l'évolution de la RD et se caractérise par une dilatation veineuse, des anomalies de la micro-vascularisation intra-rétinienne et une rupture de la barrière hémato-rétinienne, avec une fuite de plasma des petits vaisseaux dans la macula Figure I.21. Ceci entraîne un œdème de la rétine centrale qui compromet sévèrement la fonction maculaire. La résorption du liquide plasmatique peut conduire à des dépôts de lipides et de lipoprotéines (exsudats « secs »).

L'OMD est considéré comme une des principales causes de perte de vision chez les diabétiques,

pouvant survenir brutalement. La survenue d'un œdème maculaire, d'une hémorragie rétinienne ou vitréenne secondaire à une néo-vascularisation, d'un décollement de rétine, ou

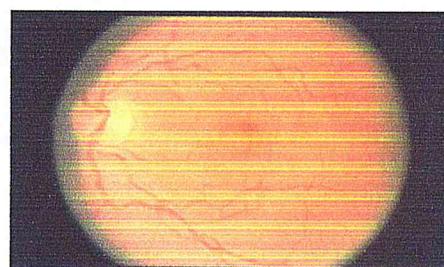


Figure I.21 : Oedème maculaire

d'un glaucome néo-vasculaire constitue les premières causes de cécité chez un patient atteint de RD.

I.5.2.6 Nodules cotonneux

- Lésions blanchâtres, superficielles, de grand axe perpendiculaire aux fibre optique
- Traduisent une occlusion des artérioles précapillaires rétiniennes
- C'est l'épaississement et l'opacification localisée des optiques traduisant une ischémie aigue focale
- Régressent spontanément
- Laissent un déficit arciforme des fibres optique témoin de leur atrophie

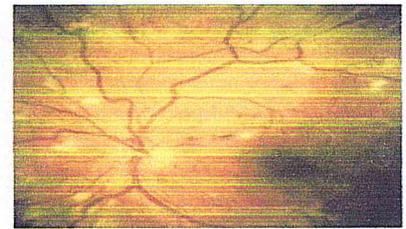


Figure I.22 : *Nodules cotonneux*

I.5.2.7 Néo vaisseaux

- Lacis vasculaire rouge à la surface de la rétine ou de la papille
- Taille variable (conditionne la sévérité de la RD)
- Siège: interface vitré rétinienne
- S'accompagnent d'un support fibrogliol

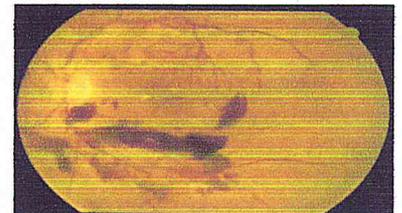


Figure I.23 : *Néo vaisseaux*

I.6 Les mircoanévrismes

Notre travail se focalise sur la détection automatique des microanévrismes qui sont décrits dans cette partie.

I.6.1 Définition

Les microanévrismes sont les premiers signes non équivoques de la RD. Ils sont produits par un affaiblissement local des parois capillaires Terme anglais : *microaneurysm*.

I.6.2 Diagnostic

Microanévrismes ils apparaissent sous forme de points rouges. Leur taille varie de 10 à 100 microns de diamètre. Ils peuvent être difficiles à distinguer ophtalmoscopiquement des hémorragies rétiniennes punctiformes superficielles figure I.24. Parfois isolés, ils avoisinent habituellement une microzone d'occlusion capillaire. En angiographie en fluorescence, les microanévrismes apparaissent sous forme de lésions punctiformes hyper fluorescentes, à

bords nets, dont la fluorescence est maximale au temps artérioveineux. La paroi du microanévrisme peut être imperméable à la fluorescéine ou au contraire la laisser diffuser aux temps tardifs de l'angiographie.

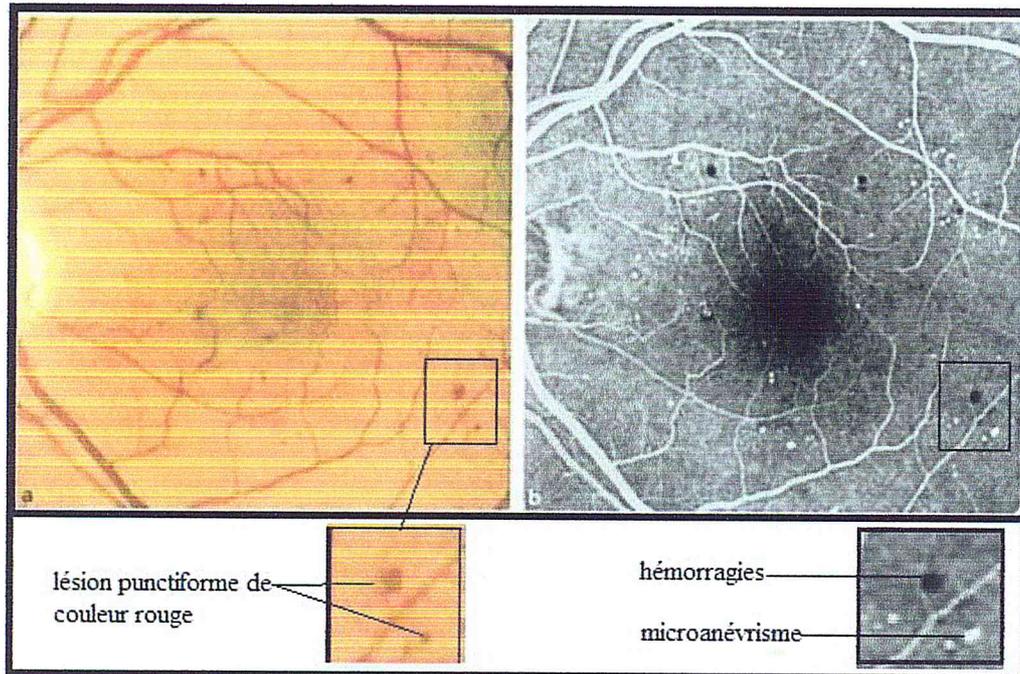


Figure I.24 : *Microanévrismes et hémorragies punctiformes* [Massin et al, 2010] *L'angiographie permet de différencier hémorragies et microanévrismes.*

I.6.3 Evolution

Le nombre de microanévrismes augmente progressivement au cours de l'évolution de la rétinopathie diabétique. Cette augmentation est un bon indice de sa progression dans ses stades initiaux. L'augmentation globale du nombre des microanévrismes traduit une aggravation de la rétinopathie diabétique [Bacha, 2011].

I.7 Classification de la rétinopathie diabétique [Ducasse et al, 2010]

La classification de la RD est établie en fonction du risque visuel lié à la sévérité de l'ischémie rétinienne.

Elle débute par un stade de rétinopathie diabétique non proliférante minime puis modérée, et évolue vers la rétinopathie diabétique non proliférante sévère (ou préproliférante) caractérisée par une ischémie rétinienne étendue, puis vers le stade de rétinopathie diabétique proliférante caractérisée par la prolifération de néovaisseaux à la surface de la rétine et/ou sur la papille. L'œdème maculaire peut s'associer à tous les stades de RD. Cependant, son incidence augmente avec la sévérité de la rétinopathie.

I.7.1 Les stades de la rétinopathie diabétique

- ✚ **Rétinopathie non proliférante minime**
 - micro-anévrysmes
- ✚ **Rétinopathie non proliférante modérée**
 - micro-anévrysmes
 - exsudats secs
 - nodules cotonneux (« nodules dysoriques »)
 - hémorragies rétiniennes punctiformes
- ✚ **Rétinopathie non proliférante sévère (rétinopathie préproliférante)**
 - association aux signes précédents :
 - de modifications veineuses
 - d'hémorragies intra-rétiniennes étendues
- ✚ **Rétinopathie proliférante non compliquée**
 - néo-vaisseaux pré-rétiniens
 - néo-vaisseaux pré-papillaires
- ✚ **Rétinopathie diabétique proliférante compliquée**
 - hémorragie du vitré
 - décollement de rétine par traction
 - glaucome néovasculaire
- ✚ **Maculopathies diabétiques**
 - Œdème maculaire diffus, non cystoïde ou cystoïde
 - Œdème maculaire focal
 - Maculopathie ischémique.

I.8 Modalités de dépistage et de surveillance [Beers ,2006]

I.8.1 Dépistage

Il s'adresse aux diabétiques sans RD. Un large consensus existe pour recommander une surveillance annuelle du fond d'œil de tout patient diabétique, de préférence par photographie du fond d'œil, à défaut par biomicroscopie à la lampe à fente, après dilatation pupillaire Chez un diabétique de type 1. La RD ne survient en général pas avant 7 ans d'évolution du diabète. Un examen du fond d'œil par photographies du fond d'œil sera réalisé à la découverte du diabète, puis tous les ans, ou éventuellement à partir de la 5^{ème} année de diabète.

Chez les enfants, il n'est pas nécessaire que le premier examen ophtalmologique soit réalisé avant l'âge de 10 ans.

Si le diabète est ancien et mal équilibré, s'il existe une RD, un contrôle ophtalmologique tous les 3 à 6 mois est nécessaire.

Au cours de la grossesse, un examen du fond d'œil est nécessaire avant celle-ci si elle est programmée, sinon en début de grossesse. En l'absence de RD, une surveillance est effectuée tous les 3 mois. En présence d'un RD, la surveillance a lieu tous les mois, surtout si la grossesse n'a pas été programmée. Chez un diabétique de type 2 : dépistage de la RD impératif dès la découverte du diabète. Celle-ci est présente dans 20 % des cas à la découverte du diabète.

I.8.2 Surveillance

Le rythme de surveillance ophtalmologique des diabétiques dépend de la sévérité de la RD.

- **En l'absence de RD** : surveillance annuelle du fon d'œil (FO) + photographies
- **RD non proliférante minime** : surveillance annuelle du FO + photographies
- **RD non proliférante modérée à sévère** : FO + photographies +/- angiographie tous les 4 à 6 mois.

Une photocoagulation panrétinienne est envisagée en cas de RD non proliférante sévère (RD préproliférante)

● **RD proliférante**

1) photocoagulation panrtinienne, contrôle 2 à 4 mois après la fin du traitement. La surveillance de la RD doit être renforcée lorsqu'il existe un risque d'évolution rapide de la RD dans les situations suivantes :

- Au cours de la puberté et de l'adolescence. Période à haut risque d'évolution, particulièrement entre 16 et 20 ans, surtout si le diabète est instable.
- En cas d'une équilibration trop rapide de la glycémie (mise sous pompe à insuline ou injections multiples d'insuline pour les diabétiques de type 1 ou mise sous insuline pour les dabétiques de type

2) S'il existe une RD proliférante ou une RD non proliférante sévère (préproliférante), une photo-coagulation pan-rétinienne doit être réalisée avant ou pendant la période de normalisation glycémique.

- En cas de chirurgie de la cataracte. Elle expose à un risque de progression de la RD durant l'année post-opératoire.

- En cas d'œdème maculaire - une surveillance est effectuée tous les 4 mois

I.9 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les notions fondamentales concernant la rétine et les principales lésions l'y affectant. Nous allons montrer dans le cadre de ce travail, l'apport du traitement d'images numériques pour le dépistage de la RD.

Chapitre 2

Raisonnement à partir de cas RàPC

II.1 Introduction

Pour résoudre les problèmes de la vie quotidienne, nous faisons naturellement appel à notre expérience. Nous nous remémorons les situations semblables déjà rencontrées. Puis nous les comparons à la situation actuelle pour construire une nouvelle solution qui, à son tour, s'ajoutera à notre expérience.

Le **raisonnement par cas** ou **Case Based Reasoning (CBR)**, copie ce comportement humain. Il résout les problèmes en retrouvant des cas analogues dans sa base de connaissances et en les adaptant au cas considéré.

II.2 Description générale d'un RàPC

Le raisonnement à base de cas (RàPC) est une approche de résolution de problèmes qui utilise des expériences passées pour résoudre de nouveaux problèmes. L'ensemble des expériences forme une base de cas. Typiquement un cas contient au moins deux parties : une description de situation représentant un problème et une solution utilisée pour remédier à cette situation. Parfois, le cas décrit également les conséquences résultant de l'application de la solution (ex : succès ou échec). Les techniques RàPC permettent de produire de nouvelles solutions en extrapolant sur les situations similaires au problème à résoudre. Cette approche est adéquate pour les domaines où la similarité entre les descriptions de problèmes nous donne une indication de l'utilité des solutions antécédentes.

Comme nous l'avons dit, le RàPC est un mode de résolution de problèmes qui est relativement différent des autres approches d'IA. Au lieu de se reposer seulement sur des connaissances générales d'un domaine, ou de faire des associations générales entre descriptions du problème et conclusions, le RàPC est capable d'utiliser les connaissances spécifiques d'expériences précédentes, les cas [Benjamin et al, 2005].

Illustrons ces principes généraux par quelques exemples

- Un médecin après avoir examiné un patient se souvient d'un autre patient qu'il a traité deux semaines plus tôt. Ce souvenir est causé par une similarité importante entre les symptômes des deux patients. Le médecin utilise le diagnostic et le traitement du patient précédent pour déterminer le cas du nouveau patient.
- Un chimiste, qui a été confronté à deux explosions dramatiques, se rappelle soudain de l'une de ces situations lorsque les conditions d'une expérience sont semblables à celles

qui avaient provoqué les explosions. Il utilise alors son expérience d'un cas passé pour éviter de provoquer un nouvel incident.

Comme en témoigne ces exemples, raisonner en réutilisant des cas passés est un moyen puissant utilisé fréquemment pour résoudre des problèmes. Ceci est confirmé par des expériences de psychologie et de sciences cognitives. Il est également avéré que les experts procèdent de même. Des études sur le raisonnement par analogie montrent également l'utilisation fréquente des expériences passées pour la résolution de problèmes nouveaux et différents. Ceci offre une assise théorique au RàPC.

Comme nous l'avons déjà évoqué, dans la terminologie du RàPC un cas dénote un problème.

Une situation précédemment expérimentée, qui a été enregistrée, apprise de façon à être réutilisée pour résoudre un problème futur, est un cas passé. Un nouveau cas ou cas non résolu consiste en la description d'un nouveau problème à résoudre [Benjamin et al, 2005].

Notons que le terme résolution de problème est utilisé ici dans une acception large. Il ne s'agit pas nécessairement de trouver la solution concrète d'un problème. Il peut également s'agir de critiquer, justifier une solution proposée, d'interpréter une situation, de générer un ensemble de solutions possibles.

II.3 Les différents modes de raisonnement

Le RàPC fait partie d'un ensemble de processus de résolution qu'il est important de différencier. Il faut également constater que, loin d'être cloisonnés, ces modes de raisonnement se chevauchent. On trouve ainsi par exemple des raisonnements à partir de cas qui utilisent une structure d'exemples [Benjamin et al, 2005].

II.3.1 Raisonnement à partir d'exemples

Les concepts y sont définis comme une classe d'exemples. La résolution d'un problème (donc d'un exemple non classifié) se résume donc à la recherche de la classe qui correspond le mieux à l'exemple. L'ensemble des solutions contenues dans cette classe représente la solution pour l'exemple donné. Dans cette représentation, les solutions ne sont pas modifiées en fonction des données.

II.3.2 Raisonnement à partir de la mémoire

Les cas sont stockés sous forme de mémoire et les méthodes de recherche et d'accès lui sont propres.

La parallélisations de ces processus est la caractéristique principale de ce type de raisonnement. L'accès aux données peut être fait de manière syntaxique ou par des raisonnements plus complexes.

II.3.3 Raisonnement à partir de cas

Il diffère tout d'abord des autres types de raisonnement de part la nature des informations stockées. Celles-ci se doivent d'être suffisamment riches et complexes tout en étant en accord avec l'organisation interne des cas. Ensuite, les solutions proposées peuvent être modifiées et adaptées au problème donné. Bon nombre de ces systèmes utilisent des données de la psychologie cognitive.

II.3.4 Raisonnement par analogie

Il est très proche du RàPC, mais il est caractérisé par la volonté de faire des analogies entre les différents cas. Il permet par exemple de ne pas tenir compte du domaine auquel appartient le problème. Il est donc orienté vers le problème de la représentation des cas et les moyens de faire ces analogies (corrélations et transferts). Le principe d'analogie utilisé est le suivant : si deux problèmes sont analogues alors, les solutions associées pour les résoudre sont également analogues.

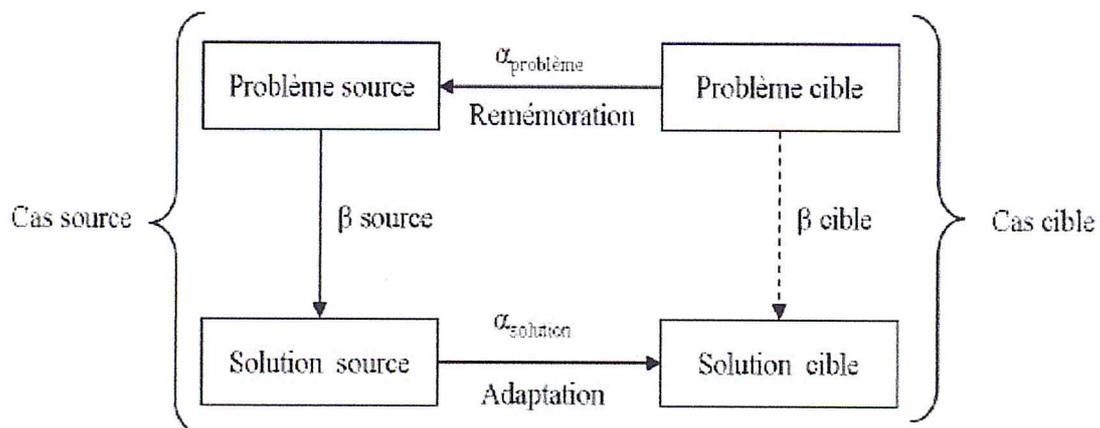


Figure II.1 : Le carré d'analogie [Benjamin et al, 2005].

La mesure de similarité α détermine la similarité du cas source sélectionné à partir des valeurs de descripteurs du problème cible. Les descripteurs de solution qui doivent être adaptés sont mis en évidence par les relations de dépendance β entre les valeurs de descripteurs de problème et les valeurs de descripteurs de solution mises en évidence. Les descripteurs de solution dépendent des descripteurs de problèmes source qui sont différents des descripteurs du problème cible.

Autrement dit, si une valeur de descripteur source dépend d'une valeur de descripteur problème, une modification de la valeur du descripteur problème entraînera une modification "analogue" à la dépendance du descripteur solution correspondant. Cette connaissance est nécessaire.

En fonction de ces dépendances et des écarts α constatés à corriger, l'adaptation permet de proposer une solution cible candidate qui pourra être vérifiée par la vérification de sa conformité aux dépendances particulières qui pourraient exister entre problème et solution cible [Bacha, 2011].

II.3.5 Avantages et inconvénients

L'approche RàPC offre de nombreux avantages. Pour certaines applications, la démarche RàPC est plus simple à mettre en œuvre que celles basées sur un modèle du domaine (ex : base de règles); elle permet d'éviter les problèmes d'acquisition de connaissances (knowledge bottleneck) qui rendent difficile la conception de bases de connaissances de taille importante. Le RàPC est particulièrement bien adapté aux applications dont la tâche est accomplie par des humains expérimentés dans leur domaine et dont les expériences sont disponibles dans une base de données, dans des documents ou chez un expert humain. On l'utilise pour les domaines n'exigeant pas de solution optimale et dont les principes sont mal formalisés ou peu éprouvés [Benjamin et al, 2005].

L'inconvénient majeur des systèmes de RàPC est la mise en évidence d'une situation pour un nouveau problème.

II.3.6 Composantes d'un système à base de cas

Un système RàPC est une combinaison de processus et de connaissances (knowledge containers) qui permettent de préserver et d'exploiter les expériences passées. Pour simplifier notre présentation, nous nous appuyons sur le modèle générique présenté ci-après :

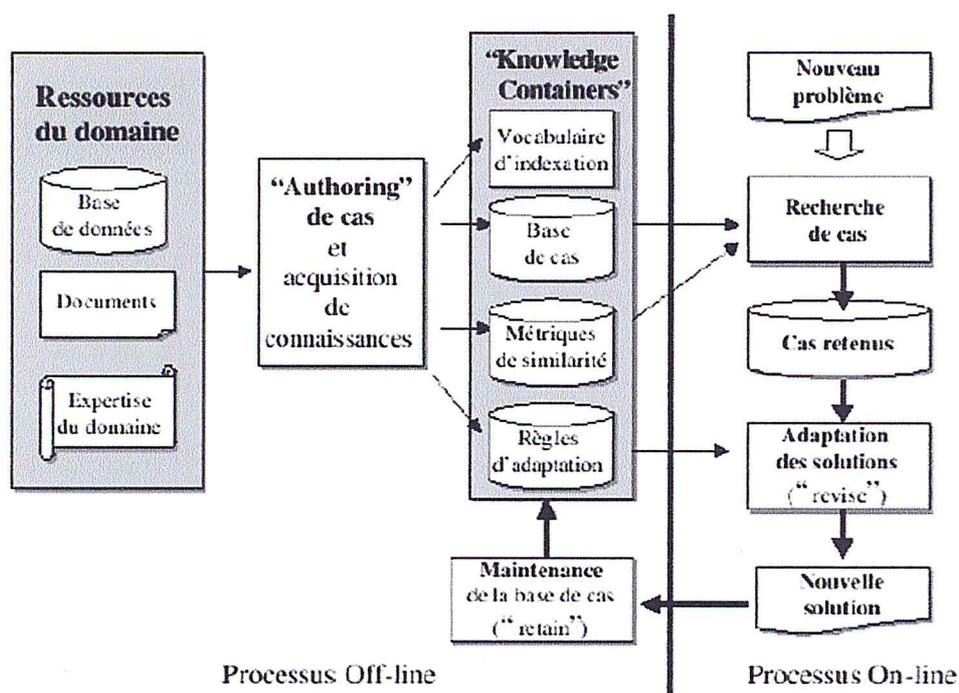


Figure II.2 : Modèle générique d'un système RàPC [Djebbar ,2013]

On y note comme principaux processus la recherche (retrieval), l'adaptation (reuse), la maintenance (retain) et la construction (authoring) et comme structures de connaissances le vocabulaire d'indexation, la base de cas, les métriques de similarité et les connaissances d'adaptation [Benjamin et al, 2005].

II.4 Cycle du RàPC

[Aamodt et al, 1994] ont été les premiers qui ont proposé un cycle de RàPC, leur cycle est composé de quatre phases : la recherche de cas similaires, l'adaptation (ou la réutilisation du cas retrouvé), la révision du cas sélectionné (ou la validation) et l'apprentissage.

[Fuchs et al, 2006] à son tour, ajoute une cinquième phase, phase préliminaire d'élaboration d'un cas au début du cycle (ou phase de représentation de cas dans une base de cas) [Benjamin et al, 2005].

Chaque cas doit au moins contenir : la description du problème et la solution menée à pallier ce problème. Les caractéristiques les plus importantes seront utilisées en tant qu'index pendant la recherche et l'ajout de cas.

Un descripteur est une expression du formalisme de représentation (elle peut être atomique, sous la forme d'un couple attribut-valeur, sous la forme d'une contrainte, etc.).

Nous empruntons le formalisme de Mille [Fuchs et al, 2006] pour décrire un cas. Un cas est composé d'une partie *problème* et une partie *solution*: cas = (pb, Sol (pb)).

Un cas source $Source = (source, Sol (source))$ est un cas dont la solution Sol (source) sera réutilisée afin de résoudre un nouveau problème. Le nouveau problème à résoudre est appelé un cas cible cas :

$$Cible = (cible, Sol (source))$$

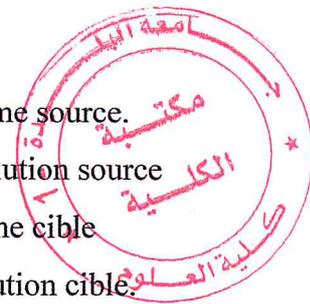
où :

Source = $\{d_1^s, \dots, d_n^s\}$ ou d_i^s est un descripteur de problème source.

Sol(source) = $\{D_1^s, \dots, D_m^s\}$ ou D_i^s est un descripteur de solution source

Cible = $\{d_1^c, \dots, d_n^c\}$ ou d_i^c est un descripteur de problème cible

Sol (cible) = $\{D_1^c, \dots, D_n^c\}$ ou D_i^c est un descripteur de solution cible.



II.4.2 Phase de remémoration (Recherche de cas similaire)

II.4.2.1 Organisation de Mémoire (représente la base de cas du RàPC)

- **Mémoire plate:** Le moyen le plus simple d'organiser la base de cas est de stocker le nom de chaque cas dans une liste chaînée avec un pointeur sur le contenu du cas. Cette l'organisation est appelée mémoire plate « Flat-Memory».
- **Mémoire hiérarchique:** les cas sont structurés et organisés.

II.4.2.2 Indexation de la base des cas

Afin de faciliter l'organisation de la base de cas ainsi que la recherche du cas le plus approprié au problème posé, il faut les indexer. Il est à noter que lors de la recherche des cas, c'est la partie problème qui va être sollicitée ; cette partie problème est décrite par un ensemble de caractéristiques pertinentes nommées « *index* ». Les caractéristiques qui peuvent être utilisées comme des index sont déterminées par l'expert du domaine et la nature du problème à résoudre.

II.4.2.3 Mesure de similarité

La recherche de cas similaires dépend de la représentation de cas, de leur organisation dans la base de cas et de leur indexation. Cette étape se décompose en deux phases : le filtrage et la sélection. Le filtrage consiste à rétrécir la plage de recherche, il est facultatif. La sélection s'applique sur l'ensemble de cas obtenus dans l'étape de filtrage. Elle s'appuie sur des mesures de similarité qui permettent de mesurer la similarité entre le problème cible et les cas sources. La mesure de similarité doit prendre en compte la structure du cas et une mesure de comparaison.

Deux mesures de comparaisons sont considérées dans cette étape :

- **Mesures de similitude** : reposant sur le calcul de la similarité entre le cas source et le cas cible.
- **Mesures de dissimilarité** : reposant sur, en plus de la notion de similarité, la notion de diversité.

Les mesures de similarité peuvent être locales ou globales :

II.4.2.3.1 Mesures de similarité locales

Elles sont relatives aux caractéristiques du cas. Elles dépendent du type de cas qu'il soit numérique, symbolique ou taxonomique et de la notion de distance [Rifqi, 2000] :

- Numérique : $\text{sim}(a,b) = 1 - \frac{|a-b|}{\text{range}}$
- Symbolique (mono-valeur) : $\text{sim}(a,b) = \begin{cases} 1 & \text{pour } a = b \\ 0 & \text{pour } a \neq b \end{cases}$
- Symbolique (multi-valeur) : $\text{sim}(a,b) = \frac{\text{card}(a) \cap \text{card}(b)}{\text{card}(a \cup b)}$
- Taxonomique : $\text{sim}(a,b) = \frac{h(\text{commonnode}(a,b))}{\min(h(a), h(b))}$

Où :

a et **b** : sont des valeurs des descripteurs.

card : est la cardinalité de l'ensemble.

range : est la valeur absolue de la différence entre la borne supérieure et la borne inférieure de l'ensemble des valeurs.

h : est le poids (le nombre de niveaux) de l'arbre taxonomique.

II.4.2.3.2 Mesures de similarité globales

Elles sont relatives aux cas. La similarité globale est calculée en agrégeant les similarités locales. Elles dépendent du domaine d'application, nous citons:

La distance Euclidienne : $\text{sim}(a,b) = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$

La distance de Minkowski: $\text{sim}(a,b) = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{sim}_i(a_i, b_i)^r \right]^{\frac{1}{r}}$

Si $r = 2$ alors on retrouve la distance *Euclidienne* et si $r = 1$ alors il s'agira de la distance de Manhattan.

La distance de Weighted Block-City: $\text{sim}(a,b) = \sum_{i=1}^n W_i \text{sim}_i(a_i, b_i)$

Où :

- n** est le nombre d'attributs,
- w_i** est le poids (évalué en fonction de l'importance) de l'attribut *i*,
- sim_i** est la similarité locale calculée pour l'attribut *i*.

Il existe plusieurs algorithmes de similarité. L'algorithme le plus utilisé dans les systèmes RàPC est le K Plus Proche Voisin « *KPPV* » (plus connu en Anglais sous le nom *K-Nearest Neighbors (K-NN)*). Il permet de mesurer la similarité entre le problème posé (cas cible) et *k* cas candidats (cas sources) considérés comme étant les plus proches.

II.4.3. Phase d'adaptation (ou Réutilisation)

Suite à la sélection de cas lors de la phase de recherche, le système RàPC aide l'utilisateur à modifier et à réutiliser les solutions de ces cas pour résoudre son problème courant [Lamontagne et al, 2002]. Cette étape est l'étape la plus délicate du cycle du RàPC. La phase d'adaptation est responsable de proposer une solution pour le nouveau problème (cas cible) en exploitant les solutions des cas sélectionnés à la phase de recherche. L'adaptation utilisée dépend du domaine d'application du système. Plusieurs approches ont été proposées dans la littérature. Les principaux types d'adaptation énumérés par Wilke et Bergmann sont les suivants [Wilke et al, 1998] :

- **Aucune Adaptation:** dans ce cas, l'adaptation consiste, à permettre à l'utilisateur de proposer une solution, ou d'utiliser directement la solution du cas similaire comme solution du problème courant.

- **L'adaptation générative (ou dérivationnelle):** part du fait que nous disposons, pour chaque passé, une trace des étapes qui ont permis de générer la solution. Pour un nouveau problème, une nouvelle solution est générée en appliquant l'une de ces suites d'étapes.
- **L'adaptation transformationnelle:** utilise l'ensemble de règles d'adaptation pour les solutions du cas source pour générer la solution du cas cible. Elle peut être subdivisée en deux types selon le domaine d'application du système :
 - **L'adaptation substitutionnelle** dont les modifications se font au niveau des valeurs d'attributs.
 - **L'adaptation Structurelle** dont les changements se font au niveau de la structure de la solution.
 - **L'adaptation compositionnelle:** compose plusieurs solutions des cas similaires mémorisés pour produire la solution du nouveau problème.
- **L'adaptation hiérarchique:** où les cas sont organisés à plusieurs niveaux dans la hiérarchie de généralisation ce qui veut dire que pour adapter les sous parties d'une solution, le système revient au contexte de la solution générale. Cette approche permet à des cas d'être réutilisés avec un niveau d'abstraction le plus élevé possible.

II.4.4 Phase de Révision

Il n'existe pas encore de méthodes standardisées dédiées à la révision dans le RàPC. Dans cette phase la solution adaptée est testée en mesurant ses performances. La solution adaptée peut être évaluée par :

- l'utilisateur;
- un expert du domaine;
- un logiciel de simulation.

Les raisons d'échec ou de succès sont déterminées et prises en compte pour un futur usage. Dans le cas d'obtention d'une solution insatisfaisante, il serait possible de la corriger.

II.4.5 Phase d'apprentissage

Le nouveau cas et sa solution validée seront ajoutés à la base de cas pour son utilisation future en tant que cas source comme une nouvelle expérience. Cette phase permet d'enrichir la base de cas [Fuchs et al, 2006].

L'apprentissage doit permettre l'amélioration de la performance et de la compétence du système, mais un apprentissage systématique n'est pas toujours utile pour plusieurs raisons :

- L'utilité du cas à mémoriser n'est pas toujours évidente.
- La sauvegarde de deux cas assez semblables conduit à une duplication d'information dans la base de cas.
- La taille de la base de cas peut augmenter indéfiniment, ce qui influera sur le temps de réponse de la recherche et la maintenance de cette base de cas.

L'apprentissage se fait en trois étapes : l'extraction, l'indexation et l'intégration.

- ✓ *L'extraction* de toutes les connaissances pertinentes est issue de la résolution actuelle du problème cible. Ces connaissances comprennent la solution elle-même, la méthode de résolution, les justifications de la réussite ou de l'échec, l'évaluation des techniques de remémoration (similarité) et d'adaptation utilisées, ...etc.
- ✓ *L'indexation* détermine quel type d'index sera utilisé pour les futures recherches, et comment structurer l'espace de recherche. Elle peut, aussi, concerner les attributs du problème et leurs poids.
- ✓ Et finalement les connaissances extraites doivent être intégrées dans la base de cas à l'étape d'*intégration*.

Toutes ces étapes de la phase d'apprentissage peuvent faire l'objet d'une seule étape générale soit la maintenance de la base de cas. Cette dernière met en application des politiques de mise à jour des représentations de la base de cas et s'intéresse à sa réorganisation afin de faciliter le raisonnement futur répondant à un ensemble d'objectifs de performance.

II.5 Modèles d'organisation des cas

Le modèle d'organisation et d'indexation des cas permet de relier les cas entre eux. Ce modèle doit posséder certaines qualités. Tout d'abord, il est nécessaire que l'ajout assure l'accessibilité aux anciens cas.

Il existe de nombreuses façons d'ordonner les cas [Aamodt et al, 1994], [Chusseau,1999]:

A- Modèle simple

Commençons tout d'abord par le modèle le plus simpliste : l'organisation linéaire. Bien entendu, cette organisation n'est pas utilisée pour gérer l'ensemble de la mémoire des cas. Cependant elle peut être implicitement combinée à d'autres modèles plus complexes au niveau de petits sous ensembles de cas.

Il est possible d'organiser la mémoire sous la forme d'un arbre de décision : chaque nœud correspond à une question sur l'un des index et les fils correspondent aux différentes réponses.

Pour être le plus efficace possible, l'arbre doit poser les questions dans le bon ordre et être le moins profond possible. Cet arbre doit être construit dynamiquement. La meilleure méthode pour le construire est d'utiliser le data mining.

Un autre modèle consiste à construire la mémoire sous la forme d'une hiérarchie de prototypes.

Un prototype permet de décrire des conditions sur des caractéristiques des cas. Tous les cas vérifiant ces conditions sont associés à ce prototype. Les prototypes sont organisés dans une hiérarchie d'héritage [Aamodt et al, 1994].

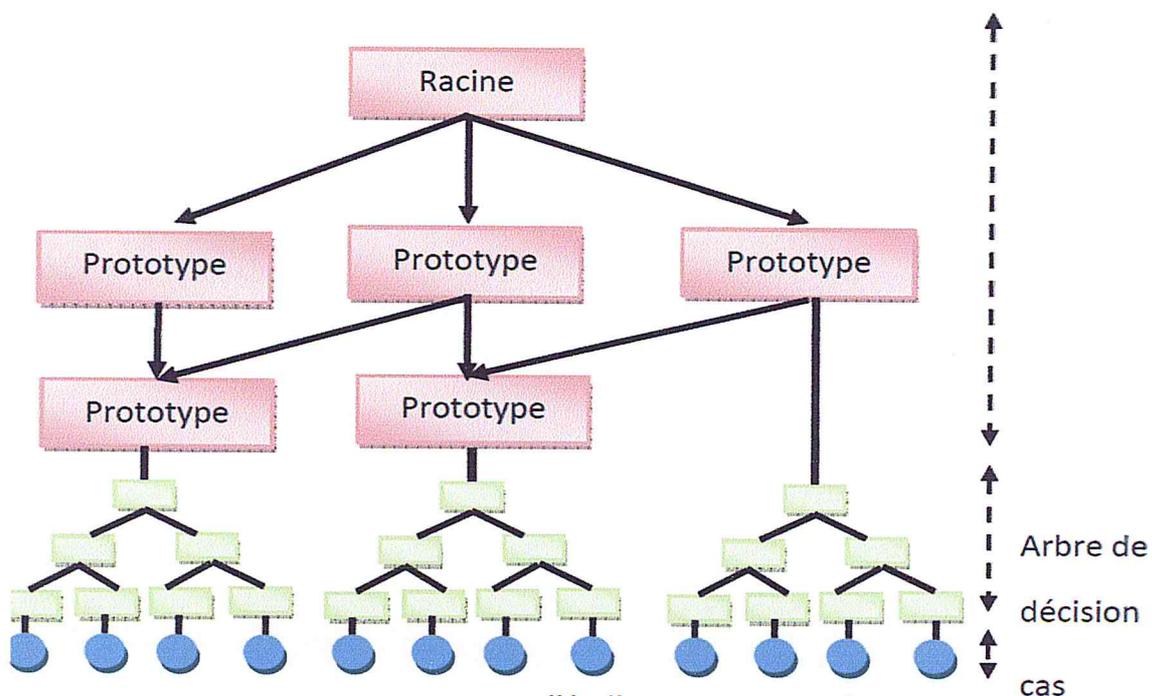


Figure II.4 : Modèle d'organisation simple [Aamodt et al, 1994].

On peut ainsi spécifier des prototypes généraux desquels héritent des prototypes plus spécifiques. En combinant les arbres de décision à cette hiérarchie de prototypes, on obtient une structure intéressante. Les prototypes « terminaux » ne stockent alors plus leurs cas dans une liste mais dans un arbre de décision. La hiérarchie de prototypes représente la connaissance *a priori* du système et les arbres de décision générés dynamiquement permettent une structure assez flexible [Aamodt et al, 1994].

B- Modèle à mémoire dynamique

Le modèle à mémoire dynamique a été introduit par [Aamodt et al, 1994]. Dans ce modèle, les cas sont stockés dans une structure hiérarchique appelée épisode généralisé. On

parle aussi de MOP pour Memory Organisation Packets. Les différents cas ayant des propriétés similaires sont regroupés dans une structure plus générale, un épisode généralisé. Ils contiennent trois types objets [Aamodt et al, 1994]:

1- Les normes

Les caractéristiques communes à chacun des cas indexés sous l'épisode généralisé.

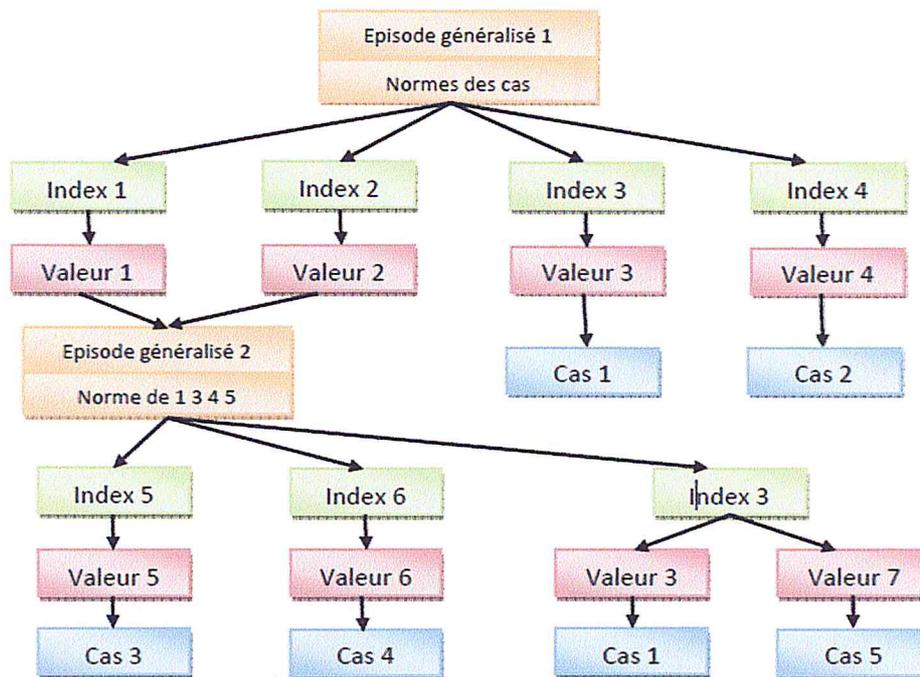


Figure II.5 : Modèle d'organisation à mémoire dynamique [Aamodt et al, 1994].

2- Les index

Les éléments discriminant les cas sont contenus dans l'épisode généralisé. Un index possède deux champs : son nom et sa valeur. Il peut pointer vers un autre épisode ou simplement vers un cas.

3- Les cas

C'est la connaissance du système ; on y accède donc par l'intermédiaire de l'index. Le schéma donne une idée du modèle à mémoire dynamique. Il possède une structure proche d'un arbre. On retrouve bien les trois types d'objets énoncés, à la différence près qu'une distinction est faite entre les index et les valeurs. On peut remarquer aussi qu'il est possible d'atteindre certains cas de différentes manières. Ce modèle est donc redondant.

La recherche des cas similaires s'effectue à partir du nœud racine. On va chercher l'épisode généralisé possédant le plus de caractéristiques en commun avec le problème

courant. Ensuite on parcourt les index, qui représentent les caractéristiques absentes de la norme de l'épisode généralisé sur lequel on travaille. Le couple index -valeur sélectionné est celui qui est le plus similaire avec le problème. À partir de celui-ci, soit on arrive à un autre épisode généralisé, dans ce cas, on recommence le processus, soit on obtient un cas similaire au problème posé.

La procédure d'ajout de nouveaux cas fonctionne d'une manière proche à la recherche de cas similaires. En effet le parcours du graphe est identique. Lorsque l'on a trouvé l'épisode généralisé ayant le plus de normes en commun avec le cas courant, on effectue l'ajout. Pour cela, il faut générer un couple index- valeur distinguant le nouveau cas aux autres fils de l'épisode généralisé.

S'il existe déjà un cas possédant le même couple, on crée un nouvel épisode généralisé contenant ces deux cas.

On obtient donc un réseau discriminant à l'aide des index qui permettent de retrouver les cas. Les épisodes généralisés sont principalement des structures d'indexation. Les normes permettent de représenter une connaissance générale des cas sous-jacents alors que les couples index-valeur définissent les spécificités.

Cependant, ce processus d'indexation peut mener à une croissance exponentielle du nombre d'index par rapport au nombre de cas. On adjoint donc généralement certaines limites dans le choix des index même si cela entraîne une baisse de performances.

C- Modèle à base de catégorie

Ce modèle est une alternative au modèle précédent. Ici, un cas est aussi appelé exemple. L'idée directrice est que la réalité devrait être définie de manière extensive par des cas. Les caractéristiques décrites généralement par un nom et une valeur, possèdent un niveau d'importance fonction de l'adhésion d'un cas à une catégorie [Aamodt et al, 1994].

Dans ce modèle, la base de cas est un réseau de catégories et de cas. Les index sont des liens qui peuvent être de trois sortes :

- **de rappel:** reliant une caractéristique à une catégorie ou un cas.
- **d'exemple:** reliant une catégorie aux cas auxquels elle est associée.
- **de différence:** reliant deux cas ne différant que d'un nombre restreint de caractéristiques.

Le schéma ci-dessous illustre les différents types de liens disponibles. Cependant il ne représente qu'une seule catégorie. Il faut donc ajouter que les exemples peuvent appartenir à plusieurs catégories.

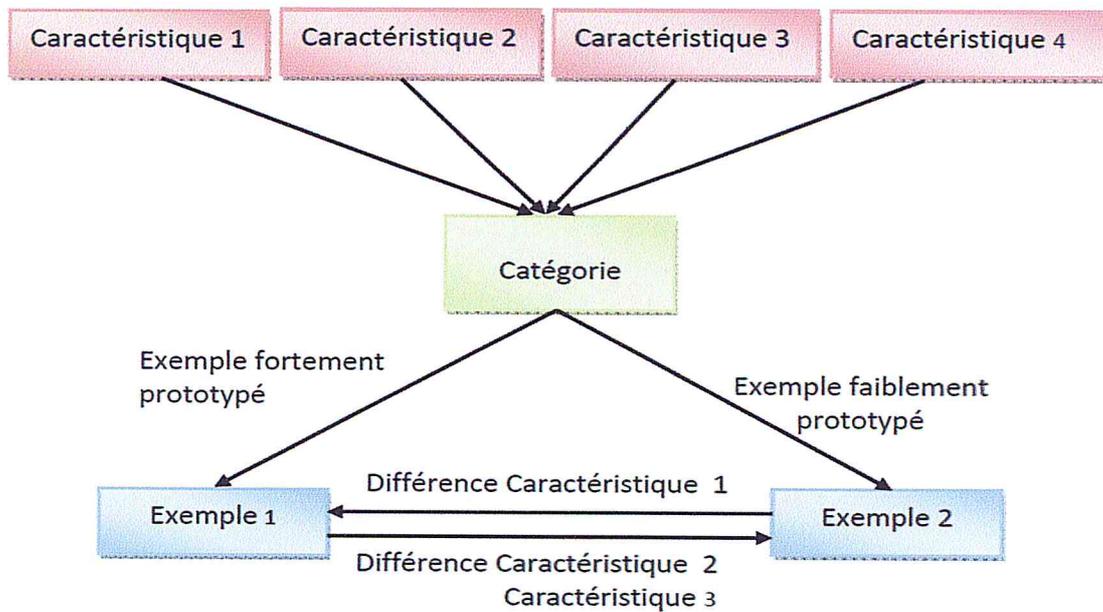


Figure II.6 : *Modèle d'organisation à base de catégorie [Aamodt et al, 1994].*

La recherche des cas similaires consiste à retrouver la catégorie qui possède les caractéristiques les plus proches du nouveau problème. Lorsqu'elle est trouvée, on retourne les cas les plus prototypiques.

II.6 Traitement d'images et le RàPC

Le raisonnement par cas (RàPC) est une technologie bien établie. Le RàPC standard est généralement dirigé vers les données tabulaires. Les recherches actuelles dans le domaine de le RàPC cherche à élargir la portée de la technologie par, entre autres initiatives, en l'appliquant à d'autres formes de données telles que les images, son, vidéo, etc.

Il ya deux principales questions à prendre en considération lors de l'application d'un RàPC aux données non standard. La première est la façon de représenter le mieux l'entrée de manière à faciliter le RàPC. La seconde est la nature de la similitude mécanisme de vérification à appliquer. Les deux questions sont étroitement liées [Hana et al, 1998].

II.6.1 Le raisonnement à partir de cas et l'imagerie

Le raisonnement avec des images (photos, diagrammes, ..) a été le sujet d'intérêt récent dans la communauté de l'intelligence artificielle. Les enjeux dans cette recherche ne sont pas tellement comment interprètes des données d'image (comme dans le traitement de l'image ou

de la vision de la machine), mais plutôt comment représenter et raisonner avec des informations d'image afin de procéder à la résolution du problème [Glasgow et al, 1998].

II.6.2 Intégration de l'imagerie au RàPC

II.6.2.1 Représentation de cas

Comment l'information d'image est la mieux représentée dans un cas? Malheureusement, il n'y a pas de réponse à cette question; le choix de la façon dont l'image sera représentée dépend du type de la question que nous tentons de répondre. En rendant des caractéristiques particulières de l'image explicites, nous pouvons fournir un modèle de correspondance efficace, de recherche et d'adaptation dans notre système RàPC. Nous adoptons l'exemple de [Mille, 2006], le cas de représentations multiples d'une structure moléculaire illustré dans la figure II.7. Si nous voulons déterminer combien d'atomes de carbone sont contenues dans une molécule, la formule dans la figure II.7 a) est suffisante. Toutefois, si nous devons tirer la connectivité, angle, la distance ou des informations sur la forme, les représentations de l'image sera plus complexe, tels que celles de la figure II.7 b) et c) sont plus appropriées.

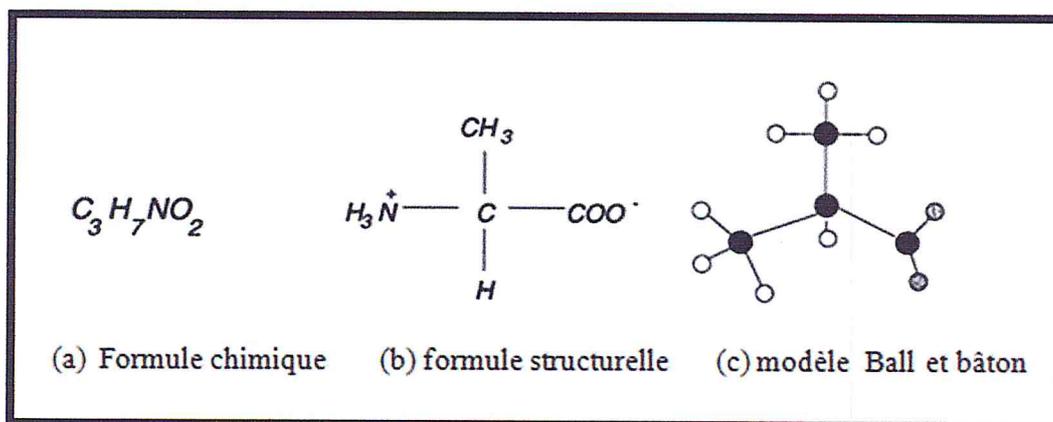


Figure II.7 : Différentes représentations de la molécule [Glasgow et al, 1998].

II.6.2.2 Recherche d'information d'images

Comme avec n'importe quel système RàPC, une question clé dans l'image domaine est de déterminer quelles sont les caractéristiques qui sont importantes et de déterminer la similarité à des fins de récupération de cas. Il y a beaucoup de dimensions sur lesquelles les images peuvent être comparées: la forme, la couleur, la taille, la configuration spatiale, les composantes, etc.

II.6.2.3 Mesures de similarité

Les mesures de similarité d'image se décomposent en quatre catégories [Bacha, 2011] :

1. mesures de similarité basées sur la matrice de pixels ;
2. mesures de similarité pour la comparaison des strings ;
3. mesure de similarité à base de caractéristiques (numérique, symbolique, ou type mixte « mixed type ») ;
4. mesure de similarité structurelle.

Dans un système RàPC d'interprétation d'images, les informations non-image doivent être prises en compte (e.g. l'environnement ou l'objet, comme dans un cas de diagnostic médical les informations cliniques sont importantes). Les mesures de similarité sont nécessaires pour combiner les informations non-image avec les informations d'image [Bacha, 2011].

II.6.2.4 Choix d'une mesure de similarité

La première question à poser est de savoir si la comparaison se fait par rapport à une référence (toujours par rapport à un même objet (cas)) ou si tous les objets sont comparés les uns par rapport aux autres. En RàPC, nous nous situons souvent dans le premier cas et la symétrie n'est pas nécessaire. Une question clé est de choisir une mesure de similarité en fonction de son pouvoir discriminant. [Rifqi, 2000] propose une méthode formelle pour mieux choisir une mesure de similitude en fonction d'un comportement discriminatoire défini préalablement. Le choix est facilité par une représentation graphique des mesures de similarité [Rifqi, 2000].

II.6.3 L'analyse d'image et le RàPC

L'analyse d'image peut être utilisée pour extraire des caractéristiques d'images plus efficaces pour la recherche d'images ou pour la prise de la décision. Les caractéristiques reconnues peuvent améliorer un RàPC pour la découverte de connaissances. Une combinaison des techniques d'analyse d'image et du RàPC sont parfois nécessaire ; par exemple:

- 1) une technique d'extraction de caractéristiques, qui nous permet de l'utilisation traditionnelle algorithmes d'extraction d'accès rapide de l'image;
- 2) un approche d'indexation, ce qui rend l'image basée sur le contenu recherche évolutive.
- 3) un outil d'analyse, ce qui apporte des informations supplémentaires sur les relations entre les images et entre image et fonctions symboliques.

II.6.4 Application du RàPC dans l'imagerie médicale

Plusieurs travaux combinent le RàPC et l'imagerie médicale. Ces travaux, illustrés dans le tableau II.1, sont orientés selon l'utilisation de la phase adaptation, phase recherche, la segmentation d'image et l'interprétation d'image.

Auteur, année	Phase adaptation	Phase recherche	Image segmente	Image interprète
Alexandrine et al, 2003	Non	Oui	Non	Non
Balaa et al, 2003	Non	Oui	Non	Non
Beger, 1992	Oui	Oui	Non	Oui
Grimnes et Aamodt, 1996	Oui	Oui	Oui	Oui
Galushka et al, 2002	Oui	Oui	Oui	Oui
Golobardes et al, 2002	Non	Oui	Oui	Oui
Haddad et al, 1997	Oui	Oui	Oui	Oui
Jurisicia, et Glasgow, 2003	Non	Oui	Oui	Oui
Lobobozeck et al, 1998	Non	Oui	Non	Non
Perner et al, 1999	Non	Oui	Oui	Oui
Perner et al, 2003	Non	Non	Non	Oui
Wilson et al ,2006	Non	Oui	Non	Non
Yearwood et pham, 2000	Non	Oui	Non	Non

Tableau II.1 : *Adaptation de cas, recherche de cas, segmentation d'image et image interprétation [Wilson et al, 2008].*

Dans le tableau II.2, les mêmes travaux sont illustrés selon les caractéristiques utilisées : couleur, forme, contour, texture.

Auteur, Année	Couleur	Forme	Contour	Texture
Alexandini et al, 2003	Non	Non	Non	Non
Balaa et al, 2003	Non	Non	Non	Non
Berger. 1992	Non	Oui	Non	Non
Grimnes and Aamodt ,1996	Non	Non	Non	Non
Galushka et al, 2005	Oui	Non	Non	Oui
Golobardes et al, 2002	Non	Non	Non	Non
Haddad et al, 1997	Non	Non	Non	Non
Jusirica, and Glasgow, 2003	Non	Oui	Oui	Non
Lobozek et al, 1998	Non	Non	Non	Non
Perner et al, 1999	Oui	Non	Non	Non
Perner et al, 2003	Oui	Oui	Non	Oui
Wilson et al, 2006	Non	Non	Oui	Non
Yearwood and Pham .2000	Non	Oui	Non	Non

Tableau II.2 : Couleur, forme, contour, texture [Wilson et al, 2008].

II.7 Conclusion

Le raisonnement à partir de cas est, sans conteste, le processus le plus proche du raisonnement humain dans sa capacité de résoudre les problèmes de la vie courante. Ainsi comme le raisonnement humain, le raisonnement à partir de cas suit la même démarche : l'identification du problème à résoudre (étape d'élaboration), la recherche d'une ou plusieurs situations similaires déjà résolues (remémoration), l'adaptation des solutions de ces situations, la révision de la solution retenue pour l'améliorer et enfin la mémorisation de cette situation pour les problèmes futurs. Toutes ces étapes supposent l'existence d'une base de cas bien organisée servant aux différentes étapes du processus. L'exploitation des expériences capitalisées de cette base de cas dans l'analyse d'image peut apporter une aide importante pour le diagnostic automatique d'imagerie médicale.

Chapitre 3

Détection des microanévrismes par RàPC

III.1 Introduction

Le microanévrisme est le premier signe ophtalmoscopique de la rétinopathie diabétique. Le nombre de microanévrismes augmente progressivement et cette augmentation est un bon indice de sa progression dans les stades initiaux. Plusieurs études ont montré que le nombre initial de microanévrismes et leur taux d'augmentation étaient de bons facteurs prédictifs de l'aggravation de la rétinopathie diabétique [Massin et al, 2010] .

Nous proposons une méthode pour le développement d'un système d'aide au diagnostic des microanévrismes assisté par ordinateur. La méthode proposée comprend deux étapes majeures : l'étape de recueil des données dont le but est l'identification des microanévrismes candidats (= RDI, Région D'Intérêt) à partir des images angiographiques. La deuxième étape est la classification des RDIs par le raisonnement à base de cas (RàPC), on utilise deux sortes de classifieur L'algorithme des k plus proches voisins (noté k-PPV) et Les machines à vecteur support(SVM). Cette étape permettra de classer chaque RDI en vrai positif ou faux positif microanévrisme, en exploitant des connaissances déjà acquises dans des expériences passées.

III.2 Méthodologie adoptée

Notre travail se compose de deux principales étapes : l'étape de recueil de données et la classification par RàPC :

III.2.1 Description générale du système

Le système proposé comprend deux principales étapes : l'étape de recueil de données qui permet de trouver les microanévrismes candidats et l'étape de classification par le RàPC. Le degré de flou et la méthode classification par SVM sont les deux points essentiels utilisés par le RàPC pour déterminer si la région candidate correspond à un vrai positif ou faux positif microanévrisme.

Le système trouve des RDIs automatiquement à partir d'une image angiographique. Dans ce système, une RDI (Région D'Intérêt) est considérée comme un microanévrisme potentiel. Une RDI appartient à l'une des deux catégories : la première catégorie qui correspond à un vrai microanévrisme (appelé VP ; vrai positif) et la deuxième catégorie qui correspond au faux microanévrisme (appelé FP ; faux positif). Pour éviter les faux négatifs lors de la recherche des microanévrismes, le système produit plusieurs RDIs pour obtenir une plus grande probabilité de détection de tous les microanévrismes.

Pour estimer le degré de flou, le système utilise le raisonnement à base de cas (RàPC). Le degré de flou est défini comme le degré que la RDI apparait un vrai positif

microanévrisme. Le degré de flou a une valeur comprise entre 0 et 1. Le degré de flou avec une valeur de 1 indique que la RDI correspond clairement à un vrai microanévrisme et le degré de flou avec une valeur de 0 indique clairement que la région RDI correspond à un faux microanévrisme. Tant dit que la méthode de classification par SVM indique si les RDIs correspondent à des vrais microanévrismes avec une valeur de 1 et des faux microanévrismes avec une valeur de 0.

Le terme “cas” représente une RDI, les descripteurs du problème sont les caractéristiques de la RDI. La solution représentée est le degré de flou de 0.0 à 1.0 et la méthode de classification par SVM qui comprend deux valeurs 0 ou 1. Le système RàPC jouera le rôle d’un classificateur des RDIs.

Le schéma suivant représente l’architecture du système :

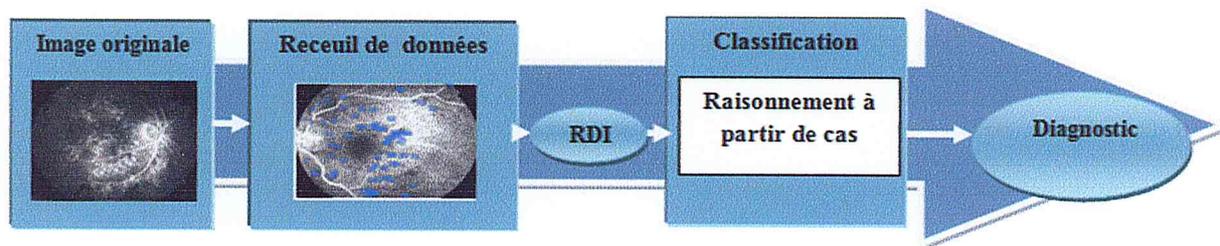


Figure III.1 : L’architecture du système.

III.2.2 Procédure recueil de données

Dans cette phase nous allons décrire la méthode adoptée pour la détection automatique des microanévrismes. Le résultat final de cette étape est un ensemble de RDIs pour qui un nombre de caractéristiques est calculé. Cette phase comprend trois étapes:

- une première étape correspondant à un prétraitement afin de diminuer le bruit et améliorer l’image.
- une deuxième étape correspondant à la segmentation d’image pour délimiter les RDIs, afin d’aboutir à l’extraction de leurs caractéristiques.
- une troisième étape à la caractérisation des RDIs.

Les étapes de la méthode sont illustrées dans la figure III.2 :

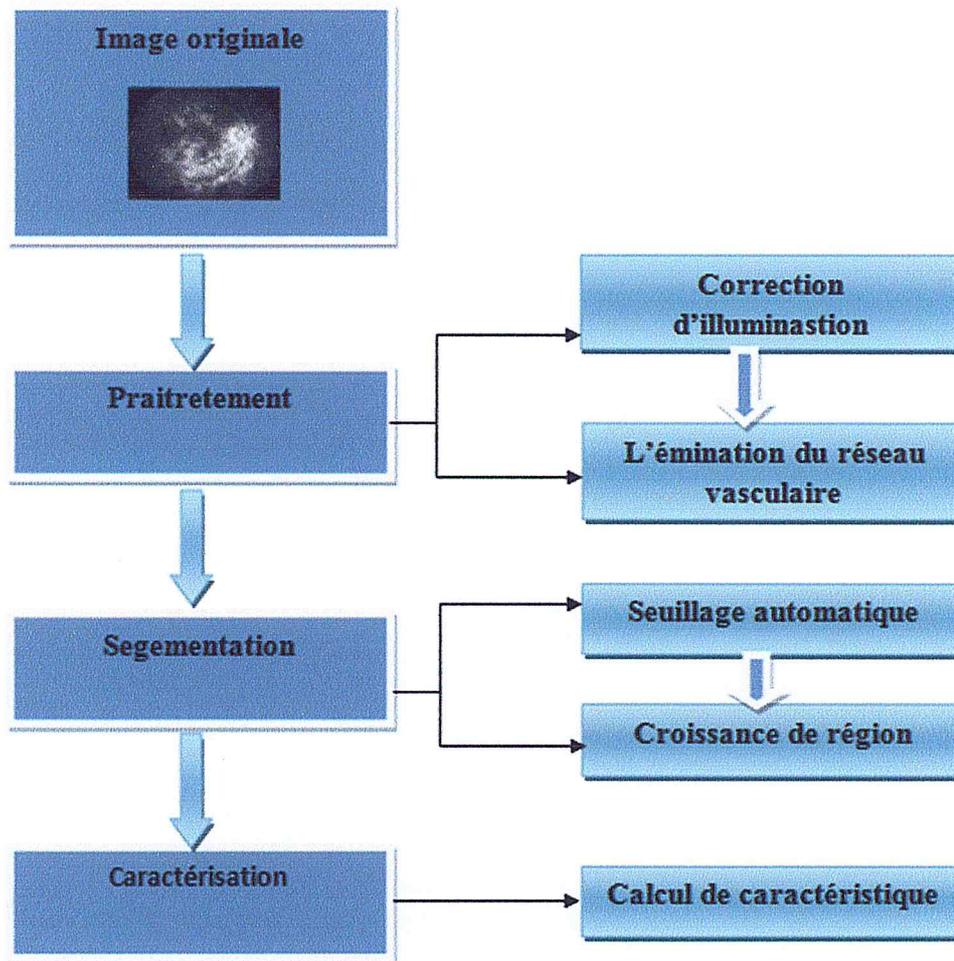


Figure III.2 : Différentes étapes de la procédure de recueil de données

III.2.2.1 Le prétraitement

Le prétraitement a pour but l'amélioration des images rétiniennes acquises, par la correction de l'illumination non uniforme dans l'image et par élimination du réseau vasculaire.

Correction de l'illumination non uniforme

La correction d'illumination non uniforme a beaucoup d'importance pour l'analyse automatique des images rétiniennes, car les structures de la rétine ne peuvent pas être caractérisées par leur couleur ou par leur niveau de gris. La non-uniformité de l'éclairage de la rétine est due aux méthodes d'illumination et à la géométrie de l'œil.

Afin de corriger l'illumination non uniforme, la différence entre la valeur de gris du pixel donné par rapport à une image qui est une approximation du fond est calculée, donc des variations lentes de valeurs du gris. Il existe plusieurs méthodes pour le calcul de

l'approximation du fond : nous pouvons, par exemple, calculer la moyenne de l'image en utilisant une grande fenêtre que l'on déplace sur l'image, ou calculer la médiane, réaliser une ouverture ou une fermeture morphologique, ou bien appliquer d'autres filtres qui éliminent tous les détails d'intérêt [Walter, 2003] .

Pour corriger l'illumination non uniforme un filtre moyen est appliqué à l'image. L'image corrigée $CI_{norm}(f)$ est obtenue en soustrayant l'image moyenne de l'image originale.

Soit f la fonction, $A(f)$ l'approximation du fond et c une constante (pour éviter des valeurs négatives). L'opérateur de correction d'illumination $CI(f)$ s'écrit sous la forme suivante :

$$[CI(f)](x) = f(x) - [A(f)](x) + c \quad (III.1)$$

L'élimination du réseau vasculaire

Dans une image angiographique le réseau vasculaire et les microanévrismes sont des éléments clairs, comme montre la figure III.3, pour distinguer entre le réseau vasculaire et les microanévrismes, une transformation chapeau haut de forme associée au supremum d'ouvertures est utilisée.

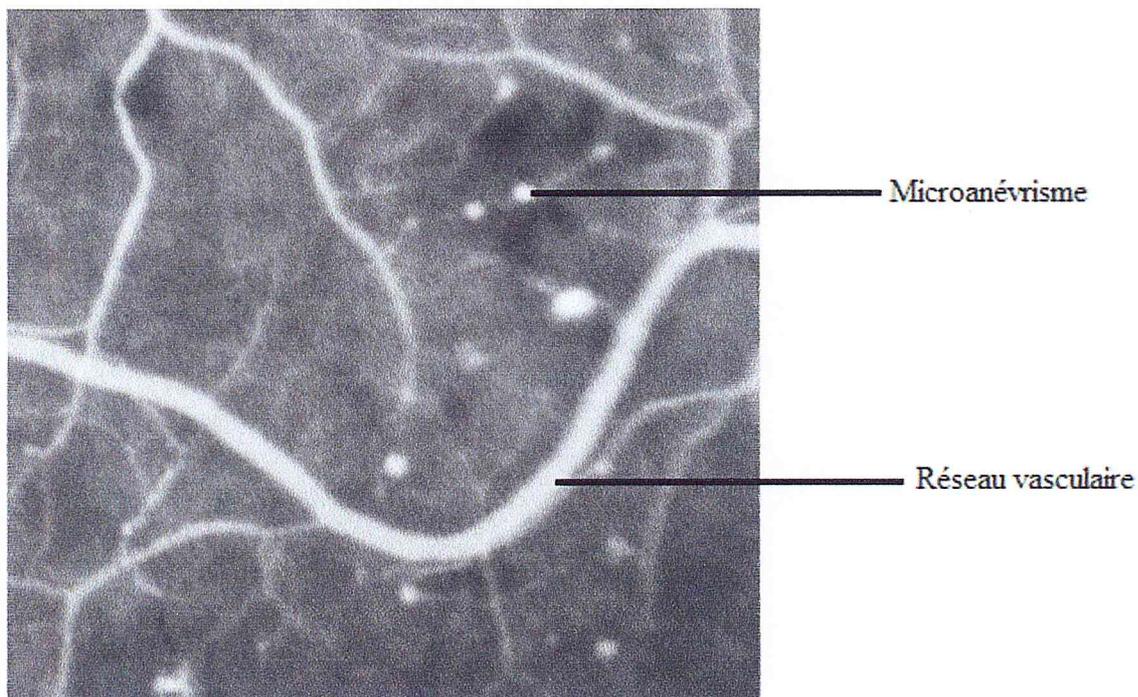


Figure III.3 : *Microanévrisme et le réseau vasculaire dans une image angiographique* [Bacha,2011].

Les microanévrismes correspondent à des pics dans une image angiographique, le meilleur critère pour les détecter est leur taille « leur diamètre ». Le réseau vasculaire est une structure fine et linéaire de forme allongée qui contient un élément structurant linéaire dans une direction. Le supremum d'ouvertures avec des éléments structurants linéaires efface les pics et préserve des structures fines suffisamment linéaires pour contenir l'élément structurant. Le supremum d'ouvertures est décrit par la formule suivante :

$$I_s = \sup_{i=1, \dots, dn} (g_{Bi}(I_c)) \quad (\text{III.2})$$

Où :

I_s est le supremum d'ouvertures.

I_c est l'image corrigée.

B est l'élément structurant linéaire.

dn nombre de directions.

Après l'élimination des pics par le supremum d'ouvertures qui sont les éléments recherchés, un chapeau haut de forme « top hat » est appliqué, dont sa formule est la suivante :

$$I_{\text{tophat}} = I_c - I_s \quad (\text{III.3})$$

Le chapeau haut de forme permet de préserver que des éléments clairs de taille inférieure à la taille de l'élément structurant, pour cela la taille de l'élément structurant choisie doit être assez importante pour favoriser les microanévrismes.

III.2.2.2 La segmentation d'image

a- La binarisation

Les régions candidates sont représentées par des objets sur une image binaire. L'image binaire est obtenue par l'application d'un seuil automatique sur l'image à teintes de gris. Le seuil correspond au contraste minimal d'une région pour être considérée comme un microanévrisme candidat.

Un mauvais choix du seuil peut entraîner un nombre de faux positifs extrêmement élevé ou des vrais positifs ratés. Une RDI est une région considérée comme un microanévrisme potentiel et que son contraste dépasse la valeur seuil, cette valeur est la même pour toutes les images. Le choix du seuil est très important pour distinguer entre les RDIs susceptibles d'être des microanévrismes et ceux qui ne le sont pas.

Le seuil est un compromis entre la sensibilité et la spécificité. La sensibilité est le pourcentage des microanévrismes qui ont été correctement détectés, alors que la spécificité est pourcentage des objets trouvés par l'algorithme sans qu'ils ne correspondent à des vrais microanévrismes.

Si par exemple l'application d'un seuil automatique dans une image donne un nombre de faux positifs très élevé et que tous les microanévrismes sont détectés, le seuillage dans ce cas ne sert à rien.

b- Croissance de régions

L'algorithme de croissance de régions est utilisé pour bien délimiter les RDIs. A partir d'un ensemble de points initiaux, cette méthode agrège les pixels suivant un double critère : l'homogénéité et l'adjacence.

Cette agrégation de pixels est contrôlée par un prédicat (expression booléenne). Le processus s'applique sur une ou plusieurs régions. Pour chaque région, il comprend une phase d'initialisation et une phase itérative. La phase itérative modifie la région R représentant l'objet segmenté.

Germes initiaux

L'initialisation de la croissance de régions nécessite le positionnement de germes désignant la ou les premières régions. Bien entendu, le point ou la zone germe doit faire partie de la région recherchée, au risque d'obtenir une segmentation partiellement, voire totalement erronée. Ces germes constituent donc la région initiale $R[0]$.

Un processus itératif

Suite à la phase d'initialisation, un processus itératif de déformation ajoute progressivement des points situés à la périphérie de la région en train de croître, s'ils respectent le prédicat. Ces nouveaux points sont regroupés dans l'ensemble que l'on note $C[n]$. Considérons une croissance de région ne faisant croître qu'une seule région. Étant donné une région initiale $R[0]$, la région suivante $R[n+1]$ est obtenue à partir de la région courante $R[n]$ et de la couronne $C[n]$ par la réunion suivante :

$$R[n+1] = R[n] \cup C[n].$$

Dans la croissance de région, la condition d'agglomération implique la définition d'un terme de similarité entre un point candidat et la région segmentée.

Ce terme de ressemblance, appelé critère, est utilisé par le prédicat pour décider de l'ajout ou non d'un pixel. En pratique, le critère implique presque toujours une mesure d'homogénéité sur les intensités des points de la région segmentée [Rose, 2008]. Cet algorithme est décrit ci-dessous :

Créer la liste « [D] » des points de départs

Pour chaque pixel « P » dans la liste « [D] »

Si le pixel « P » est déjà associé à une région, alors prendre le pixel « P » suivant dans la liste « [D] »

Créer une nouvelle région « [R] »

Ajouter le pixel « P » dans la région « [R] »

Calculer la valeur/couleur moyenne de « [R] »

Créer la liste « [V] » des pixels voisins du pixel « P »

Pour chaque pixel « Pn » dans la liste « [V] »

Si (« Pn » n'est pas associé à une région ET « R + Pn » est homogène) **Alors**

Ajouter le pixel « Pn » dans la région « [R] »

Ajouter les pixels voisins de « Pn » dans la liste « [V] »

Recalculer la valeur/couleur moyenne de « [R] »

Fin Si

Fin Pour

Fin Si

Fin Pour

L'étape caractérisation est très importante pour pouvoir classifier les RDIs dans l'une des deux classes : vrais positifs ou faux positifs microanévrismes. Toutefois, il faut bien choisir les caractéristiques utilisées, l'usage des caractéristiques non significatives dans la classification influe sur les résultats obtenus. Afin d'éviter l'accumulation des caractéristiques dont l'utilité n'est pas démontrée, une examination de leur distributions pour les faux positifs et pour les vrais positifs est nécessaire.

Les caractéristiques utilisées sont les suivantes :

1- La surface

La caractéristique de la surface représente le nombre de pixel de la RDI.

2- La circularité

Comme les microanévrismes ont l'apparence d'une forme proche d'un cercle, un autre critère de sélection peut reposer sur la morphologie des particules. Dans le chapeau haut de forme, il n'y a que des éléments de taille inférieure à un paramètre λ . Par contre, il peut y avoir quand même des éléments dans la coupe transversale qui ne sont pas du tout circulaire, mais plutôt de forme allongée. Pour cela, nous pouvons utiliser le critère de circularité des particules qui a une valeur entre 0 et 1. Plus la forme ressemble à un cercle, plus cette valeur sera proche de 1.

La circularité C d'une forme géométrique fermée plane quelconque est définie par la formule suivante :

$$C = \frac{4\pi S}{p^2} \quad (\text{III.4})$$

Où :

S est l'aire de forme géométrique.

p est le périmètre.

3- La mesure de contraste

Le contraste d'une RDI est le rapport entre la moyenne sur la région candidate et une région située autour. Cette caractéristique est plus robuste par rapport au bruit parce que la valeur de la caractéristique n'est pas dépendante d'un seul pixel.

$$\text{Contr}(Ri) = \frac{M_{int}}{M_{ext}} \quad (\text{III.5})$$

Où :

$$M_{ext} = \frac{\sum_{j \in Ext(Ri)} Im(j)}{S_{ext}} \quad (\text{III.6})$$

$$M_{int} = \frac{\sum_{j \in Ri} Im(j)}{S_i} \quad (\text{III.7})$$

Avec : R_i est la région d'intérêt

S_i surface de la RDI

S_{Ext} surface de région située autour de la RDI

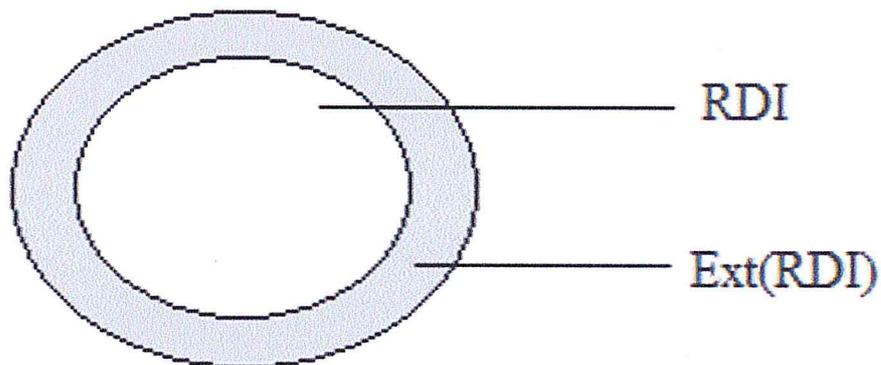


Figure III.4: La caractéristique de contraste.

4- L'intensité moyenne

L'intensité moyenne d'une RDI peut être calculée dans l'image originale (formule III.8) ou dans l'image corrigée (formule III.9).

$$IM_{ori} = \frac{\sum_{j \in R_i} Im_{ori}(j)}{S_i} \quad (III.8)$$

$$IM_{corr} = \frac{\sum_{j \in R_i} Im_{corr}(j)}{S_i} \quad (III.9)$$

Où :

R_i est la région d'intérêt

S_i est la surface de la RDI

III.2.3 La classification par le système RàPC

La classification par le système RàPC permet de décider si la RDI correspond à un microanévrisme ou pas. L'importance du RàPC est qu'il résout des problèmes en se basant sur les solutions des problèmes déjà rencontrés dans le passé. Dans un système RàPC, l'expertise est capitalisée dans une base de cas passés. Le système RàPC utilise deux approches : la méthode de classification par SVM suivant la stratégie « un contre tous » qui identifie les vrai microanévrismes et les faux microanévrismes et le calcul de degré de flou correspondant à un vrai micoranévrisme à partir des valeurs des caractéristiques de chaque RDI. La valeur de degré de flou est de 0 faux microanévrisme à 1 vrai microanévrisme. Dans ce système RàPC, nous adopterons le cycle à cinq phases : élaboration, remémoration, adaptation, révision, apprentissage. La figure III.5 illustre l'architecture du système RàPC.

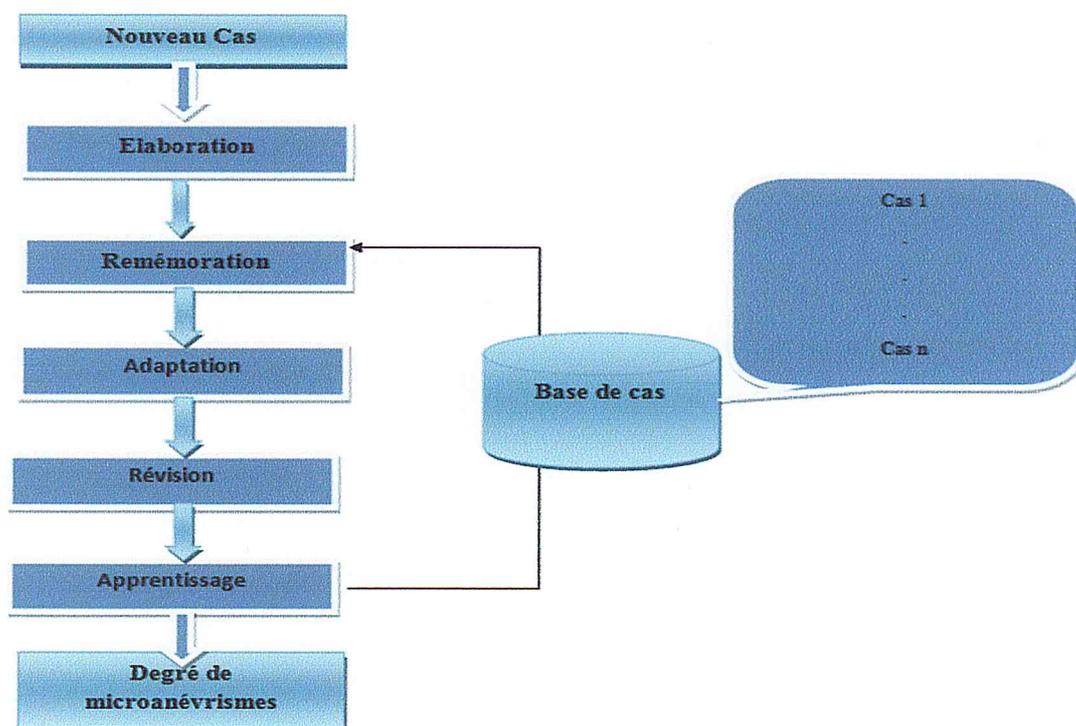


Figure III.5 : L'architecture du système RàPC

III.2.3.1 Phase Elaboration

La phase d'élaboration permet de passer d'un problème souvent mal exprimé à un problème correctement défini. Le cas est représenté dans notre système par le modèle structurel. Un cas doit être décrit par la solution qui peut être des valeurs à estimer, des actions à adopter, des règles à suivre, etc.

Dans notre système un cas se référant à une RDI est décrit par :

- Les caractéristiques de la RDI calculées représentent les descripteurs de la partie problème de ce cas.
- Le résultat obtenu par l'approche SVM ou degré de flou à estimer représente la partie solution de chaque cas.

La partie problème: est composée de trois descripteurs :

- L'intensité moyenne : ds1
- Contraste : ds2
- Circularité : ds3

La partie solution: est selon le choix de l'utilisateur entre les deux approches : la valeur de degré de flou à estimer, μ , sa valeur est entre 0 (faux positif microanévrisme) et 1 (vrai positif microanévrisme) ou la valeur de résultat obtenue par l'approche SVM qui est 0 ou 1.

Num_Cas	Partie problème			Partie solution
N	Partie problème			Solution
	Ds1	Ds2	Ds3	VP

Tableau III.1: Structure d'un cas de classification.

Comme toutes les caractéristiques de la RDI sont importantes, les poids attribués à chaque caractéristique sont égaux, soit w_i le poids du descripteur ds_i , $\forall i, w_i(ds_i)=1$.

III.2.3.2 Phase remémoration (Recherche de cas similaire)

La phase de remémoration s'appuie sur une mesure de similarité qui dépend de la représentation du cas. Elle permet de trouver les ou le cas source le plus similaire au cas cible.

- **Recherche de cas similaire par K plus proche voisin (K-PPV)**

Deux mesures de comparaisons sont considérées dans cette approche :

- Mesure de similitude « dV »: reposant sur le calcul de la similarité entre le cas source et le cas cible.
- Mesures de dissimilarité « dF »: reposant sur la notion de diversité. Pour calculer la similarité entre le cas cible et les cas source, nous allons utiliser la mesure de similarité qui est décrite ci-dessous :

$$\text{Similarité}(C, S) = \sum_{i=1}^n W_i * \text{sim}(d_i^c, d_i^s) \quad (\text{III.10})$$

Où :

w_i est le poids du descripteur.

sim est la fonction de similarité.

d_i^c, d_i^s sont les valeurs du descripteur i dans le cas cible et respectivement le cas source.

Il existe plusieurs algorithmes de similarité. Nous avons utilisé l'algorithme k plus proche voisin (noté K-PPV). Il permet de mesurer la similarité entre le problème pose (cas cible) et le k candidat (cas source) considéré comme étant le plus proche et la distance euclidienne comme fonction de similarité sim .

dV : est la distance euclidienne entre le cas cible et le plus proche vrai microanévrisme.

dF : est la distance euclidienne entre le cas cible et le plus proche faux microanévrisme.

- **Recherche de cas similaire par Les machines à vecteur support (SVM) [Kadri et al ,2013] [Eddaoudi, 2012]**

Le SVM standard est un classificateur binaire qui a trouvé une large utilisation dans les problèmes de reconnaissance des formes comme l'image et la reconnaissance audio, reconnaissance de l'écriture, de la médecine, de la science, de la finance et ainsi de suite.

L'adaptation des SVM bi classe au cas multiclasse, peut se faire de trois façons différentes. Le choix va dépendre de la taille du problème.

- L'approche un contre tous consiste, à entrainer un SVM bi-classe en utilisant les éléments d'une classe contre tous les autres. Il s'agit de résoudre les problèmes de l'ordre de, c SVM chacun de taille n .
- L'approche un contre un : consiste à entrainer $\frac{c(c-1)}{2}$ SVM sur chacun des couples de classes, puis à décider de la classe gagnante soit par un vote majoritaire soit, en traitant les résultats grâce à l'estimation de probabilités a posteriori. Le nombre de classifieurs SVM à entrainer, peut être réduit en utilisant un codage astucieux pour les classes, à travers un code correcteur d'erreur ou un graphe direct acyclique.
- L'approche globale, consiste à traiter le problème en une seule fois. Cela peut se faire en posant formellement le problème, par exemple si l'on note $f_\ell(x) - b_\ell$ la fonction de discrimination associée à la classe ℓ

Dans notre projet, nous avons opté pour la stratégie "un contre tous" qui consiste, à construire deux classifieurs binaires, en confrontant chacune des classes. En phase de test, l'échantillon à classer, est analysé par chaque classifieur.

Cette méthode de classification par SVM permet l'identification des vrais microanévrismes et des faux microanévrismes pour cela il n'y a pas de phase d'adaptation car on va utiliser la solution du cas similaire comme solution.



III.2.3.3 Phase adaptation

Le résultat de la phase recherche de cas similaire (methode de classification K plus proche voisin) est un ensemble qui contient deux cas. Le premier cas est le cas similaire le plus proche au cas cible et le deuxième cas est le cas dissimilaire le plus proche au cas cible. dV est la distance euclidienne entre le cas cible et le cas source le plus similaire. dF est la distance euclidienne entre le cas cible et le cas source le plus dissimilaire.

Le degré de flou, μ , correspondant à un vrai microanévrisme, du cas cible est estimé par la fonction suivante:

$$\mu = f(dV, dF) \quad (\text{III.11})$$

Cette fonction donne des valeurs entre 0 et 1. Un cas avec un $\mu = 1$ appartient complètement à la catégorie des vrais microanévrismes tandis qu'un cas avec $\mu = 0$ appartient complètement à la catégorie des faux microanévrismes. Le Degré de flou obtenu repose sur le principe de la théorie d'ensembles flous.

$$f(dF, dV) = \frac{dF}{df+dV} \quad (\text{III.12})$$

Notion d'ensemble et de sous ensemble

Une des notions fondamentales dans les mathématiques est la notion d'ensemble, créé par le mathématicien Georg Cantor. Il a défini les ensembles comme des collections d'objets, appelés éléments, bien spécifiés et tous différents. Dans la théorie des ensembles, un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble. Ainsi, nous pouvons définir un ensemble par une fonction caractéristique pour tous les éléments x de l'univers de discours U . L'univers du discours est l'ensemble référentiel qui contient tous les éléments qui sont en relation avec le contexte donné.

La fonction caractéristique de l'ensemble E , $\mu_E : U \rightarrow \{0, 1\}$ est définie comme [Samuel, 2009]:

$$\mu_E(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in E \\ 0 & \text{si } x \notin E \end{cases} \quad (\text{III.13})$$

Zadeh [Samuel, 2009] le fondateur de la théorie des ensembles flous a étendu la notion d'un ensemble classique à l'ensemble flou qui le définit comme: «étant une collection telle que l'appartenance d'un élément quelconque à cette collection peut prendre toutes les valeurs entre 0 et 1 ». C'est une extension de la théorie des ensembles classiques où l'appartenance à un ensemble ne peut avoir que la valeur 0 (n'appartient pas) ou la valeur 1 (appartient)

Valeur d'appartenance

La valeur d'appartenance est le degré de compatibilité d'un élément avec le concept qui est représenté par un ensemble flou. La fonction $\mu_B(x) : U \rightarrow [0, 1]$ est appelée une fonction d'appartenance. La valeur $\mu_B(x)$

mesure l'appartenance ou le degré avec lequel un élément x appartient à l'ensemble B :

$$\mu_B(x) = \text{Degré}(x \in B)$$

L'ensemble de flou dans notre cas est utilisé pour modéliser l'incertitude dans la connaissance.

L'incertitude

La fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ est utilisée pour indiquer le degré de vérité de la proposition x est A . Dans ce cas, on connaît la valeur de x mais on ne connaît pas à quel ensemble elle appartient; en effet x peut appartenir à plusieurs ensembles avec différents (ou mêmes) degrés d'appartenance. L'ensemble flou modélise alors ici l'aspect incertain de la connaissance.

III.2.2.4 Phase Révision

Dans cette phase le degré de flou, μ , est révisé par l'utilisateur. Si le cas actuel est définitivement diagnostiqué par l'utilisateur comme étant un vrai microanévrisme, le degré de flou associé à ce cas change à 1.0, dans le cas contraire le degré de flou est mis à 0.0

III.2.2.5 Phase apprentissage

Dans la dernière phase, le cas cible est stocké dans la base de cas. Les deux dernières phases peuvent être ignorées par l'utilisateur s'il ne veut pas mettre à jour la base de cas.

III.3 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons décrit l'approche adoptée pour l'extraction d'informations pertinentes à partir de l'image angiographique rétinienne. Le dernier chapitre est consacré à la mise en œuvre du système de détection des microanévrismes, dont l'application, est faite sur des cas réels d'images angiographiques rétiniennes.

Chapitre 4

Mise en œuvre de système, Testes et Résultats

IV. 1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons définir les outils de développement adopté ainsi que le langage de programmation utiliser, avec une présentation de notre implémentation logicielle ainsi que les résultats de quelques testes appliqués, dont l'étude a été faite précédemment.

IV.2 Environnement de travail

IV.2.1 Matériel

Pour le développement de notre application, nous avons utilisé un micro-ordinateur, menu essentiellement de :

- Une mémoire vive RAM de capacité 2 Go.
- Windows 7 32bit.
- Un disque dur de 230 Go avec une fréquence de 200 Mhz.

IV.2.2 MATLAB

MATLAB (« matrix laboratory ») est un langage de programmation de quatrième génération émulé par un environnement de développement du même nom ; il est utilisé à des fins de calcul numérique. Développé par la société The MathWorks, MATLAB permet de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes, de créer des interfaces utilisateurs, et peut s'interfacer avec d'autres langages comme le C, C++, Java [Manuel, 2005] .

IV.2.2.1 Présentation du 'gui'

Les interfaces graphiques (ou interfaces homme-machine) sont appelées GUI (pour Graphical User Interface) sous MATLAB. Elles permettent à l'utilisateur d'interagir avec un programme informatique, grâce à différents objets graphiques (boutons, menus, cases à cocher...). Ces objets sont généralement actionnés à l'aide de la souris ou du clavier. Malgré le fait que les interfaces graphiques semblent secondaires, par rapport au développement du cœur d'une application, elles doivent néanmoins être conçues et développées avec soin et rigueur. Leur efficacité et leur ergonomie sont essentielles dans l'acceptation et l'utilisation de ces outils par les utilisateurs finaux.

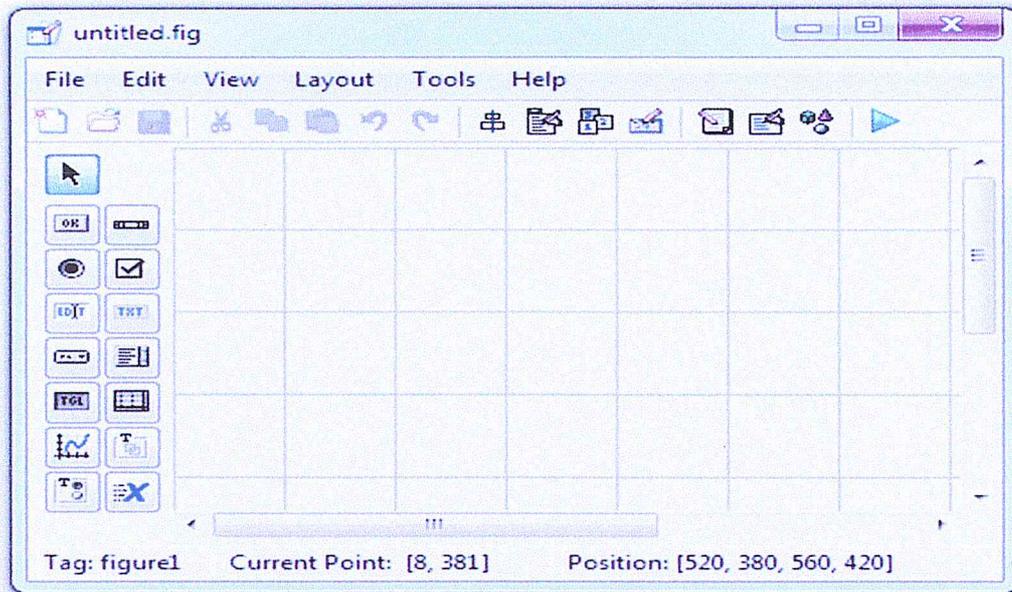


Figure IV.1: Fenêtre principale du guide [Gonzalez, 2005].

IV.2.3 SQL SERVER

SQL (sigle de Structured Query Language, en français langage de requête structurée) est un langage informatique normalisé servant à exploiter des bases de données relationnelles. La partie langage de manipulation des données de SQL permet de rechercher, d'ajouter, de modifier ou de supprimer des données dans les bases de données relationnelles.

Outre le langage de manipulation des données, la partie langage de définition des données permet de créer et de modifier l'organisation des données dans la base de données, la partie langage de contrôle de transaction permet de commencer et de terminer des transactions, et la partie langage de contrôle des données permet d'autoriser ou d'interdire l'accès à certaines données à certaines personnes.

Créé en 1974, normalisé depuis 1986, le langage est reconnu par la grande majorité des systèmes de gestion de bases de données relationnelles (abrégé SGBDR) du marché.

Le langage SQL propose un langage de requêtes. Néanmoins, le langage SQL ne possède pas la puissance d'un langage de programmation :

entrées/sorties, instructions conditionnelles, boucles et affectations. Pour certains traitements il est donc nécessaire de coupler le langage SQL avec un langage de programmation complet.

Pour cela nous avons utilisé MATLAB version 8.4.0 (R2014b) et la version Microsoft SQL Server 2014 Management studio.

IV.3 Présentation du logiciel

IV.3.1 Interface principale

Notre system se décompose de trois phases majeures : la phase de recueil de donnée, classification par RàPC et l'affichage du diagnostic final. La fenêtre principale permet d'accéder aux différentes phases.



Figure IV.2 : Interface principale.

Interprétation

Voici l'interface de notre système nommé **RD_DMA** (Rétinopathie Diabétique Détection des Microanévrisme) et pour affiche cette fenêtre il suffit d'exécuter le programme Menu dans la fenêtre répertoire courant "**Gurrent Directory**".

IV.3.2 Interface recueil de données

Ce panneau dispose d'un bouton Parcourir, Accueil et trois panneaux « Prétraitement, Segmentation, Caractérisation ».

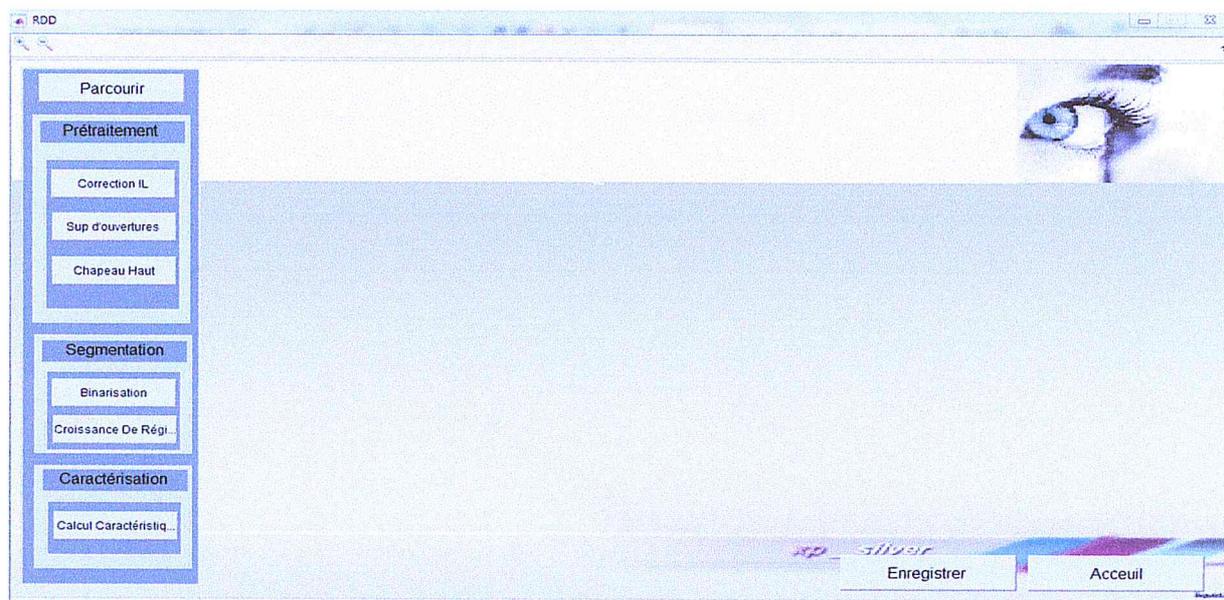


Figure IV.3 : *Interface recueil de données*

- 1- Le bouton **Parcourir** permettant à l'utilisateur de choisir le nom du fichier image à ouvrir, qui passera par la suite par plusieurs traitements : le prétraitement, la segmentation et finalement la caractérisation.
- 2- Le panneau **Prétraitement**

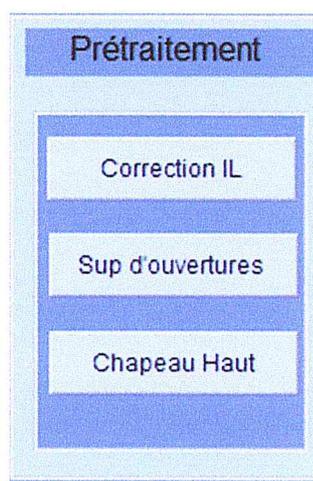


Figure IV.4 : *Panneau de prétraitement.*

- Le bouton Correction IL : permet de corriger l'illumination non uniforme de l'image.
- Le bouton Sup d'ouvertures: permet l'application du supremum d'ouvertures.
- Le bouton Chapeau haut: permet d'appliquer un chapeau haut de forme.

3- Le panneau Segmentation

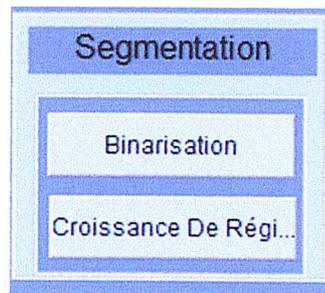


Figure IV.5 : *Panneau de segmentation.*

- Le bouton Binarisation: permet d'obtenir une image binaire après l'application d'un seuil automatique.
- Le bouton croissance de régions: permet d'appliquer l'algorithme de croissance de régions.

4- Le panneau Caractérisation

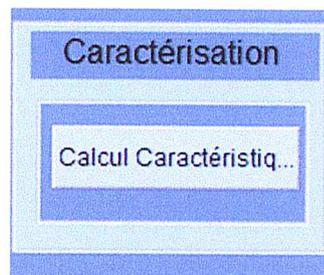


Figure IV.6 : *Panneau de caractérisation.*

- Le bouton calcul caractéristique: à son exécution, un vecteur de caractéristiques est calculé pour chaque région.
- 5- Le bouton Accueil permet de retourner vers la fenêtre principale.

IV.3.3 Interface Classification par RàPC

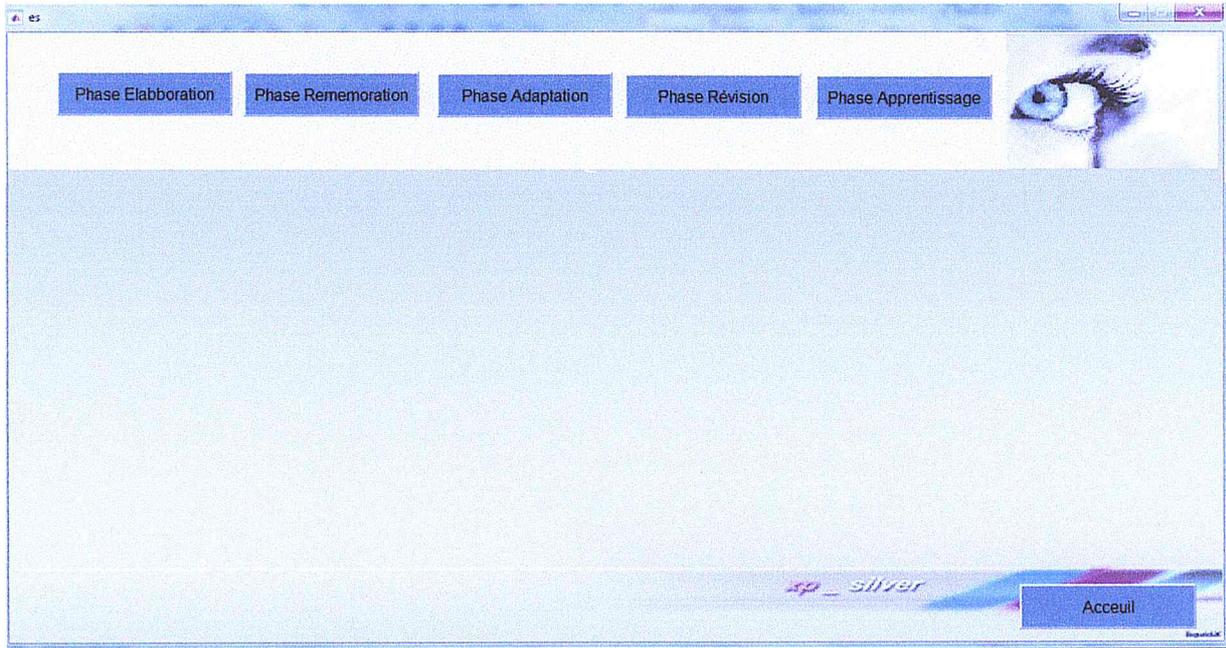


Figure IV.7: *interface classification par RàPC.*

Ce panneau permet de visualiser le cas dans les différentes étapes du cycle de RàPC :

- Phase Elaboration
- Phase Remémoration
- Phase Adaptation
- Phase Révision
- Phase Apprentissage
- Le bouton Accueil: permet de retourner vers la fenêtre principale.

IV.4 Application et interprétation des résultats

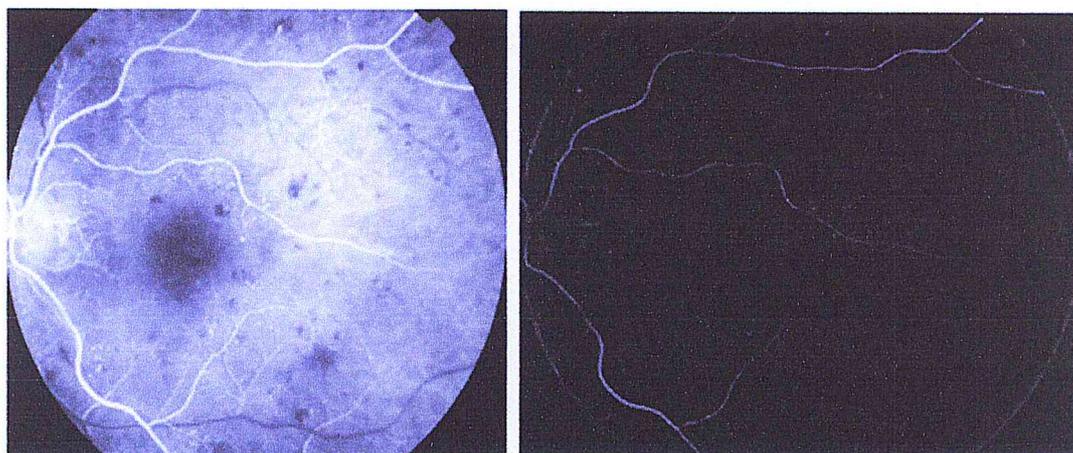
Les différentes étapes nécessaires pour la détection automatique des microanévrismes sont présentées ci-dessous:

IV.4.1 Phase recueil de données

- Il faut tout d'abord charger l'image angiographique qui passera par la suite par plusieurs traitements :

- **le prétraitement**

- Correction d'illumination : permet de corriger l'illumination non uniforme de l'image, nous avons utilisé un filtre moyen avec une taille de fenêtre qui permet de favoriser les microanévrismes par rapport aux autres structures dans l'image ayant une taille plus grandes. L'image corrigée est obtenue par la soustraction de l'image filtrée de l'image originale.

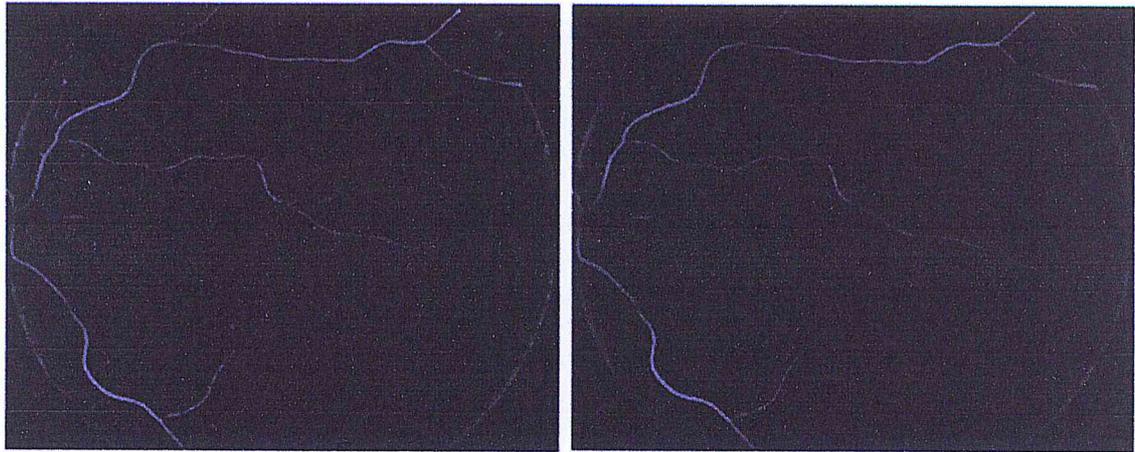


a) L'image original.

b) l'image obtenue après la correction d'illumination de (a).

Figure IV.8 : *L'image angiographique après la correction de l'illumination non uniforme.*

- Le supremum d'ouvertures: permet l'application du supremum d'ouvertures en considérant un élément structurant linéaire. Pour que ce filtrage morphologique soit assez discriminant, la taille de l'élément structurant utilisé doit être relativement élevée. Après plusieurs tests, nous avons obtenu de bons résultats avec une taille égale à 17 (figure IV.9).



a) l'image obtenue après la correction
d'illumination de (a).

b) l'image obtenue après l'application de
supremum d'ouvertures

Figure IV.9 : *L'image angiographique après l'application du supremum d'ouvertures.*

- L'application de chapeau haut de forme : permet d'appliquer un chapeau haut de forme sur l'image améliorée pour éliminer le réseau vasculaire. Le chapeau haut de forme comme illustre la (figure IV.10) permet la distinction entre le réseau vasculaire à l'aide d'un élément structurant.



a) l'image obtenue après l'application de
Supremum d'ouvertures

b) l'image obtenue après l'élimination
du réseau vasculaire

Figure IV.10 : *L'image angiographique après l'application du chapeau haut de forme*

- **Segmentation**

- Binarisation : cette étape repose sur le choix d'un seuil pour la détection des objets recherchés. Binariser une image revient à segmenter l'image en deux classes : le fond et l'objet. Un seuil mal choisi peut générer un grand nombre de faux positifs ou des vrais positifs peuvent être ratés (figure IV.11).

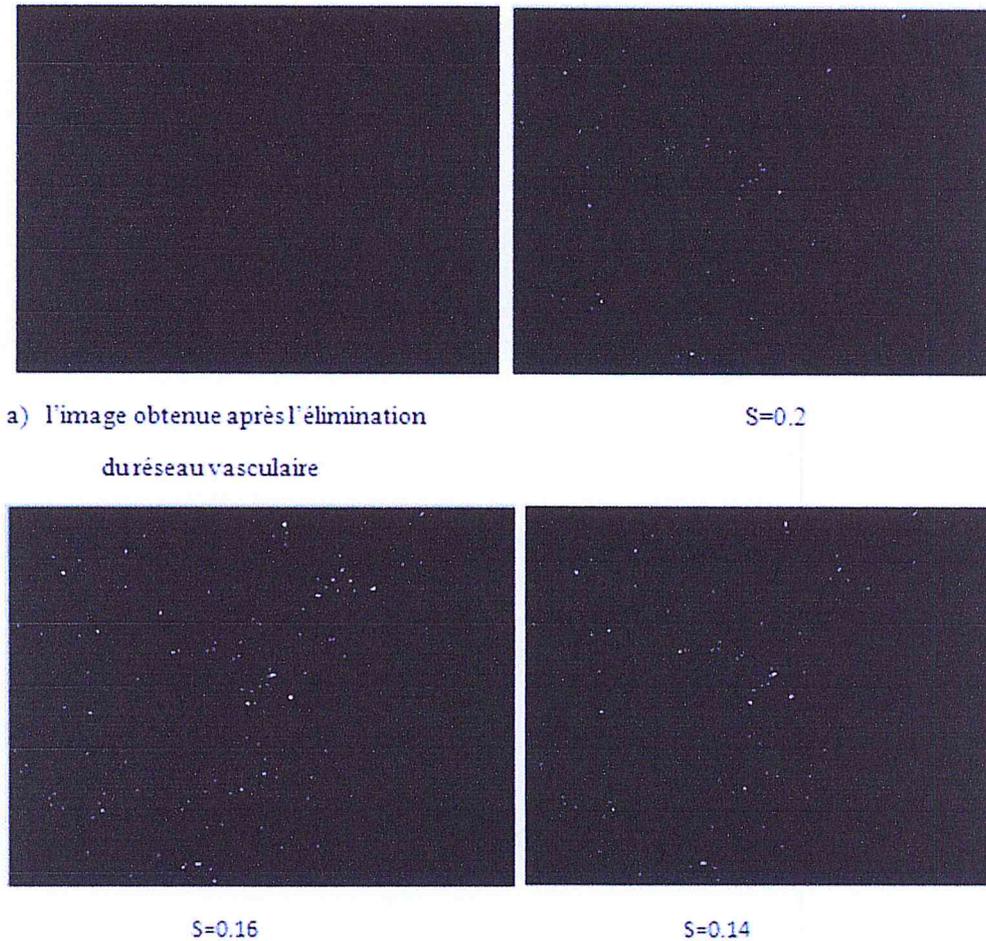
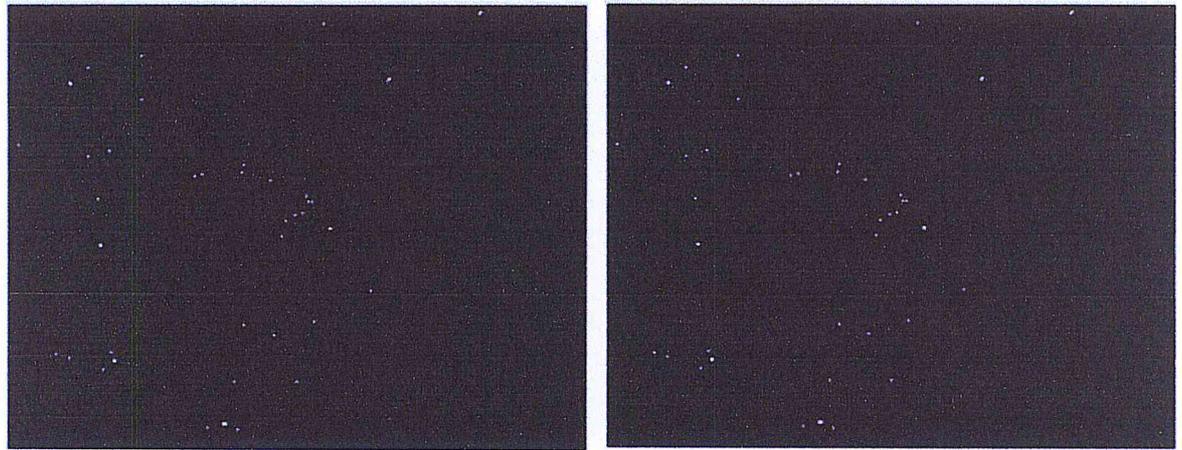


Figure IV.11 : *L'influence du seuil sur les résultats*

- Croissance de régions: permet d'appliquer l'algorithme de croissance de régions. sur l'image binaire pour bien délimiter les objets obtenus (figure IV.12).



a) l'image binaire

b) l'image (a) après l'application de L'algorithme croissance de région.

Figure IV.12 :L'application de l'algorithme de croissance de régions

Caractérisation

- Calcul caractéristique: les caractéristiques sont calculées pour l'image traitée.

Num_cas	Contraste	IntensitéM	Circularité
58	1.9375	0.2431	6.5423
59	2.2496	0.2458	1.7694
60	2.1770	0.2488	1.7694
61	2.4784	0.2735	2.3859
62	2.0157	0.2510	inf
63	2.4880	0.2805	1.7044
64	1.4964	0.2039	inf
65	2.2400	0.2289	1.7887
66	1.9820	0.2157	inf
67	2.1148	0.2168	3.9751
68	1.9192	0.2235	6.5423
69	1.4670	0.2105	2.4533
70	1.5890	0.2275	inf
71	1.7500	0.2198	6.5423
72	2.1436	0.2527	1.5281
73	1.3704	0.2178	6.5423
74	2.7194	0.2536	0.6312

Figure IV.13 : Caractérisation.

IV.4.2 Phase classification par RàPC

Basé sur l'analyse de trois caractéristiques (intensité moyenne, contraste, circularité), le système RD_DMA permet de classer les régions détectées dans l'une de ces deux classes : vrais positifs ou faux positifs, selon la base de cas construite.

La région sélectionnée au niveau de la phase de recueil de données représentera le cas illustré dans les étapes du cycle du RàPC qui sont les suivantes :

- Ces testes sont faits par la méthode de la logique de flou qui utilise le classifieur KPPV.

-Phase Elaboration : permet de structurer les informations de la région sélectionnée sous forme d'un cas.

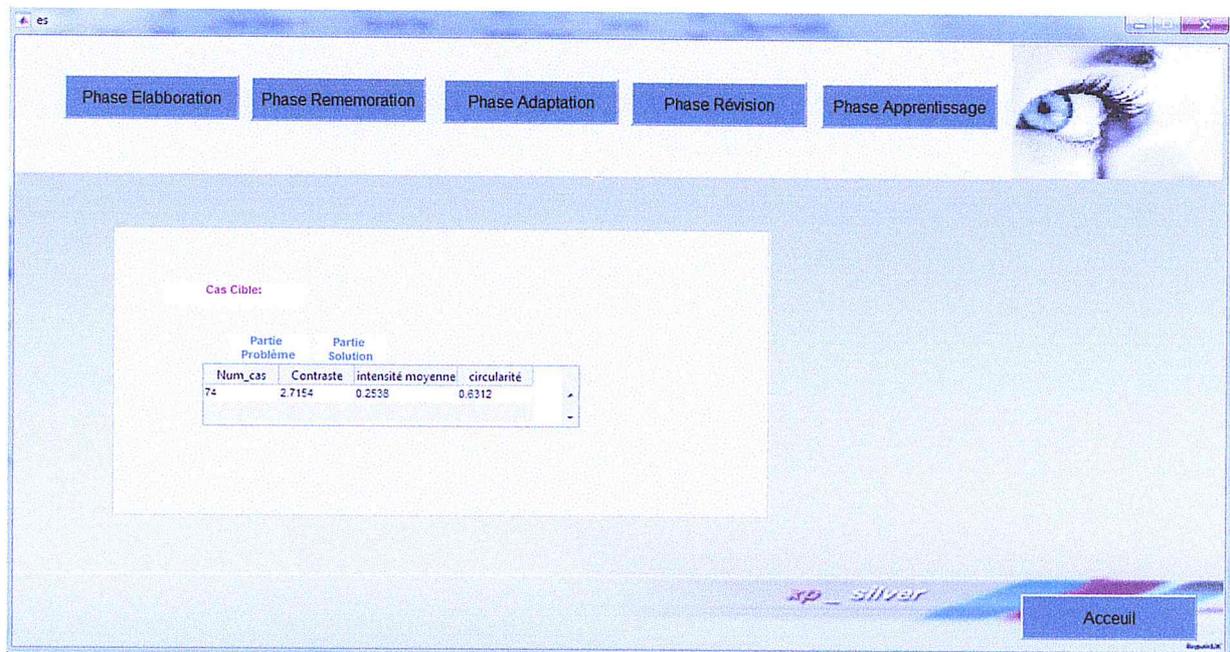


Figure IV.14 : Phase Elaboration.

-Phase Remémoration : permet de rechercher le cas le plus similaire ainsi le cas le plus dissimilaire.

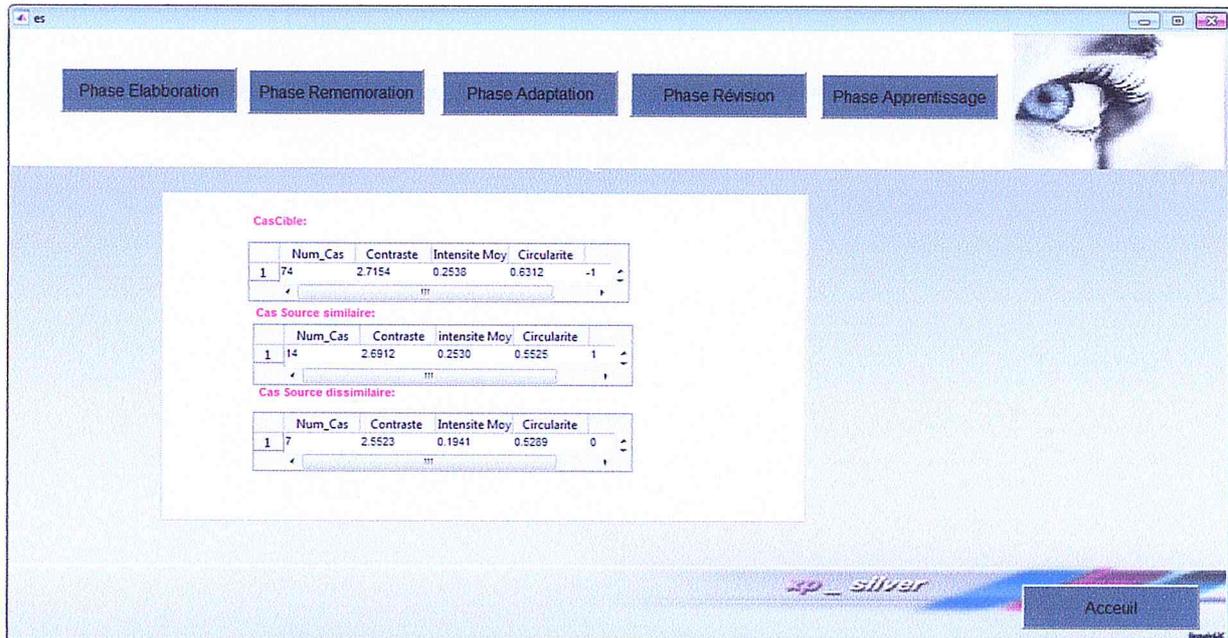


Figure IV.15 : Phase Remémoration

-Phase Adaptation : dans cette phase le degré de flou VP, degré d'appartenance à l'une des deux classes, est calculé par la formule (III.12). Si VP est supérieur ou égale 0.5, la région appartient à la classe des vrais positifs sinon elle appartient aux faux positifs.

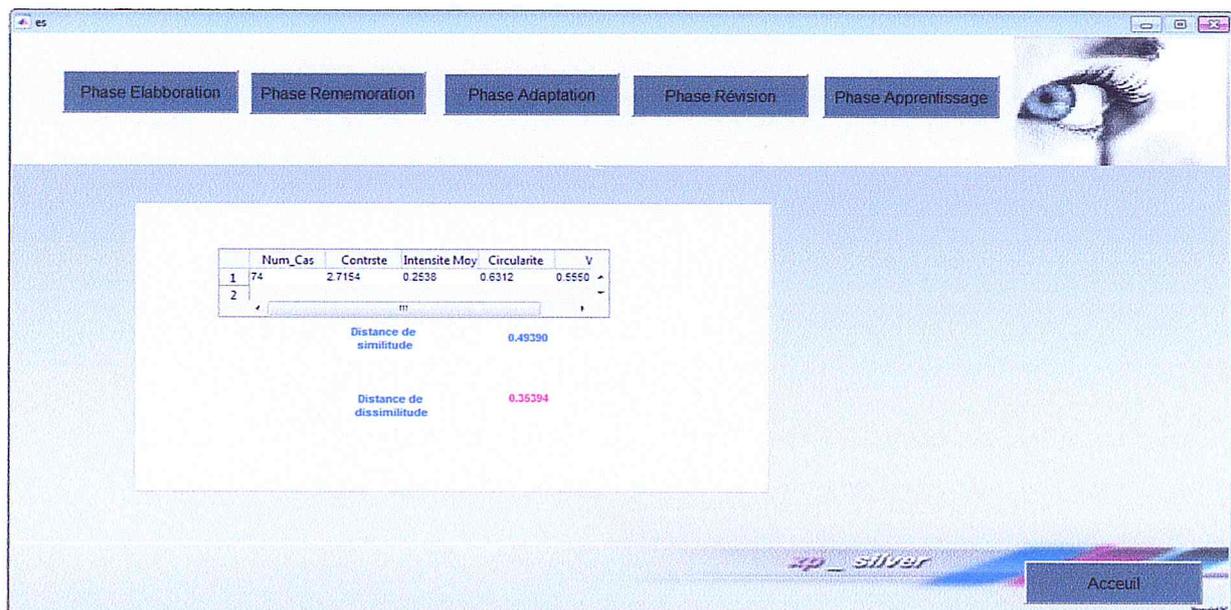


Figure IV.16 : Phase Adaptation.

IV.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le système développé que nous avons réalisé dans le but de la détection automatique des microanévrismes sur des images angiographiques rétiniennes. Après avoir détecté les régions d'intérêt, nous avons réalisé une étape de classification par le RàPC. La classification par le RàPC en introduisant deux différentes approches pour la détection des microanévrismes : **la méthode de classification SVM** suivant la stratégie « un contre tous » qui a confirmé sa performance grâce a un choix judicieux des attributs de caractérisation et **la logique de flou** par l'estimation du degré de flou , qui correspond à un vrai microanévrisme et qui fournit une méthode très robuste de classification par rapport aux autres méthodes .

Conclusion générale

Conclusion générale

Nous avons abordé dans ce travail, l'analyse d'images angiographiques rétiniennes par le raisonnement à partir de cas pour l'aide au diagnostic médical. Le raisonnement à base de cas (RàPC) est un outil qui permet de capitaliser les connaissances acquises dans une base de cas, afin d'émuler le comportement de l'ophtalmologiste. Le RàPC évite ainsi la perte des connaissances, en préservant toutes les expériences pertinentes nécessaires pour la prise de décision.

Les images médicales sont principalement destinées à l'observation humaine. Actuellement, elles sont analysées automatiquement par des systèmes intelligents assurant la surveillance et le suivi des maladies. L'analyse d'images rétiniennes par le RàPC doit traiter le problème de représentation d'informations extraites, dans une structure appropriée, à partir de l'image.

Nous avons proposé et réalisé une approche pour la détection automatique des microanévrismes. La **première étape** est l'étape de recueil de données. Elle consiste tout d'abord à améliorer l'image angiographique, altérée par les conditions d'acquisition, et qui se caractérise par un faible contraste. Un ensemble de traitements morphologiques permet par la suite l'élimination du réseau vasculaire. L'application du supremum d'ouvertures, a permis l'isolation de candidats susceptibles de représenter des microanévrismes. Ensuite, la segmentation de l'image a été réalisée par l'application d'un seuil automatique; l'algorithme de croissance de régions est appliqué afin de bien délimiter les régions obtenues (RDIs).

Finalement, les caractéristiques de chaque RDI sont calculées. La **deuxième étape** de notre système, est la classification par le RàPC qui utilise deux méthodes différentes pour aboutir au résultat : la classification par SVM et la logique de flou. La base de cas contient un ensemble de cas sources (ensemble d'apprentissage). Chaque cas source correspond à un candidat pour lequel le résultat de la classification est connu « *vrai positif* ou *faux positif* ». A partir de cet ensemble, la classification par SVM est faite pour identifier le vrai microanévrisme ; de cet ensemble est dérivée une règle de classification. Cette dernière est utilisée au niveau de la phase d'adaptation où un degré de flou est estimé pour le nouveau cas. Le degré de flou indique si le cas correspond à un microanévrisme (vrai positif).

L'approche proposée a été testée sur des données réelles. Les photographies numérisées sont prises dans des centres de santé et télé transmises à des centres de lecture où

elles seront interprétées par des méthodes d'analyse automatique. Cela permettra une réduction considérable de la charge de travail pour les spécialistes.

D'autres améliorations pourront être apportées à notre travail comme l'analyse d'image par le RàPC pour la détection d'autres structures pathologiques comme les exsudats, les hémorragies...etc.

Bibliographie

Bibliographie

A

[Aamodt et al,1994]: A .Aamodt., E.Plaza. «Case-based reasoning: foundational issues, methodological variations and system approaches». AICom Artificial Intelligence Communications, vol.7, n°1, pp 39-59, mars 1994.

B

[Bacha, 2011] : S.Bacha, S.Bendali, Analyse d'images rétiniennes pour l'aide au diagnostic médical par raisonnement à base de cas. Mémoire de master, 3 juillet 2011.

[Beers ,2006] :MH. Beers Pathologies de la rétine. Dans : Le manuel Merck – Quatrième édition. Merck Research Laboratories, 2006.

[Benblidia et al, 2005]: F.Z.Reguieg, N.Benblidia, M.Guerti,Morphometric appreciation of mammary breast calcifications around multiresolution analysis by inertia and frequential factors, ACIT2005, Amman, Jordanie, Décembre 2005.

[Bekri Hadj Hafsi, 2013] :L.Bekri Hadj Hafsi « La retinopathie diabetique » Mai 2014.

[Belhadi ,2007] :S. Belhadi, Analyse automatique des angiographies rétiniennes pour l'aide au diagnostic de la rétinopathie diabétique, Université de Saad Dahleb de Blida (laboratoire LATSI), 2007.

[Benjamin et al, 2005]: D .Benjamin, Matthieu, Fouquin Case-based reasoning juin 2005.

[Bouledjane, 2008] : B.bouledjane , Intitulé systeme d'aide au diagnostic par analyse d'images agiographiques rétiniennes .thèse de magister pages 16-17 juin 2008 .

C

[Chusseau,1999]: S. Chusseau. « Système d'aide à la décision pré-opératoire en chirurgie orthopédique de la scoliose ». Thèse de doctorat spécialité automatique industrielle et humaine, l'université de valenciennes et du hainaut-cambrésis 1999.

D

[Djebbar ,2013] : A.Djebbar-Zaidi, Optimisation de la recherche d'un cas Bayésien , thèse de doctorat , pages 43-45 2013.

[Ducasse et al, 2010] : A. Ducasse, F. Bonnet, B. Menanteau, C. Marcus, C. Reynal, Imagerie du globe oculaire, Encycl Méd Chir, Editions scientifiques et médicales Elsevier SAS, Paris, 31-680-A-10, 2010.

E

[Eddaoudi, 2012] :F.Eddaoudi .Aide à la détection des pathologies du sein par les techniques de segmentation et de codage de textures des images mammographiques.Thèse de doctorat. Université de Rabat. Juillet 2012.

F

[Feroui, 2014] : A .Feroui, « analyse des images couleur du fond d'œil pour l'aide au diagnostic en ophtalmologie : application à la détection des pathologies rétiniennees » thèse de doctorat université de abou_bakr_belkaid Tlemcen. Mai 2014.

[Fuchs et al, 2006]: B. Fuchs, J. Leiber, A. Mille, A. Napoli, Une première formalisation de la phase d'élaboration du raisonnement à partir de cas, 2006.

G

[Gerard et al, 1999] : Gerard et J. Tortora. « Principe d'anatomie et de physiologie ».Québec 1999.

[Glasgow et al, 1998]: J. Glasgow, I. Jurisica, Integration of Case-Based and Image-Based Reasoning, AAAI Technical Report WS-98-15, 1998.

[Gonzalez, 2005]:R.C.Gonzalez, Digital Image processing using Matlab, Pearson publication, 2005.

H

[Hana et al, 1998]:M. Hana, A. Hijazi, F. Coenen, M. Garca-Finana, A. Elsayed1, V. Sluming, and Y.Zheng. Image Categorisation Using Time Series Case Based Reasoning.

K

[Kadri et al ,2013] : O.Kadri, L. H, M. D. Mouss, A. Abdelhadi .Reconnaissance des Formes par SVM pour le Diagnostic du Système de Pasteurisation d'une Usine de Lait. Laboratoire d'Automatique et Productique Université de Batna, janvier 2013.

[Kuhn et al, 2000] : D. Kuhn et G. Soubrane, Rétine médicale, Encycl Méd Chir, Editions scientifiques et médicales Elsevier SAS, Paris, 21-000-B-10, 2000.

M

[Manuel, 2005] :A.Manuel "Elements de MATLAB" atelier d'outils informatiques pour la physique(InfoPhys) Département de la physique de la matière Condensées 15 October 2004.

[Massin et al,2010] : P. Massin, Ali Erginay, Rétinopathie diabétique, Elsevier-Masson, 2 éd, 2010.

[Mille, 2006]: A. Mille, From case-based reasoning to traces-based reasoning, Elsevier, 2006.

N

[Narasimhan et al, 2012]: k.Narasimhan, V.C Neha, K.Vjayarekha, a review of automated diabetic retinopathy diagnosis from fundus image 15 May 2012.

L

[Lamontagne et al, 2002] : L. Lamontagne, G. Lapalme, Raisonement à base de cas textuel état de l'art et perspectives futures, Univesité de Montréal, 2002.

P

[Patrick et al, 2006] : N.patrick, P.H.Wuillemin, P.Leray, P.Olivier, A.Becker, page 7 ,2006.

R

[Rifqi, 2000] : Rifqi, Constructing prototypes from large databases, LAFORIA-IBP, Université P. et M. Curie, 1996.

[Risse et al, 1999]: J. F Risse, Masson. « Exploration de la fonction visuelle, application sensorielle de l'œil normal et en pathologie ». Paris 99, 6-617-120-2.

[Rose, 2008] : J.L. ROSE, Croissance de région variationnelle et contraintes géométriques tridimensionnelles pour la segmentation d'image, 2008.

S

[Samuel, 2009] : A.Samuel, « Théorie des ensembles flous : application à la mesure de la pauvreté au Congo » pages 4-5 2009.

W

[Wilke et al, 1998]:W. Wilke, R. Bergmann, Techniques and Knowledge used for Adaptation during Case- Based Problem Solving, 1998.

[Walter, 2003] :T. Walter, Application de la morphologie mathématique au diagnostic de la rétinopathie diabétique à partir d'images couleur, Thèse de doctorat, l'Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2003.

[Wilson et al, 2008]:D.C. Wilson, D. O'Sullivan, Medical Imagery in Case-Based Reasoning, Petra Perner, Case-based Reasoning on Images and Signals, Springer, 2008.

Z

[Zamir, 2012] : A.Zamir, A. Zamime « détection des structures anatomiques et des exsudats pour le diagnostic de la rétinopathie » thèse de master. Département informatique université de Saad Dahleb Blida 2013.