

Table des matières :

Introduction générale.....	i
----------------------------	---

Chapitre 01 : le contexte médical

Introduction.....	1
A. Description générale de l'œil.....	2
A.1. Anatomie.....	2
A.1.1. Le globe oculaire.....	2
A.1.2. La rétine.....	3
B. La vue.....	6
C. Les rétinopathies.....	7
D. Techniques d'Acquisition des Images Rétiniennes	7
D.1. Rétinographe mydriatique(RM) et non mydriatique(RNM).....	7
D.2. Angiographie a la fluorescence.....	8
D.3. Tomographie a Cohérence Optique (OCT).....	8
E. Intérêt du recalage dans l'imagerie rétinienne.....	9
Conclusion.....	9

Chapitre 02 : État de l'Art sur les méthodes de recalage

Introduction.....	10
Recalage des images médicales.....	11
A. Définition méthodologique.....	11
B. Définition formelle.....	11
C. Les méthodes de recalages.....	11
1. Approches différentes.....	12
1.1. Approche géométrique.....	12
1.2. Approche iconique.....	13
1.3.Approche hybride.....	14
2. Les critères de similarité.....	14
2.1.Catégorie Géométrique.....	14
2.1.1. Norme Euclidienne.....	15

2.1.2. Algorithme ICP.....	15
2.1.3. Moyenne du carré de la distance	15
2.1.4. Utilisation de carte de distances.....	16
2.1.5. Calcul de la distance de Hausdorff.....	16
2.2.Catégorie iconique.....	16
2.2.1. Moyenne des carrés	16
2.2.2. Corrélacion normalisée.....	17
2.2.3. Rapport de corrélation.....	17
2.2.4. Information mutuelle.....	18
2.2.5. Le concept d'histogramme conjoint	18
3. Transformations.....	19
a. Transformations Linéaires.....	19
i. Transformation Rigide.....	19
ii. Transformation Affine.....	19
iii. Transformation Projective.....	20
iv. Transformation Polynomiale.....	21
b. Transformations Déformables.....	21
i. Transformations élastiques	21
ii. Transformations de diffusion.....	21
4. Stratégie d'optimisation	21
4.1. Méthodes directes	22
4.2. Méthodes exhaustives	22
4.3. Méthodes numériques itératives.....	22
4.4. Méthodes stochastiques.....	23
D. les différents travaux de recherche.....	23
E. applications.....	24
Chapitre 03 : Résultats et discussion	
Introduction.....	25
I. description.....	26
II. Méthode proposée.....	26
II.1. Propriétés de la rétine dans les trois canaux de l'image RVB.....	28
II.2. Prétraitement.....	29
II.2.1. Egalisation adaptative d'histogramme.....	30
II.2.2. Filtrage.....	30

II.3. Segmentation du réseau vasculaire	32
II.3.1. Extraction du réseau vasculaire.....	32
II.3.1.1. Le chapeau haut de forme.....	32
II.3.2. Seuillage.....	33
II.3.3. filtre alterné séquentiel.....	34
II.3.4. Extraction de la ligne centrale du réseau vasculaire par LPE.....	35
II.4. extraction des points de bifurcation	39
II.5. Recalage des images segmentées	40
II.6.fusion des images rétiniennes	42
II.6.1.Evaluation de l'algorithme.....	42
II.6.1.1.Evaluation visuelle.....	42
II.6.1.2.Evaluation quantitatives.....	44
III. Résultats et discussion	44
Conclusion	46
Conclusion générale et perspectives	
Liste des figures	
Bibliographie	

Listes des figures :

Chapitre 01 : contexte médical

Figure 1.0 : Schéma en coupe de l'œil humain.....	2
Figure 1.1 : les couches constituant l'œil.....	3
Figure 1.2 : L'image du fond d'œil.....	3
Figure 1.3 : Les différentes couches de la rétine.....	4
Figure 1.4 : Les différentes taches de la rétine	5
Figure 1.5 : Schéma en coupe du système visuel	8
Figure. I.6. (a) : Rétinographie ; (b) : Angiographie à la fluorescence.....	8
Figure. I.7. OCT machine.....	9

Chapitre 02 : État de l'Art sur les méthodes de recalage

Figure 2.0 : Schéma du principe général du recalage de l'image cible I^f sur image de référence I_r	12
Figure 2.1 : Exemple de mesure en utilisant les points comme primitives.....	12
Figure 2.2 : exemple de fusion de deux images rétiniennes de différentes modalités.....	24

Chapitre 03 : Résultats et discussion

Figure 3.0 : organigramme de la méthode proposée.....	27
Figure 3.1 : représentation des trois canaux de l'image RGB.....	29
Figure 3.2 : le résultat de l'égalisation de l'histogramme et filtrage.....	31
Figure 3.3 : Résultats du chapeau haut de forme.....	33
Figure 3.4 : résultats de l'approximation du réseau vasculaire.....	34
Figure 3.5 : Minima régionaux, bassins versants et LPE.....	35
Figure 3.6 : la LPE par simulation d'immersion.....	36
Figure 3.7 : Résultat de segmentation du réseau vasculaire.....	37

Figure 3.8 : Les points de bifurcation.....	39
Figure 3.9 : Fenêtre de sélection des points de contrôle.....	40
Figure 3.10 : visualisation de l'image recalée	41
Figure 3.11 : l'image résultat de la fusion.....	43
Figure 3.12 : les résultats des points sélectionnés à partir du réseau vasculaire....	45
Figure 3.13 : les résultats d'optimisation de l'algorithme ICP à partir des points de bifurcation.....	45

Introduction générale :

L'imagerie médicale a connu depuis quelques décennies un essor important dans l'analyse numérique d'image, offrant de nombreux avantages, aussi bien au niveau du stockage que de la transmission, ou de la visualisation, et de l'extraction automatique d'information.

L'objectif de notre travail est l'analyse et le traitement automatique des images médicales. Il touche le domaine médical ainsi que celui du traitement d'image.

Dans ce mémoire de projet de fin d'étude, nous nous intéressons plus particulièrement à l'imagerie rétinienne. En effet, avec l'avancement des systèmes rétiniens numérisés, il est possible d'analyser de manière automatique les images du fond d'œil, en particulier les images rétiniennes en couleur car leur acquisition est simple, peu coûteuse et non invasive, dont le but de réduire le temps du diagnostic et le traitement des maladies de la rétine pour les ophtalmologues.

De nombreuses maladies peuvent affecter la vision telle que la rétinopathie diabétique, qui cause la cécité dans les pays industrialisés. Pour le diagnostic de cette pathologie ou autre, nous avons mis en place différents algorithmes de traitement et d'analyse d'images. Ces algorithmes portent sur les méthodes d'amélioration d'images, de segmentation de l'un des principales structures anatomiques de la rétine qui est le réseau vasculaire, du recalage des images segmentées, en s'appuyant sur les points de bifurcation, dont le but est de les mettre en correspondance dans un référentiel commun. L'implémentation de ces algorithmes sur des images rétiniennes numérisées couleur permettent une meilleure analyse clinique des pathologies rétiniennes et constituent un aide au diagnostic.

Plan de mémoire :

Le mémoire s'articule autour de trois chapitres :

Dans le premier chapitre intitulé le contexte médical, nous décrivons l'anatomie générale de l'œil, puis une description plus détaillée sur la rétine puisqu'elle est l'objet de notre étude. Nous présentons brièvement aussi les différentes rétinopathies affectants la rétine. Dans la dernière section de ce premier chapitre, nous présentons les différents appareils permettant l'acquisition des différents types d'images couleur de la rétine ainsi que l'intérêt du recalage dans l'imagerie rétinienne.

Dans le deuxième chapitre, nous exposons un état de l'art sur les méthodes de recalage existés dans la littérature qui forment une base importante pour l'implémentation de notre algorithme qui sera présenté dans le troisième chapitre.

Le troisième et dernier chapitre est consacré à la présentation de notre méthode proposée qui comporte les parties suivantes :

La première section présente une description générale sur le contenu de ce chapitre.

Dans la deuxième section, un organigramme de notre méthode est présenté. Ensuite, nous décrivons les algorithmes d'amélioration d'images rétiniennes : un algorithme d'égalisation adaptative d'histogramme et un algorithme d'élimination du bruit (filtrage). Ces algorithmes peuvent être utilisés pour faciliter la lecture visuelle.

Un outil très puissant de segmentation basé sur la morphologie mathématique que nous utilisons pour l'extraction de la structure

anatomique d'intérêt (réseau vasculaire) est également décrit dans la troisième partie, et une évaluation visuelle et quantitative de notre algorithme sont discutés.

Nous terminons ce travail par une conclusion générale, en résumant notre contribution et en proposant les perspectives de nos travaux.

Chapitre 01 :

Contexte médical

L'œil humain peut se définir comme une **caméra**, la plus complexe et la plus aboutie qui existe. Dans cet **organe ultra-perfectionné**, chaque élément a son rôle et son importance.

Ce chapitre représente le contexte médical, nécessaire pour mieux comprendre l'importance de l'analyse des images rétiniennes. En premier lieu, nous allons nous attacher à décrire l'anatomie de l'œil en focalisant sur la rétine qui est notre objet de travail. Ensuite, les différentes rétinopathies affectant la rétine et causé la cécité dans le monde sont présentées. Nous terminerons ce chapitre par une présentation de différentes techniques d'acquisition des images rétiniennes.

A. Description générale de l'œil :

Cette première section du chapitre est consacrée à la description de l'anatomie générale de l'œil humain et plus particulièrement du fond d'œil (la rétine), ainsi que le processus visuelle.

L'œil est l'organe principal du système visuel, qui capte les images et les transforme en signal électrique vers le nerf optique. Ce signal est ensuite « traduit » par le cerveau, au niveau du cortex visuel, qui nous renvoie l'image traitée et permet ainsi l'interprétation de notre environnement.

La vue chez l'être humain représente la principale source d'information du cerveau sur le monde extérieur : environ **70%** des informations passent par la vision. Le champ visuel humain couvre environ **220°** en horizontal et **140°** en vertical.

A.1. Anatomie :

L'anatomie de l'œil se divise en deux : celle du globe oculaire et celui de ses annexes (les muscles extra-oculaires, les nerfs, la paupière, le système lacrymal et l'orbite).

A.1.1. Le globe oculaire :

Son diamètre transversal est de 23mm, son diamètre antéro-postérieur est de 25 mm, et son poids est environ de 8g.

Le globe oculaire est constitué en périphérique de trois membranes concentriques, qui forme une coque et, au centre, des milieux transparents. (fig.1.0).

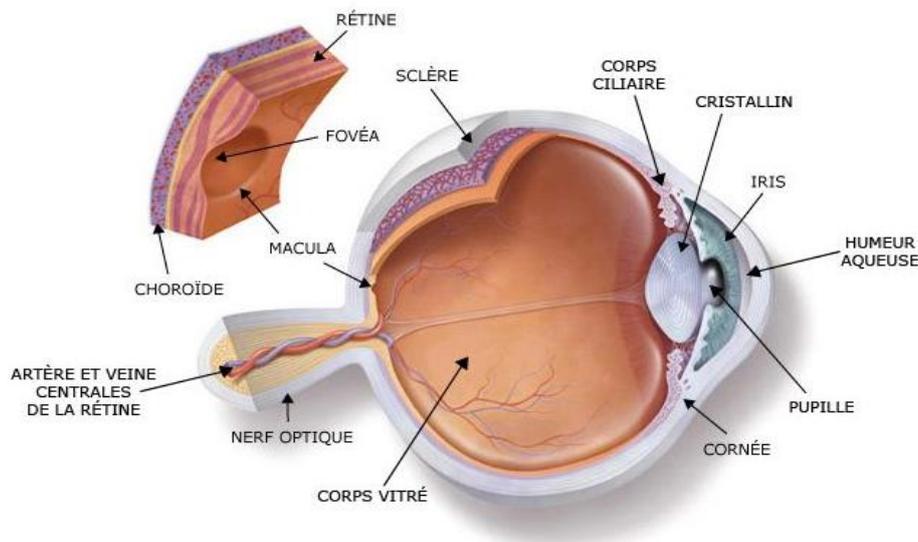


Figure 1.0 : Schéma en coupe de l'œil humain.

A.1.1.1. Les membranes du globe oculaire :

Les trois membranes du globe oculaire sont, du périphérique vers le centre :

- La sclérotique ;
- La choroïde ;
- La rétine.

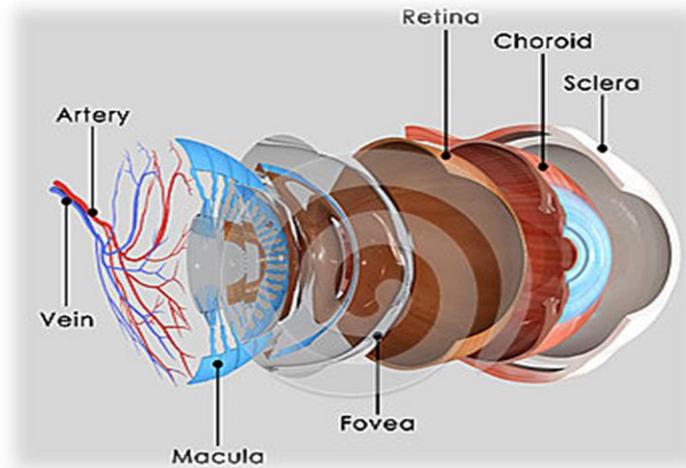


Figure 1.1 : les couches constituant l'œil.

A.1.2. la membrane interne ou rétine :

La rétine est une membrane constituée de cellules nerveuses et est sensible aux impacts lumineux. C'est la membrane la plus interne des trois membranes qui forment la paroi du globe oculaire [1]. Rappelons que l'on trouve de l'extérieur vers l'intérieur : la sclérotique, la choroïde et la rétine (**fig.1.3**).

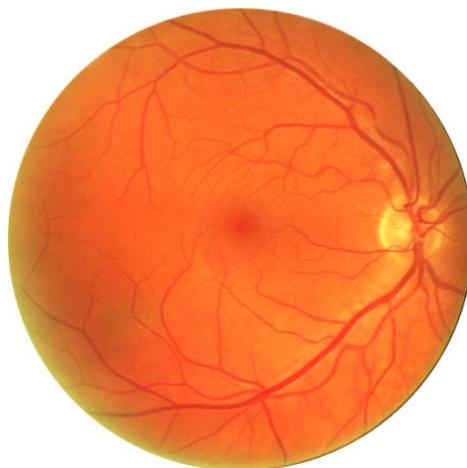


Figure 1.2 : L'image du fond d'œil.

La rétine est constituée d'une dizaine de couches cellulaires (**fig.1.3**). On distingue du périphérique vers l'intérieur :

- L'épithélium pigmentaire ;
- Les cellules visuelles ou cellules photo réceptrices ;
- Les cellules de relais ;
- Les cellules ganglionnaires.

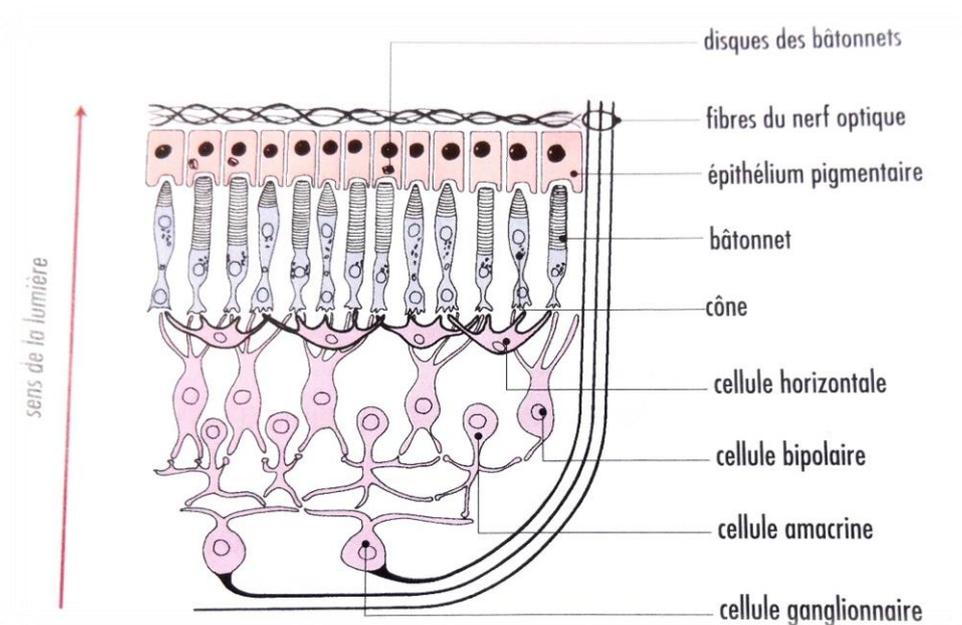


Figure 1.3 : Les différentes couches de la rétine.

➤ **L'épithélium pigmentaire :**

Il est formé d'une seule couche de cellules et repose sur la choroïde.

➤ **Les cellules visuelles ou cellules photo réceptrices :**

Elles comprennent deux types cellulaires : les cellules à bâtonnet et les cellules à cône [1].

- Les cellules à bâtonnet :

Elles comprennent une portion cellulaire dont la forme évoque un bâtonnet. Cette partie comprend environ 800 disques aplatis, contenant un pigment visuel appelé « Rhodopsine ».

Les cellules à bâtonnet sont environ 130 millions. Elles sont absentes de la tache jaune (macula lutea) qui représente la zone d'acuité visuelle maximale de l'œil et sont majoritaires en périphérique de la rétine.

Elles interviennent dans les luminosités de très faible intensité : c'est la vision crépusculaire.

Ces cellules n'ont pas la capacité réelle de discerner les détails ; en revanche elles sont stimulées par une intensité lumineuse réduite.

- Les cellules à cône :

Elles possèdent une portion cellulaire en forme de cône. Cette région contient un pigment visuel. Il existe trois pigments visuels (sont à l'origine de la perception des couleurs) au total disponible pour les cellules à cône.

Les cellules à cône sont de 5 -7 millions à se loger dans la macula (très petite zone de la rétine qui transmet 90% de l'information visuelle au cerveau). Elles interviennent dans la vision discriminative, c'est-à-dire dans la vision du détail, la vision diurne et la perception des couleurs. Elles ne sont toutefois stimulées qu'à des intensités lumineuses à un seuil supérieur à celui des bâtonnets.

La répartition des cellules à cône et à bâtonnet n'est pas uniforme (**fig.1.3**). Les cellules à bâtonnet sont prédominantes au périphérique de la rétine, puis à mesure que l'on rapproche de l'axe de vision, on trouve de plus en plus les cellules à cône. Il existe un point rétinien appelé macula, ou fovéa, ou tache jaune (la rétine est à ce niveau légèrement déprimée) (**fig.1.4**), situé exactement dans l'axe de la vision où il n'y a que des cellules à cône. De cette région rétinienne proviennent les impressions visuelles les plus précises et les plus nettes.

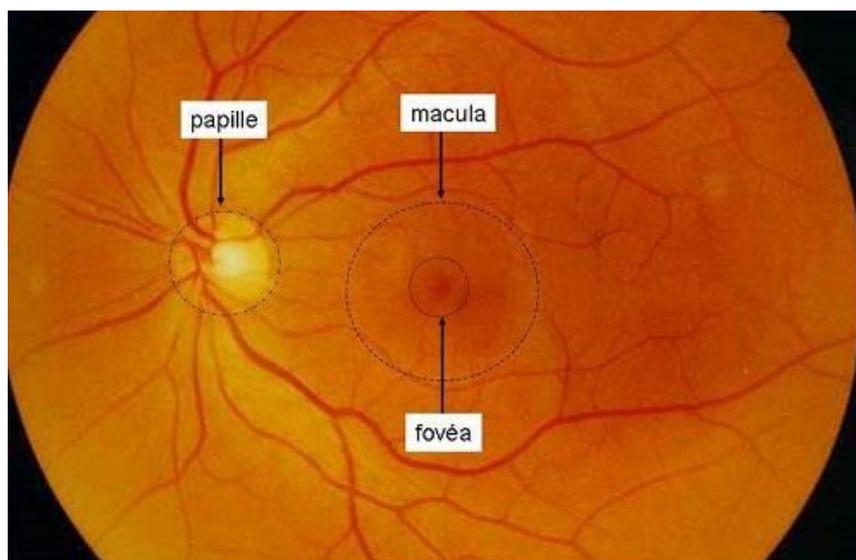


Figure 1.4 : Les différentes taches de la rétine.

➤ **Les cellules de relais :**

Elle regroupe deux types de cellules : d'une part, les cellules bipolaires, qui font la liaison entre les cellules visuelles et les cellules ganglionnaires ; d'autre part, les cellules multipolaires, également appelées « cellules horizontales », qui unissent les cellules visuelles entre elles (**fig.1.3**) [1].

➤ **Les cellules ganglionnaires :**

Elles prennent le relais des cellules bipolaires. Les axones de ces cellules forment les fibres du nerf optique.

Le nerf optique se constitue au point de convergence de tous les axones des fibres ganglionnaires. Ce point est appelé papille, ou zone aveugle de la rétine ; elle est dépourvue de toute cellule sensible (**fig.1.4**) [1].

B. La vue :

La vision d'un objet comprend divers processus et diverses structures : l'objet donne une image sur la rétine (la réception du message suit un procédé chimique) ; l'influx nerveux emprunte les voies optiques et l'image est interprétée par le cortex cérébral (**fig.1.5**).

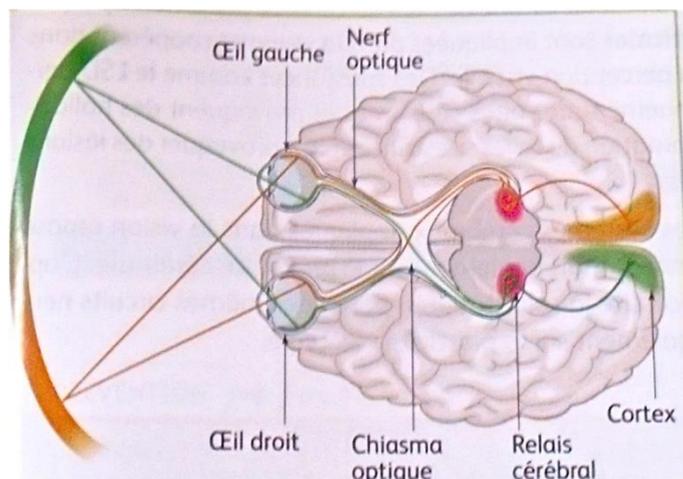


Figure 1.5 : Schéma en coupe du système visuelle.

C. Les rétinopathies :

Dans cette partie du chapitre, nous présentons les différentes rétinopathies affectants la rétine.

La rétine est sujette à de nombreux types d'affections appelées « rétinopathies » pouvant être secondaires.

- Une obstruction de ses vaisseaux sanguins (artères et veines), souvent due à athérosclérose, peut provoquer une cécité brusque (perte de vue).
- Une déchirure, éventuellement compliquée par l'apparition d'une poche de décollement de rétine, peut survenir chez les personnes myopes (ayant des troubles de la vision de près).
- Une dégénérescence maculaire qui affecte le centre de la rétine (la macula) et provoque des pertes de vision chez les personnes âgées, les tabagiques....
- Des anomalies dues au diabète (rétinopathie diabétique) et à l'hypertension artérielle.
- Certaines maladies génétiques : maladie de l'hémoglobine.

La définition de la cécité élaborée par l'organisation mondiale de la santé (OMS) est fondée sur l'acuité visuelle (capacité de distinguer deux points proches l'un de l'autre, à une distance donnée).

- Une personne non voyante a une acuité inférieure à 1/20 à son meilleur œil, avec la meilleure correction qu'on arrive à lui donner.
- Une personne est malvoyante si l'acuité est comprise entre 1/20 et environ 1/10, après correction.

D. Techniques d'Acquisition des Images Rétiniennes :

Dans cette partie du chapitre, nous présentons les différents appareils permettant l'acquisition des différents types d'images couleur de la rétine.

D.1. Rétinographe mydriatique(RM) et non mydriatique(RNM) :

Le Rétinographe est utilisé pour surveiller d'éventuelles modifications du fond d'œil (ou la rétine), il permet la réalisation de photographies couleurs du fond d'œil.

L'examen est totalement indolore. Il peut être réalisé sans dilatation pupillaire (d'où le nom de RNM, Rétinographe Non Mydriatique). Mais si une analyse fine des 9 champs du fond d'œil est souhaitée, une dilatation pupillaire est souhaitable pour l'obtention de clichés de bonne qualité. L'archivage des photos permettra un examen comparatif de l'état du fond d'œil d'une visite à l'autre afin de juger d'une éventuelle évolution (**fig.1.6.a**) [2].

D.2. Angiographie a la fluorescence :

Cet examen consiste en la prise de photographies du fond d'œil après injection intraveineuse d'un colorant fluorescent (fluorescéine, vert d'indocyanine). Il permet une étude détaillée des vaisseaux sanguins pour établir le diagnostic de certaines maladies ou guider un traitement, par exemple, lorsqu'une photo-coagulation au laser est envisagée. Les indications essentielles sont la rétinopathie diabétique et les dégénérescences maculaires (**fig.1.6.b**) [2].

**Figure. I.6.** (a) : Rétinographie

(b) : Angiographie à la fluorescence

D.3. Tomographie a Cohérence Optique (OCT) :

La Tomographie à Cohérence Optique (OCT), est un appareil ultramoderne qui permet de visualiser au niveau microscopique la rétine et d'individualiser ses différentes couches (**fig.1.7**). Il utilise un laser infrarouge qui balaie la rétine. L'appareil analyse les rayons renvoyés et reconstruit toute l'épaisseur de la rétine grâce à des procédés informatiques.

Cet appareil est indispensable au suivi des maladies de rétine. L'appareil donne des images de l'aspect microscopique des différentes couches de la rétine. Elles permettent ainsi de mieux connaître l'état de la rétine, la présence de lésions et aiguillent dans le choix de la technique la plus adaptée au traitement de l'anomalie [2].

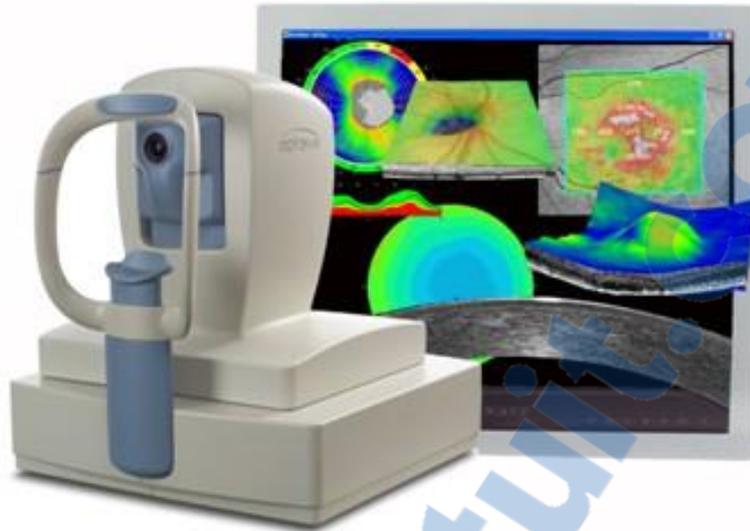


Figure. I.7. OCT machine

E. Intérêt du recalage dans l'imagerie rétinienne :

En raison de rotations de la tête du sujet et du mouvement naturel de l'œil au cours de l'acquisition avec le Rétinographe, les images acquises sont décalées entre elles.

Dans le cadre de ce travail, nous avons besoin de recalibrer ces images en s'appuyant sur les caractéristiques de la rétine tel le réseau vasculaire afin d'aider les ophtalmologues dans leur diagnostic.

Conclusion :

Après avoir décrit la rétine et ses rétinopathies, nous comprendrons qu'elle contient plusieurs caractéristiques qu'on pourrait utiliser pour analyser l'image rétinienne telle que le réseau vasculaire.

Chapitre 02 :

État de l'Art sur les méthodes de recalage

L'évolution technologique rapide en imagerie médicale et la complémentarité des informations issus par ses différentes modalités ont permis d'investiguer le corps humain non invasivement et en multi dimensions. Cela peut se faire en s'appuyant sur les systèmes d'analyses et outils automatiques de traitement d'images.

Parmi ces outils, on trouve **le recalage** qui est un problème commun à de nombreuses tâches en analyse d'images : le recalage est nécessaire pour comparer des images d'un même patient à des instants différents, ou avec des modalités différentes et comparaison des images de patients différents.

Ce chapitre est consacré d'abord à une définition méthodologique et autre formelle. Dans la section suivante, une présentation d'une part à un état de l'art sur les différentes méthodes existantes dans la littérature pour le recalage des images médicales, d'autre part, un aperçu général sur les différents travaux de recherche sur le recalage des images rétiniennes qui est notre domaine de travail. Nous clôturons ce chapitre par quelques applications nécessitant cet outil : le recalage.

Recalage des images médicales :

A. Définition méthodologique :

Soit un couple d'images (I, J) représentant le même objet pris sous des angles différents et/ou à des moments différents et/ou avec des appareils différents. Le recalage consiste à aligner une image source I avec une image cible J en superposant les points anatomiquement homologues, en trouvant la meilleure transformation possible.

B. Définition formelle :

Trouver une transformation T telle que I o T soit similaire à J au sens d'un certain critère.

$$T = \arg \min_E C(I \circ T, J) \quad c2.1$$

Avec

C : Critère de similarité,

E : Espace des transformations (rigide-élastique....)

Et min : Méthodes d'optimisation.

On cherche la transformation T : $x \rightarrow T(x)$ où $T(x) = x + u(x)$ avec $u(x)$ le vecteur de déplacement.

C. Les méthodes de recalages :

Le principe général ou encore les méthodes de recalage (**fig.2.0**) peuvent être classifiées selon quatre (4) critères principaux :

- les attributs (Approches)
- le critère de similarité
- le modèle de transformation
- la stratégie d'optimisation.

- Ces aspects sont présentés plus en détail dans les paragraphes qui suivent.

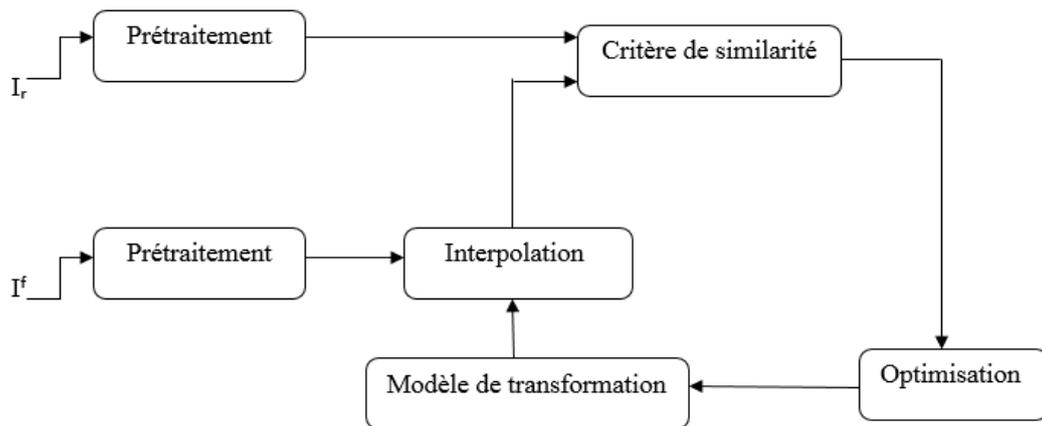


Figure 2.0 : Schéma du principe général du recalage de l'image cible I^f sur image de référence I_r

1. Approches différentes :

Pour estimer la transformation, on peut utiliser l'intensité ou des primitives géométriques.

1.1.Approche géométrique :

Elles se fondent sur l'extraction à partir de chacune des images de primitives géométriques (points, surfaces, coins, contours, ...). Par la suite, ces primitives sont appariées afin de déterminer la transformation entre les deux images (**fig.2.1**).

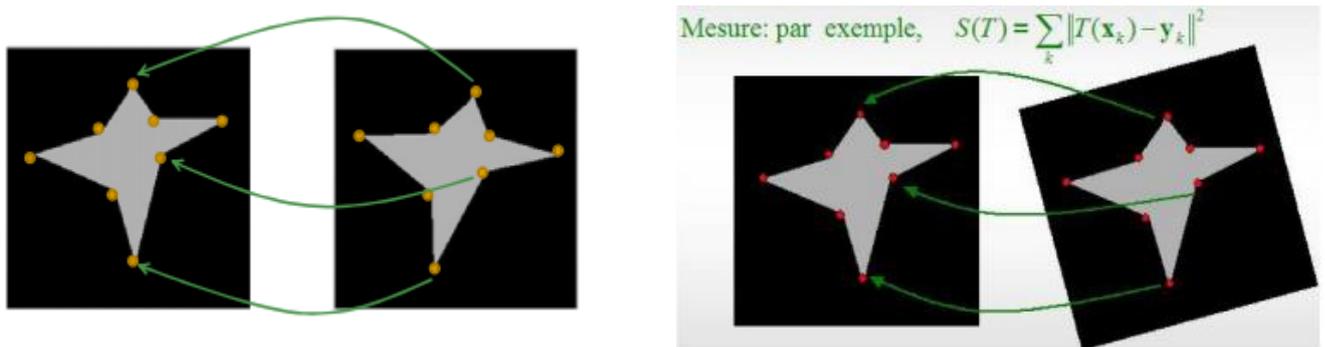


Figure 2.1 : Exemple de mesure en utilisant les points comme primitives.

Cette approche géométrique possède évidemment un certain nombre d'avantages et d'inconvénients.

Avantage :

- Optimisation de la charge calculatoire par la gestion de zone d'images plutôt que de détails sur l'image. Utilisation de données déjà issues de l'image et donc plus pertinentes.
- Pallier aux problèmes d'artefacts dans les images initiales et des différences d'intensité entre les 2 images à recalcr.

Inconvénients :

- Le choix des primitives est très arbitraire.
- Il est difficile de trouver les primitives optimales.
- Difficulté d'estimer, au sein d'une même primitive surfacique ou curviligne, les éventuelles déformations subies car les points qui la composent ne sont plus pris en compte [3].

1.2.Approches iconiques :

Le recalage iconique repose sur l'exploitation de l'intensité des pixels des images [4]. Contrairement aux premières, celles-ci est totalement automatique et ne nécessitent aucune segmentation préalable des images. Elles consistent essentiellement à optimiser un critère de ressemblance ou mesure de similarité fondé uniquement sur des comparaisons locales d'intensités [3] (utilisent l'information intensité attachée en chaque pixel de l'image, soit en comparant directement les niveaux de gris des images, soit en associant à chaque pixel une valeur déterminée à partir des niveaux de gris et en comparant ces ensembles de valeurs. Puis il suffit de recouper ces données avec l'image cible afin de les mettre en correspondance).

Avantage :

- Nous travaillons avec toutes les données de l'image. Celle-ci ne subit pas de prétraitement.
- Méthode totalement automatique.

Inconvénients :

- Difficulté de lier deux images ayant des niveaux d'intensité différents.
- Très grand coût calculatoire de par la nécessité de calculer l'intensité de tous les voxels de l'image.
- Optimisation plus difficile à cause de minima locaux.

1.3. Approches hybrides (géométriques et iconiques) :

Les méthodes hybrides cherchent évidemment à combiner les avantages des deux approches sous-citées (pour améliorer la robustesse de l'algorithme de recalage), soit en adjoignant des appariements géométriques, potentiellement à longue distance (et donc une mesure de distance), à une mesure de similarité iconique afin d'en gommer les minima locaux, soit en essayant d'établir une carte d'appariements dense à partir de caractéristiques iconiques [5].

2. Les critères de similarité :

La mesure de similarité est l'élément le plus critique dans le processus du recalage. Cependant, le choix dépend essentiellement de l'approche et la modalité du recalage.

Une fois définie l'information à utiliser pour guider le recalage, il s'agit de lui associer un critère de similarité permettant de définir une certaine distance entre les deux images. Ce critère doit être caractérisé par une valeur extrême (minimale ou maximale selon le cas) dès lors que la ressemblance entre les images est la plus forte. De nombreuses fonctions peuvent être utilisées :

- Corrélation entre les deux images (spatial / Fourier).
- Minimisation de la variance des rapports d'intensité.
- Minimisation de la distance entre points de repère.
- Fonction de similarité quadratique.
- Similarité entre points par mise en correspondance des centres d'inertie des deux ensembles de points (utilisation des quaternions en 3D) [3].

Ces fonctions peuvent être classées en deux catégories en fonction des différents types d'attributs vus précédemment.

2.1. Catégorie Géométrique :

Etant donné que ces primitives sont un ensemble de points, plusieurs méthodes sont envisageables pour calculer la distance entre 2 primitives géométriques :

2.1.1. Norme Euclidienne pour 2 points (elle est classiquement utilisée) :

grâce à ses propriétés analytiques, elle permet, dans le cas du recalage rigide ou affine, de conduire à une solution analytique pour l'estimation des paramètres de la transformation.

2.1.2. Algorithme ICP (Iterative Closest Point) :

Basé sur la Norme Euclidienne mais pour un ensemble de points (de courbes ou de surfaces), il effectue itérativement les étapes suivantes :

2.1.2.1. Correspondance : pour chaque point de données, le voisin le plus proche du jeu de points de modèle est trouvé.

2.1.2.2. Minimisation : la métrique d'erreur est minimisée.

2.1.2.3. Transformation : les points de données sont transformés en utilisant le résultat de minimisation.

- L'algorithme est terminé en fonction du nombre d'itérations ou du changement relatif dans la métrique d'erreur. Dans de nombreux cas, l'algorithme converge bien rapidement, cependant plusieurs problèmes peuvent survenir :
 - Moins de minima local dans la métrique d'erreur : l'algorithme converge vers l'un des minimums locaux au lieu du minimum global.
 - Bruit et valeurs aberrantes : ceux-ci entraînent l'erreur de la métrique pour ne jamais être nulle. Les liaisons externes peuvent provoquer des résultats défectueux, en particulier à la pondération quadratique des erreurs.
 - Surpeuplement partiel : les nuages des points peuvent ne pas ressembler aux mêmes parties d'un objet. Un chevauchement partiel doit toutefois être nécessaire [6].

2.1.3. Moyenne du carré de la distance :

Une autre idée pour construire une distance entre deux ensembles de points est de considérer la moyenne du carré de la distance de chaque point de la primitive à recalcr par rapport au point le plus proche de la primitive de référence dans la direction du centroïde de cette dernière.

2.1.4. Utilisation de carte de distances :

L'utilisation des cartes de distance permet de calculer de manière très efficace la distance entre deux contours: il suffit de faire la moyenne des valeurs de la carte de distance qui sont superposées avec les contours de l'image à déformer. Une distance couramment utilisée pour la construction de cartes de distance, du fait de son efficacité et de sa rapidité, est la distance de chanfrein [7].

2.1.5. Calcul de la distance de Hausdorff :

Une autre mesure utilisée pour caractériser la distance entre deux ensembles de points est la distance de Hausdorff [8].

2.2. Catégorie iconique :

Pour cette méthode, il faut comparer toute l'information obtenue par les niveaux de gris des images à recaler. La relation entre les intensités des 2 images peut être :

2.2.1. Identité :

Les intensités se correspondent à un bruit blanc gaussien près. On utilise alors le critère des moindres carrés, la différence absolue des intensités ou la différence inter-images.

➤ Moyenne des carrés :

Soient deux images I et J de taille $N=M*L$, le calcul de la somme des différences d'intensités entre tous les points est donné par :

$$MC(I,J) = \frac{1}{N} \sum_i^N (I_i - J_i)^2 \quad c2.1$$

Selon Richard et Cohen, cette mesure est robuste aux bruits gaussiens mais pas aux points aberrants. Elle aussi est limitée au recalage monomodal.

2.2.2. Affine :

Adapté aux images monomodales. Les intensités des 2 images suivent une relation linéaire. Le but est alors de maximiser le coefficient de corrélation linéaire.

➤ Corrélation normalisée :

Pour une image de référence I et une image flottante J, la corrélation normalisée s'exprime par :

$$NC(I, J) = \frac{\sum_i^N I_i J_i}{\sqrt{\sum_i^N I_i^2 J_i^2}} \quad c2.2$$

Avec N la taille d'une image. L'utilisation de cette mesure est plus efficace avec images bruitées mais le temps de calcul avec la corrélation normalisée est plus long que ce de la moyenne des carrés.

2.2.3. Fonctionnelle :

Pour pallier aux problèmes posés par les images multimodales. A chaque intensité d'une image donnée peut être associée une unique valeur dans l'autre image. On se sert alors du critère de Woods ou bien l'on calcule le rapport de corrélation.

➤ Rapport de corrélation :

En 2001, Roche a proposé une nouvelle formulation basée sur la dépendance fonctionnelle de deux images I et J appelée le rapport de corrélation généralisé et exprimée par :

$$\eta^2(I/J) = 1 - \frac{1}{\sigma^2} \sum_i p_i \sigma^2 \quad c2.3$$

Avec :

$$\sigma^2 = \sum_i p_i i^2 - \left(\sum_i p_i i \right)^2$$

$$\sigma_j^2 = \sum_i \frac{p_{i,j}}{p_i} i^2 - \left(\sum_i \frac{p_{i,j}}{p_i} i \right)^2$$

$$p_i = \sum_j p_{i,j}$$

2.2.4. De Dépendance :

Encore plus générale que la relation fonctionnelle. Les images sont assimilées à des réalisations de variables aléatoires. Le but est alors de trouver leur dépendance grâce à l'histogramme conjoint ou l'information mutuelle.

➤ Information mutuelle :

Pour deux images données, l'information mutuelle permet de mesurer leur ressemblance.

Le calcul d'information mutuelle de deux images est basé sur la densité conjointe de probabilité des niveaux de gris des images. Elle peut être donnée par :

$$IM(I, J) = \sum_{i,j} p_{i,j} \cdot \log \frac{p_{i,j}}{p_i p_j} \quad c2.4$$

Cette définition mesure la dépendance des images I et J. Il y aura recalage lorsque les images I et J sont le plus semblables.

➤ Le concept d'histogramme conjoint :

Pour estimer la densité conjointe de probabilité de deux images, il est nécessaire de calculer un histogramme conjoint des niveaux de gris entre ces deux images.

L'histogramme conjoint est un graphe où chacun de ces points représente le nombre de fois qu'une combinaison de niveau de gris entre les deux images est rencontrée.

C'est un diagramme en trois dimensions, qui peut être construit de la manière suivante :

- Supposons qu'on cherche à comparer l'image 1 et l'image, on a $I_1(x, y)$ la luminosité du point (x, y) de l'image 1, et $I_2(x, y)$ la luminosité du point (x, y) de l'image 2.
- En abscisse i_1 , on place l'intensité sur l'image 1, par exemple de 0 à 255 si on travaille sur 24bits de couleurs.
- En ordonnée i_2 , on place l'intensité sur l'image 2.
- La fonction f dont la représentation est l'histogramme conjoint des deux images est définie par :

$$f(i_1, i_2) = \text{Card}\{(x, y) | I_1(x, y) = i_1 \wedge I_2(x, y) = i_2\} \quad - \quad c2.5$$

- ❖ Pour alignés les points d'une image à l'autre, il faut savoir que Les images numériques sont représentées sous la forme de tableaux ou de matrices dans lesquels chaque case correspond à un pixel. Ceci permet d'avoir recours aux calculs matriciels dans le but de déterminé une transformation les entre les images.

3. Transformations :

Nous distinguons deux catégories de transformation pouvant être affecté à nos images :

a) Transformations Linéaires :

Par définition, les modèles de transformation linéaire influe sur l'ensemble de l'espace.

i. Transformation Rigide :

On définit comme rigide une transformation composée uniquement translation et rotation. Si I_r désigne l'image de référence et I_d l'image à déformer, la correspondance entre la position d'un pixel qui se trouve à la position $X = (x, y)$ dans l'image I_r et son emplacement $X' = (x', y')$ dans l'image I_d s'établit de la manière suivante [4] :

$$X' = RX + T \quad c2.6$$

Avec R une matrice de rotation et T une matrice de translation :

$$R = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \quad c2.7$$

Et

$$T = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad c2.8$$

Il est alors intéressant d'introduire le concept de coordonnées homogènes, dans le but de réunir rotation et translation dans une unique matrice. Les coordonnées des points deviennent alors $X = (x; y; 1)$ et $X' = (x'; y'; 1)$ et la matrice de transformations :

$$M = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & t_x \\ \sin \theta & \cos \theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad c2.9$$

ii. Transformation Affine :

Sont appelées affines les transformations qui conservent le parallélisme, c'est-à-dire telles que si deux droites sont parallèles dans une image, elles le sont également après

application d'une transformation affine. Des combinaisons de translations, rotations, changements d'échelles et cisaillements permettent d'obtenir de telles transformations. La représentation sous forme matricielle donne :

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b & t_x \\ c & d & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad \text{c2.10}$$

Les paramètres t_x et t_y sont relatifs aux translations tandis que les informations concernant les autres transformations sont contenues dans la sous-matrice

$$\begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \quad \text{c2.11}$$

Les rotations, changements d'échelle et cisaillements s'écrivent de manière matricielle respectivement comme suit :

$$R = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{c2.12}$$

$$S = \begin{pmatrix} \Delta x & 0 & 0 \\ 0 & \Delta y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$C = \begin{pmatrix} 1 & \alpha & 0 \\ \beta & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Les déformations affines sont alors obtenues en effectuant le produit de ces différents éléments, produit qui n'est toutefois pas commutatif.

iii. Transformation Projective :

Ces transformations ont les propriétés de conserver la colinéarité et les birapports de distance entre des points colinéaires [4] (Met en correspondance des lignes non parallèles).

iv. Transformation Polynomiale :

La fonction est décrite par un polynôme dont le degré est fixé à priori et détermine la précision ainsi que la difficulté de résolution de la méthode.

b) Transformations Déformables :

i. Transformations élastiques :

Cette transformation a comme objectif la superposition exacte des points correspondants présents dans les deux images et de déformer l'image à recaler en minimisant l'énergie de flexion de la plaque de métal qui la représente. Cette transformation été présentée [9].

$$\mu \nabla^2 u(x, y, z) + (\lambda + \mu) \nabla (\nabla \cdot u(x, y, z)) + f(x, y, z) = 0 \quad c2.13$$

$u(x, y, z)$: champ de déformation, f : forces externes, λ et μ : constantes d'élasticité

ii. Transformations fluides :

(u est remplacé par le champ de vitesse) Le modèle élastique étant mal adapté pour l'estimation de grandes déformations, le recours à un modèle fluide de déformation est proposé [10]. L'idée est de considérer l'image non plus comme un matériau élastique dans un cadre lagrangien, mais comme un fluide dans un cadre eulérien. Les équations aux dérivées partielles sont identiques à celles du modèle élastique, à ceci près qu'elles agissent sur la vitesse plutôt que le déplacement. L'inconvénient majeur de ces méthodes est qu'elles sont plus coûteuses en temps de calcul que les méthodes élastiques.

iii. Transformations de diffusion :

Ce modèle est utilisé pour déformer l'image alors considérée comme une grille déformable. Les contours des objets de l'image de référence sont orientés de l'intérieur vers l'extérieur de l'objet.

4. Stratégie d'optimisation :

Le processus d'optimisation varie les paramètres du modèle de transformation selon un certain critère de similarité afin de maximiser le degré de correspondance.

Deux critères interviennent dans la qualité du résultat :

- Critère quantitatif :

- Pourcentage de superposition des images.

- Critère qualitatif :

- Mosaïque des images

En général, quatre catégories de méthodes d'optimisation peuvent être distinguées.

4.1. Méthodes directes :

Ces méthodes sont envisageables lorsque le nombre de paramètres à estimer est faible. L'estimation d'une transformation rigide ou affine entre deux images à partir d'amers ponctuels, en minimisant la somme du carré des erreurs sur l'ensemble des points, admet une solution analytique. De même, le problème de recalage non-rigide peut se formuler par un problème de « moindres carrés ».

4.2. Méthodes exhaustives :

Elles consistent à échantillonner à intervalle régulier l'ensemble de l'espace des paramètres et à retenir la solution optimale. Bien qu'elles permettent d'accéder au minimum global avec une précision définie par le pas d'échantillonnage, elles sont, en pratique, rarement utilisées car trop coûteuse en temps de calcul.

4.3. Méthodes numériques itératives :

Ces méthodes sont envisagées lorsque la fonction de coût à minimiser est une fonction non-linéaire des paramètres à optimiser. Elles reposent sur le calcul du gradient de la fonction de coût (descente de gradient ou descente de gradient conjugué), cette méthode du gradient [3] consiste donc à utiliser la direction donnée par le gradient comme direction dans laquelle des tests vont être fait pour trouver un point où l'information mutuelle est optimum.

Ou, pour les méthodes dites de Newton, sur le calcul du gradient et la matrice Hessienne. Les méthodes basées sur le hessien du critère sont très efficaces pour une initialisation proche de la solution, mais s'avèrent mal adaptées dans le cas contraire. Inversement, les méthodes par descente de gradient sont plus adaptées pour des initialisations lointaines tandis que leur vitesse de convergence au voisinage du minimum est faible.

4.4. Méthodes stochastiques :

Le recuit simulé proposée et les algorithmes génétiques sont les principales méthodes d'optimisation utilisées dans le cadre du recalage, permettant de garantir théoriquement la convergence vers un minimum global. L'usage de ces méthodes est principalement restreint au cadre du recalage rigide ou affine étant donnée leur faible vitesse de convergence.

D. les différents travaux de recherche :

Le recalage des images médicales a été très tôt une des préoccupations des spécialistes du domaine, nous présentons ci-dessous, un aperçu général sur les différents travaux du recalage des images rétinienne en particuliers lors qu'elles sont les images étudiées dans ce travail :

MEUREE Cédric [4], a proposé des méthodes de recalage automatique d'images de fond d'œil afin de construire un atlas des principales structures anatomique de la rétine.

Minhua Xu, Yan Sun [11], ont combiné le recalage par caractéristique et le recalage statistique en utilisant la méthode de détection OD (disque optique) basée sur l'opération Line et utiliser la méthode d'information mutuelle maximale puis les améliorer. Leurs expériences montrent que leur méthode surpasse les autres méthodes en obtenant une précision de 82% et un temps moyen de 5.1 s.

A.Procházka et al [12], ont traité les arbres des vaisseaux sanguins pour analyser leurs structures spécifiques et pour trouver des troubles de la rétine et suivre le traitement.

Rehena Sultana, S.R.Nirmala [13], ont pris les vaisseaux sanguins comme principale caractéristique et un point de repère important pour les troubles rétinienne à savoir. La segmentation se fait en utilisant une opération morphologique et le centre OD (disque optique) est calculé, ce dernier est considéré comme point de contrôle et il est utilisé pour corriger la différence d'orientation entre deux images à recalage. En minimisant les différences de rotation et de traduction entre elles, le recalage est réalisé.

Zafer Yavuz, Cemal Köse [14], utilisant des points de bifurcations et de croisement pour comparer deux images de réseau de rétine appartenant à la même personne afin de développer un processus de recalage d'image.

E. application :

Par rapport au recalage d'images dans le domaine du traitement des images en général, il semble avoir en imagerie médicale [5] une importance relative bien plus importante. Cela se comprend aisément, étant donné le nombre d'applications qui nécessitent de comparer des images médicales :

- la fusion d'information : des images de modalités différentes du même patient doivent être recalées ;
- la mesure d'évolution : des images de même modalité du même patient, mais acquises à des instants différents, doivent être recalées ;
- la comparaison d'individus : des images de même modalité, mais de sujets différents, doivent être recalées ;
- la superposition d'atlas : des images de modalités différentes de sujets différents doivent être recalées.

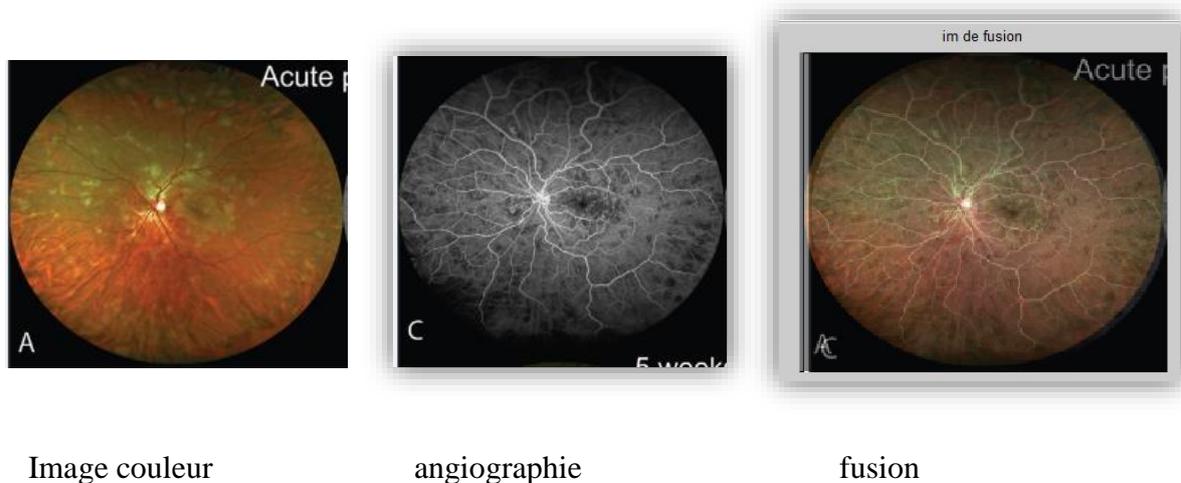


Figure 2.2 : exemple de fusion de deux images rétiniennes de différente modalité.

Chapitre 03 : Résultats et discussion

Le développement de nouvelles modalités d'imagerie et les progrès dans l'analyse d'image et les systèmes d'archivage ont changé la pratique de l'ophtalmologie des dernières décennies. Ces progrès sont motivés par le fait que les images de la rétine, également connus sous le nom de fonds d'œil, sont les seules permettant une observation non invasive du système vasculaire humain et obtention d'informations sur de nombreuses pathologies.

La présentation d'une information composite, résultant de la combinaison de plusieurs modalités, se nomme la fusion d'images. Cette tâche implique implicitement que les images à combiner soient spatialement comparables, c'est-à-dire qu'elles soient définies dans le même repère géométrique.

La principale problématique est qu'il faut être capable d'estimer la transformation spatiale relative permettant de passer du repère géométrique d'une des images à celui de l'autre en s'appuyant sur des critères de ressemblance. Cette dernière tâche se nomme le recalage d'images.

Ce chapitre est consacré à la présentation d'un algorithme permettant de recalibrer puis fusionner deux images couleurs d'un patient prises à des instants différents. Cet algorithme apporte de l'aide aux praticiens dans leurs diagnostics. Une étude comparative entre deux méthodes de recalage entre les deux images afin de quantifier cette fusion a été discutée à la fin de ce chapitre.

I. Description :

Ce projet décrit un cadre semi-automatique/automatique pour le recalage des images rétiniennes à des fins d'aide au diagnostic.

Dans le recalage de deux d'image ou plus de la même scène, prise à différents instants, de différents points de vue et/ou par différentes sondes sont superposées en établissant des correspondances entre les images. Une des images est mentionnée comme une image de référence et la deuxième image désigné sous le nom de l'image cible. Le recalage d'image implique dans l'espace de l'image cible pour aligner avec l'image de référence. Une étape de segmentation des deux images à recalée est primordiale en vue d'extraire les primitives géométriques qui vont assurer le meilleur alignement de ces dernières.

Dans ce travail, on va s'intéresser à un recalage basé sur la sélection des points de contrôle concernant la première méthode et l'algorithme ICP concernant la deuxième méthode à partir des images segmentées, en utilisant les points de bifurcation comme primitives géométrique. Ensuite, on va fusionner les deux images recalées pour un diagnostic plus fiable. Afin de quantifiée cette dernière étape, on va calculer les critères de similarité qui sont : le temps de calcul et le taux d'erreur. Les résultats sont discutés dans la dernière partie de ce chapitre.

II. Méthode proposée :

Cette première section du chapitre est consacrée à la description de la méthode proposée ainsi que certains outils de traitement d'image.

L'organigramme suivant présente les étapes principales de la méthode proposée :

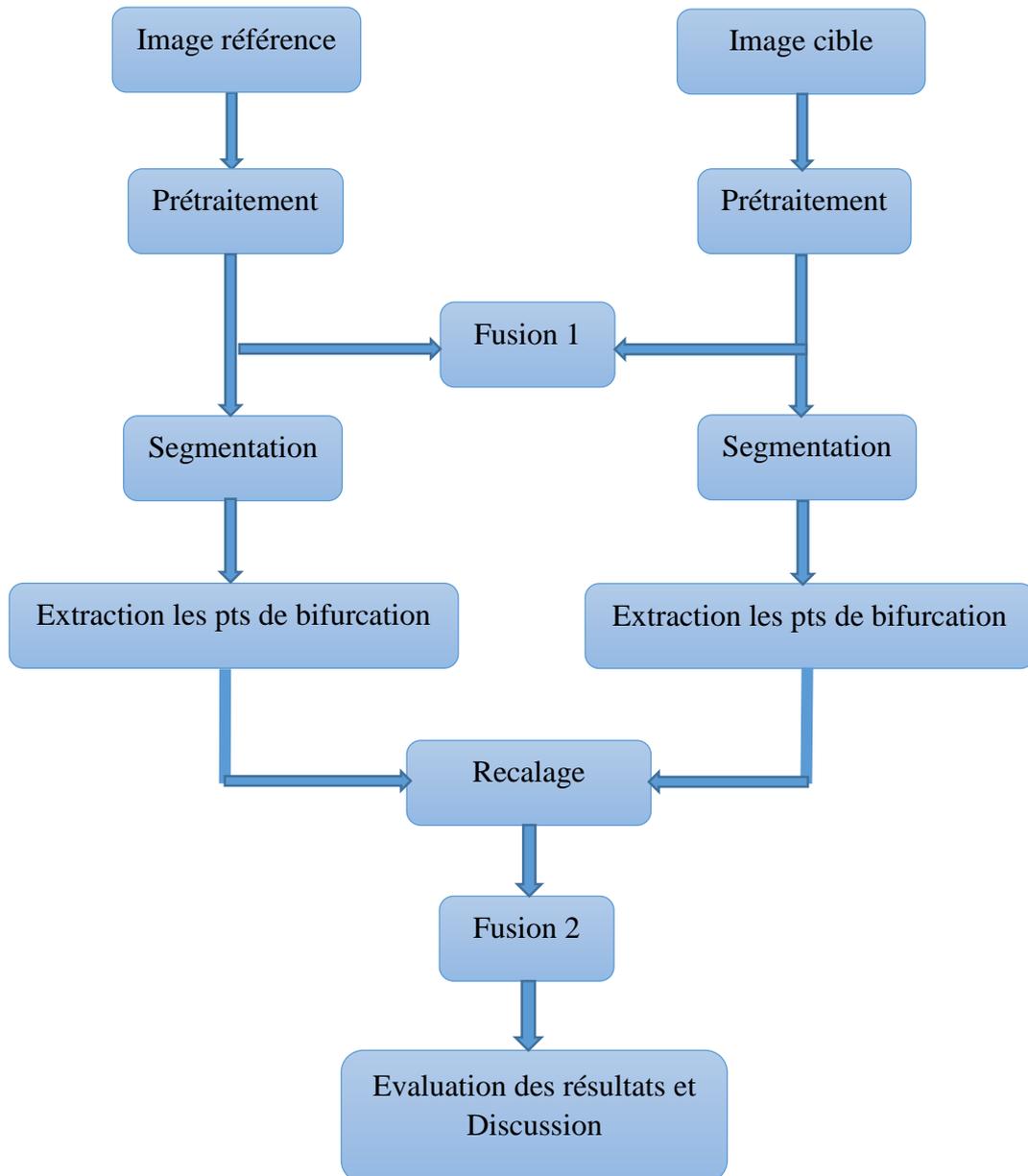


Figure 3.0 : organigramme de la méthode proposée.

✚ La figure 3.0 illustre les étapes de la méthode proposée quelle commence par l'application des méthodes de l'amélioration et de filtrage sur deux images rétiniennes d'un même patient prises à des instants différents, puis faire une première fusion entre celles-ci. Ensuite, segmenter les images améliorées afin de pouvoir extraire les points de bifurcation qui sont considérés comme caractéristiques pour appliquer le recalage, en utilisant une méthode semi-automatique et autre automatique. Après avoir l'image recalée à partir des deux méthodes, on va faire la deuxième fusion entre cette image et l'image référence.

Une étude comparative ainsi qu'une évaluation du processus est faite dans le but de valider les résultats.

Nous allons détailler chacune de ces étapes dans les sections suivantes.

➤ L'image rétinienne est acquise par des appareils connus sous le nom de Rétinographe, utilisés dans les examens médicaux de la rétine, sont capables [15] de prendre une photographie instantanée de la zone de la rétine, dans un œil humain, sans aucun balayage intrusif ou dangereux.

➤ L'image acquise est représentée dans l'espace couleur RVB.

II.1. Propriétés de la rétine dans les trois canaux de l'image RVB :

Chaque une des trois canaux rouge, vert et bleu de l'image (**fig.3.1**) permet l'extraction d'une information spécifiques :

❖ Le canal rouge :

Le contraste entre les vaisseaux et le fond d'œil est le plus faible. Les artères étant parfois même invisibles sur ce cliché. En revanche, les structures rétro épithélium et les anomalies pigmentaires sont analysées au mieux.

❖ Le canal vert :

C'est celui qui permet la meilleure analyse des structures vasculaires du fond d'œil et des hémorragies. L'hémoglobine a un coefficient d'absorption très important dans la lumière verte c'est pour cela que les vaisseaux rétiniens apparaissent comme les plus contrastée [3].

❖ Le canal bleu :

Il est très dépendant de la clarté des milieux cela est particulièrement utile avant photo coagulation des néo vaisseaux choroïdiennes proches de la macula. Les éléments qui contiennent d'hémoglobine apparaissent avec un très faible contraste, tandis que la papille et la macula, sont visibles.

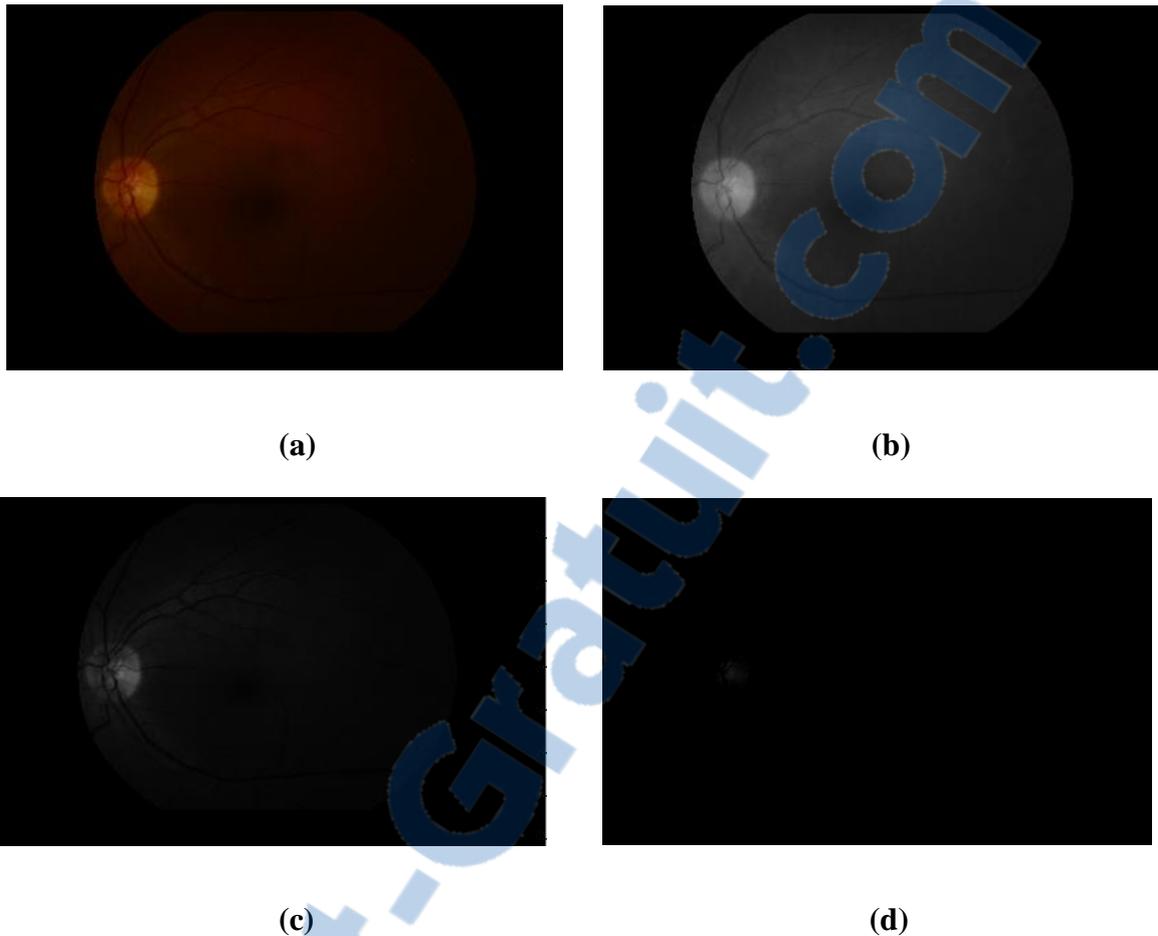


Figure 3.1 : représentation des trois canaux de l'image RGB, (a) image couleur ; (b) : le canal rouge ; (c) : le canal vert ; (d) : le canal bleu.

➤ Cette interprétation du contenu de couleur des images rétinienne favorise le travail avec le canal vert de l'image pour l'extraction du réseau vasculaire car le vert était le canal le plus contrasté (au moins pour les éléments sanguins) et le moins bruité.

Avant de procéder à l'analyse des images acquises, nous avons besoin de passer par une étape de prétraitement afin d'améliorer la qualité de celles-ci.

II.2. Prétraitement :

Le prétraitement d'images est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information.

Dans une chaîne de traitement et d'analyse d'image, l'étape de prétraitement [2] se place après les étapes d'acquisition et de numérisation, assurant les transformations

d'images et la partie de calcul permettant d'aller vers une interprétation des images traitées.

Certes, des énormes progrès sont fournis dans les techniques d'acquisitions d'images, mais les images rétinienne prises au quotidien clinique sont souvent très bruitées, elles souffrent d'un faible contraste et l'illumination n'est pas uniforme.

Les raisons peuvent être d'origines très variées : Maladies possibles (comme une rétinopathie diabétique), mouvements du patient, le changement des paramètres intérieurs de l'appareil photo, tels que la distance focale et la résolution, changement de la modalité d'imagerie. Les circonstances dans lesquelles l'image est prise, différences dans l'illumination de l'œil.

Pour pallier ces problèmes, nous avons appliqué des techniques basées sur la modification d'histogramme pour améliorer le contraste global de l'image. Ces techniques sont les plus adaptées en traitement d'image. Les algorithmes d'augmentation de contraste et de filtrage permettent de faciliter la tâche d'un spécialiste en lui donnant la possibilité d'améliorer l'image avant de l'analyser. Donc, l'amélioration peut être vue comme un premier pas vers l'analyse automatique des images rétinienne.

II.2.1.Égalisation adaptative d'histogramme :

C'est une technique permettant de renforcer le contraste des petits vaisseaux dont leur intensité décroît en largeur, elle consiste à subdiviser l'image en des régions rectangulaires non-chevauchantes, ensuite appliquer une égalisation locale d'histogramme.

II.2.2.Filtrage :

Cette étape est divisée en deux parties :

- **Le filtre morphologique (ouverture morphologique) :**

Permet d'enlever que les structures claires qui sont considérées comme du bruit, puisque l'on s'intéresse aux vaisseaux apparaissant comme des structures sombres.

- **Le filtre de gauss :**

Ce filtre est de la même famille que le filtre moyennant. Il est basé sur le même principe. En effet, l'intensité d'un pixel dépend de celle de ses voisins :

Soient $U(x)$, le niveau de gris en un point x de l'image à traiter et G la gaussienne d'écart type σ^2 donnée par la formule suivante :

$$G\sigma = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x}{2\sigma^2}\right) \quad \text{c3.0}$$

Le filtrage gaussien gère mieux les cas où les vaisseaux apparaissent plus sombres que le fond. Malgré l'inconvénient évident du celui-ci qui est le gommage des contours.

- ❖ Nous avons appliqué l'Egalisation adaptative d'histogramme sur le canal vert de l'image rétinienne référence car elle présente une faible luminosité. Nous avons aussi appliqué le filtre morphologique et celui de Gauss sur l'image référence résultante ainsi que l'image cible après avoir extrait son canal vert, pour lisser et enlever que les structures claires qui sont considérées comme du bruit.

La figure (**fig. 3.2**) illustre ces résultats.

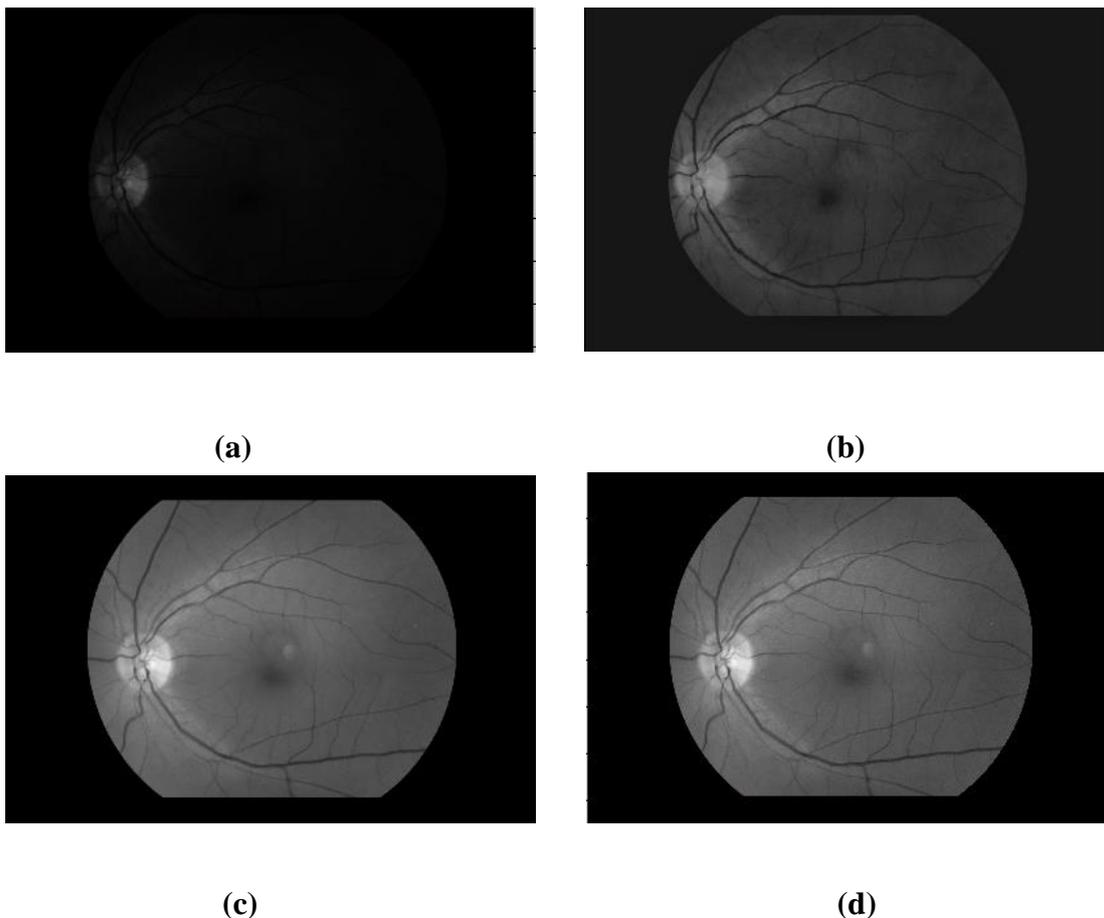


Figure 3.2 : le résultat de l'égalisation de l'histogramme et filtrage ;(a) : le canal vert de l'image référence ; (b) : l'image égalisée et filtrée d'image référence ;(c) : le canal vert de l'image cible ; (d) : l'image filtrée d'image cible.

II.3. Segmentation du réseau vasculaire :

Une fois nos images sont améliorées, nous passons à l'étape suivante qui est la segmentation.

La segmentation est un processus qui permet d'engendrer une description compacte de l'image et donc symbolique plus, exploitable que l'ensemble des pixels ; cette description va être utilisée afin de bien caractériser l'image et de concevoir des outils permettant de détecter les différentes pathologies du corps humain. Dans notre cas, nous avons besoin de détecter l'arbre vasculaire.

Cette étape va passer par plusieurs techniques d'analyse d'image afin de mieux segmenter les structures nécessaires.

II.3.1. Extraction du réseau vasculaire :

Pour mettre en évidence le réseau vasculaire, nous faisons appel à l'opérateur morphologique dénommé : Le chapeau haut de forme (Top Hat) pour localiser des structures dans l'image qui sont plus petites que l'élément structurant et qui représente l'arbre vasculaire dans notre cas.

II.3.1.1. Le chapeau haut de forme :

C'est un résidu destiné à l'élimination des variations lentes du signal ou amplifier les contrastes. Cette notion de Top Hat est due à F.Meyer.

On appelle chapeau haut de forme le résidu entre l'identité et l'ouverture :

$$TH_B^+ = f - \gamma_B(f) \quad c3.1$$

- TH_B^+ permet de détecter ce que l'ouverture à fait disparaître, c'est-à-dire les pics ou structures claires de l'image originale [2].

Ou le résidu entre l'identité et la fermeture :

$$TH_B^- = \varphi_B(f) - f \quad c3.2$$

- TH_B^- récupère les objets sombres supprimés par la fermeture.

La figure (**fig.3.3**) montre que les détails extraits par le chapeau haut de forme sont séparés ils ne sont pas connexes. Les vaisseaux apparaissent comme des objets clairs, allongés et connexes.

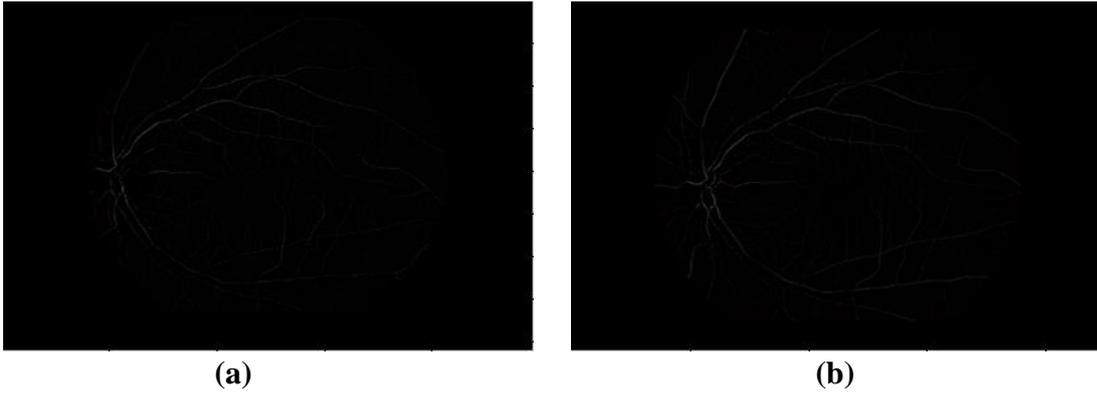


Figure 3.3 : Résultats du chapeau haut de forme ; (a) : sur l'image de référence ; (b) : sur l'image cible

II.3.2. Seuillage :

L'opération dite de "seuillage simple" consiste à mettre à zéro tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur à une certaine valeur (appelée seuil, en anglais threshold) et à la valeur maximale les pixels ayant une valeur supérieure. Ainsi le résultat du seuillage est une image binaire contenant des pixels noirs et blancs, c'est la raison pour laquelle le terme de binarisation est parfois employé. Le seuillage permet de mettre en évidence des formes ou des objets dans une image. Toutefois, la difficulté réside dans le choix du seuil à adopter.

Un seuillage automatique simple est appliqué sur les résultats du Top Hat ensuite un seuillage surfacique pour nettoyer certains objets inutiles puis une fermeture morphologique pour connecter les segments de l'arbre. Ceci calcule une approximation du réseau vasculaire quelle va servir la prochaine étape de notre travail.

La fermeture est la concaténation d'une dilatation suivie d'une érosion, elle est donnée par :

$$\phi(X) = (X \oplus B) \ominus \check{B} \quad c3.3$$

La figure (**fig.3.4**) illustre les résultats de cette approximation.

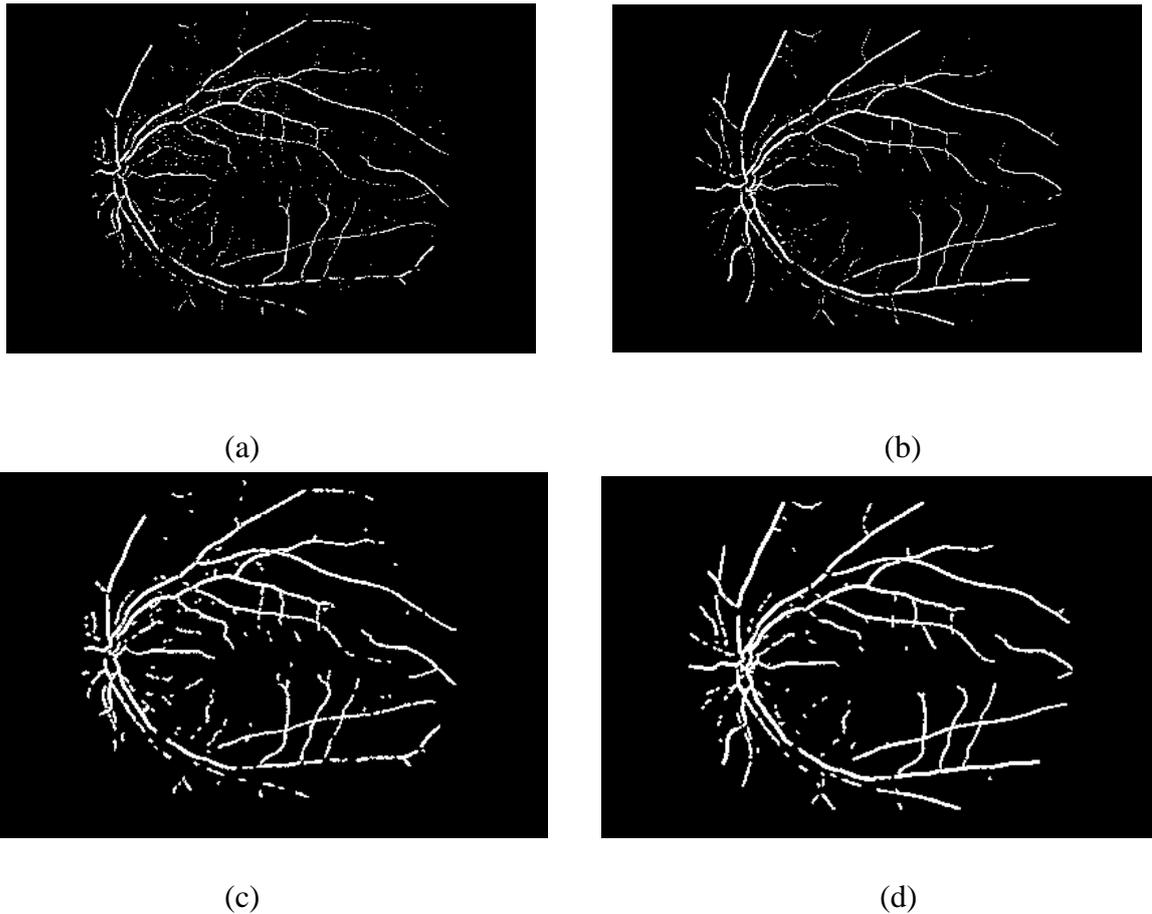


Figure 3.4 : résultats de l'approximation du réseau vasculaire ;(a) : seuillage de l'image référence, (b) : seuillage de l'image cible, (c) : filtrage surfacique et connexion des segments I_r , (d) : filtrage surfacique et connexion des segments I_c .

II.3.3. filtre alterné séquentiel :

Nous avons appliqué un filtre alterné séquentiel basé sur l'ouverture par reconstruction avec un élément structurant circulaire.

La notion d'ouverture par reconstruction permet d'obtenir la forme exacte de l'objet obtenu après l'érosion. Elle est définie par :

$$E^R (R \ominus B) = \gamma^{\text{Rec}} \quad \text{c3.4}$$

Ceci pour réduire les branches qui ne correspondent pas au réseau vasculaire.

- ❖ Les différences de contraste entre les vaisseaux des images différentes font que des méthodes de seuillage ne sont pas adaptées pour trouver le réseau vasculaire à partir de l'image chapeau haut de forme. Pour résoudre ce problème, nous utilisons un outil de segmentation puissant permettant de détecter la ligne centrale du réseau vasculaire

; il s'agit de la ligne de partage des eaux (watershed) quelle sera décrite dans la section suivante.

II.3.4. Extraction de la ligne centrale du réseau vasculaire par LPE :

La notion de ligne de partage des eaux n'est pas en elle-même à proprement parler, une notion purement issue de la morphologie mathématique. Le concept à son origine en topographie et en hydrogéologie, où une image est représentée par une fonction numérique f , donc elle est perçue comme un relief si l'on associe le niveau de gris de chaque point à une altitude [2], la notion de LPE est étroitement liée à celle de minimum régional.

Un minimum régional : est un ensemble connexe de pixels d'altitude constante tel qu'il n'est pas possible, partant de cet ensemble de rejoindre un point de la surface d'altitude inférieure sans avoir à grimper (**fig.3.5**).

Bassin versant d'un minimum régional : C'est la zone d'influence d'un minimum régional (une goutte d'eau s'écoulant dans le bassin versant arrive au minimum régional).

Ligne de partage des eaux : L'ensemble des points de séparations de deux bassins versants adjacents et limite des zones d'influence des minima locaux (**fig. 3.5**).

Marqueurs et zones d'influence : On entend par marqueur une ou plusieurs composante(s) connexe(s) permettant de localiser les régions devant être segmentées dans l'image [16].

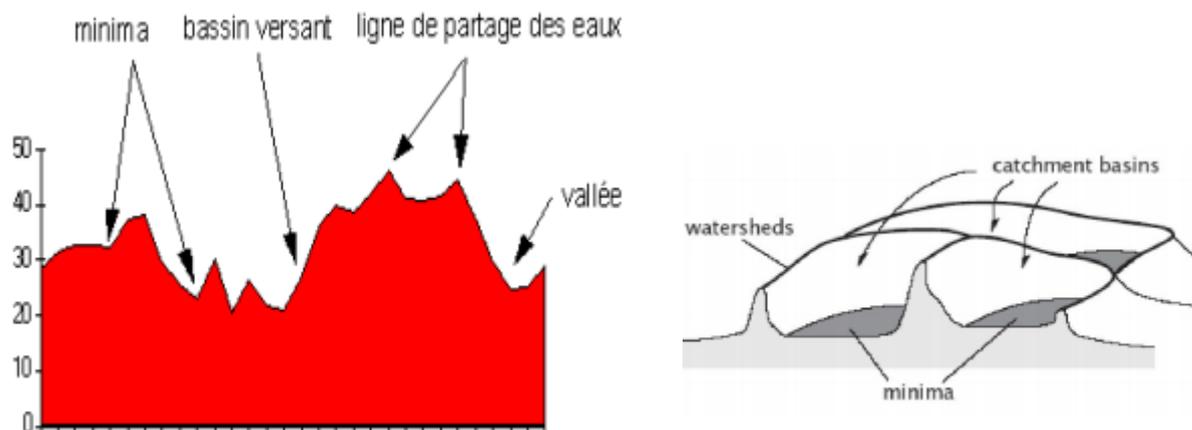


Figure 3.5 : Minima régionaux, bassins versants et LPE.

✚ Principe de construction de la LPE par immersion :

Si l'on considère une image comme une surface topographique, ou l'altitude correspond au niveau de gris, le principe de construction de la LPE par immersion est le suivant :

En imaginant que tous les minima régionaux sont percés, on immerge progressivement le relief par une montée des eaux :

- ❖ A chaque fois que la hauteur de l'eau atteint l'altitude d'un minimum régional, un nouveau bassin versant est créé.
- ❖ A chaque fois que deux bassins se rencontrent, on empêche leur fusion en construisant une <<digue>>.
- ❖ L'ensemble des digues forme la LPE [3].

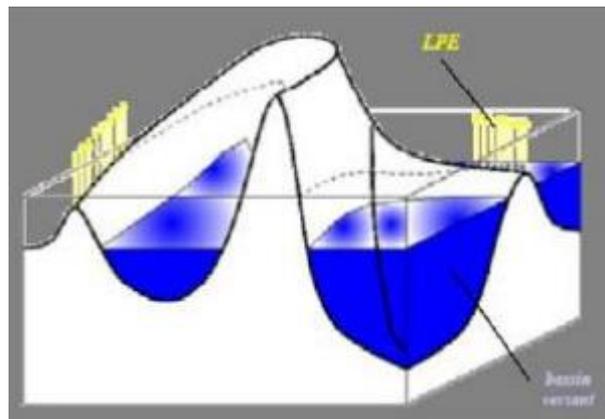


Figure 3.6 : la LPE par simulation d'immersion.

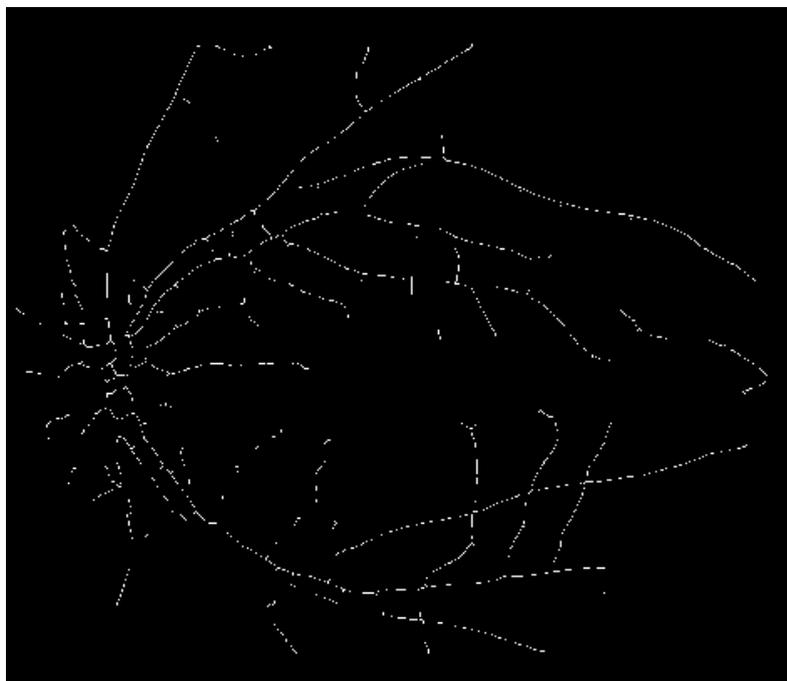
La présence d'une multitude de minima dans l'image constitue un problème majeur de la ligne de partage des eaux (surnommée la sur-segmentation). Pour remédier ce problème nous devons réduire le nombre de minima à partir desquels l'image est inondée en utilisant des marqueurs choisis en fonction de la distance par rapport à l'approximation du réseau vasculaire : ce sont les minima locaux de la fonction distance de l'approximation inversée. L'étape de reconstruction permet de retrouver chaque particule à partir de son marqueur.

La ligne de partage des eaux suit les vaisseaux, elle est toujours fermée et délimite un bassin versant, mais bien sûr il existe aussi beaucoup de faux positifs [3], donc nous introduisons un opérateur AND entre l'image binaire du chapeau haut de forme et le

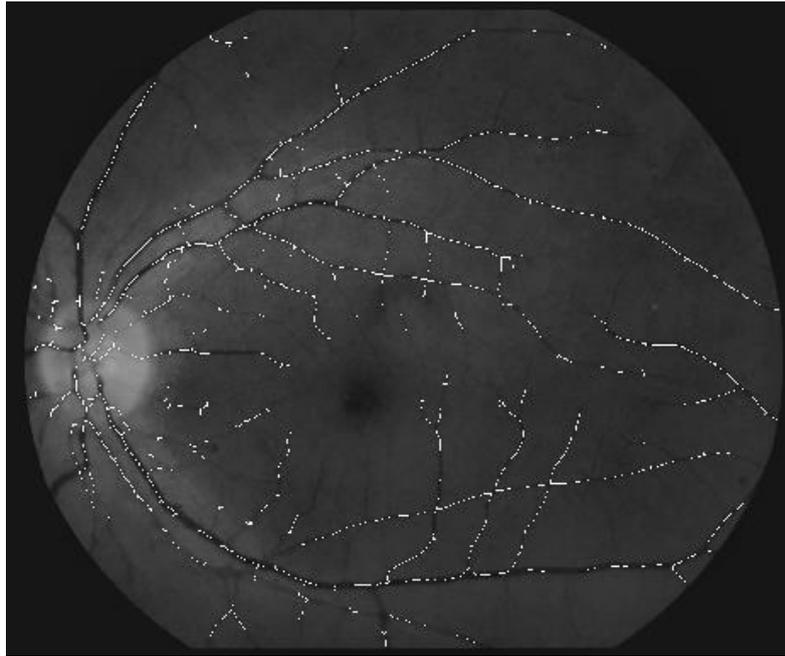
résultat du calcul de la LPE pour détecter que la ligne centrale du réseau vasculaire et éliminé les bassins versants (**fig.3.7**).



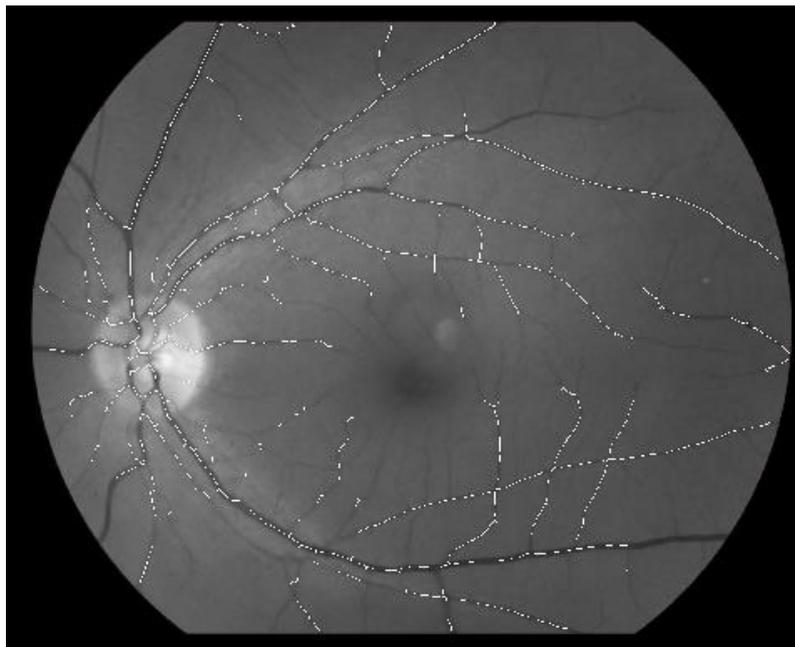
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 3.7 : Résultat de segmentation du réseau vasculaire ;(a) : la ligne centrale du réseau vasculaire Ir, (b) : la ligne centrale du réseau vasculaire Ic, (c) et (d) : résultat final de segmentation du réseau vasculaire superposé sur l'image du canal vert respectivement des images référence et cible.

II.4. extraction des points de bifurcation :

Un point de bifurcation est le point où se divise un vaisseau rétinien en deux autres petits vaisseaux formant un T ou un Y [15].

Pour localiser ces points sur le squelette vasculaire, il suffit de détecter tous les Y, et T. Pour cela, nous avons appliqué la transformation Tout ou Rien (Hit and Miss transformation) donnée par :

$$X \otimes B = (X \ominus B_1) \cap (X^c \ominus B_2) \quad \text{c3.5}$$

$$B = (B_1, B_2) \quad \text{c3.6}$$

Avec B une famille composée de 20 configurations de voisinage :

Les formes en Y :

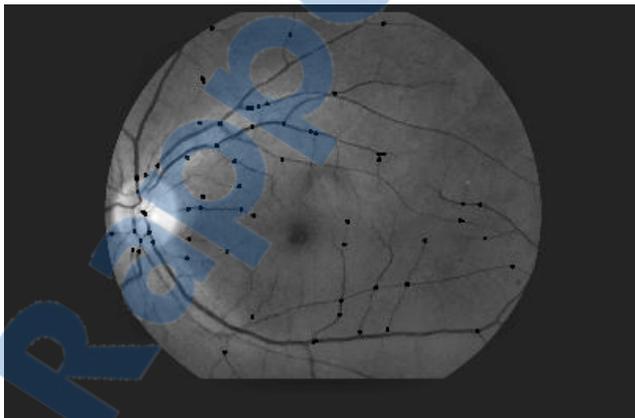
$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Les formes en T :

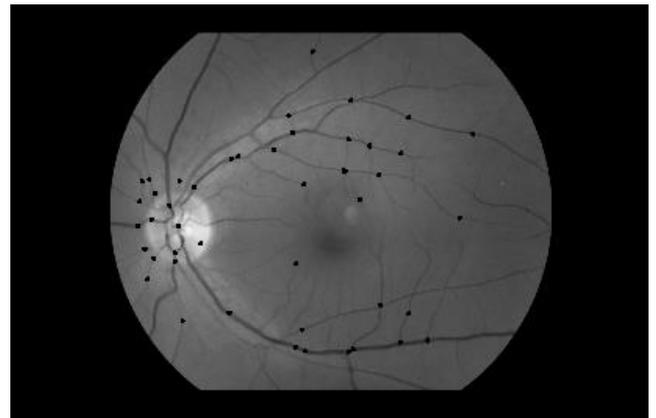
$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Avec des rotations de $\pi/4$.

Lorsque nous appliquons cette transformation sur le squelette de l'arbre vasculaire issu de l'étape précédente nous obtiendrons le résultat de la figure 3.8.



(a)



(b)

Figure 3.8 : Les points de bifurcation ; (a) : points extraits superposés sur l'image référence, (b) : points extraits superposés sur l'image cible.

II.5. Recalage des images segmentées :

Dans le cas des images de fond d'œil, la luminosité peut varier de manière très significative entre des images prises chez un sujet dépendamment des conditions variables de leur acquisition (changement de caméra entre deux acquisitions, différente luminosité dans la pièce, modification de la taille de la pupille...). Cependant, nous utilisons les méthodes de recalage présentés dans le chapitre précédent pour aligner deux images rétinienne d'un même patient à des instants différents. L'information contenue dans ces images est essentiellement géométrique, au niveau des structures que sont le disque optique, le réseau vasculaire et la fovéa, le fond de l'image étant peu texturé. Les recalages géométriques sont donc plus adaptés à ce type d'images.

- ✚ Lorsque nous appliquons le recalage géométrique, nous utilisons dans un premier lieu la sélection des points de contrôle (**fig.3.9**), en s'appuyant sur le point de bifurcation qui est considéré comme repère puisqu'il s'agit d'un indicateur évident de la vascularisation.

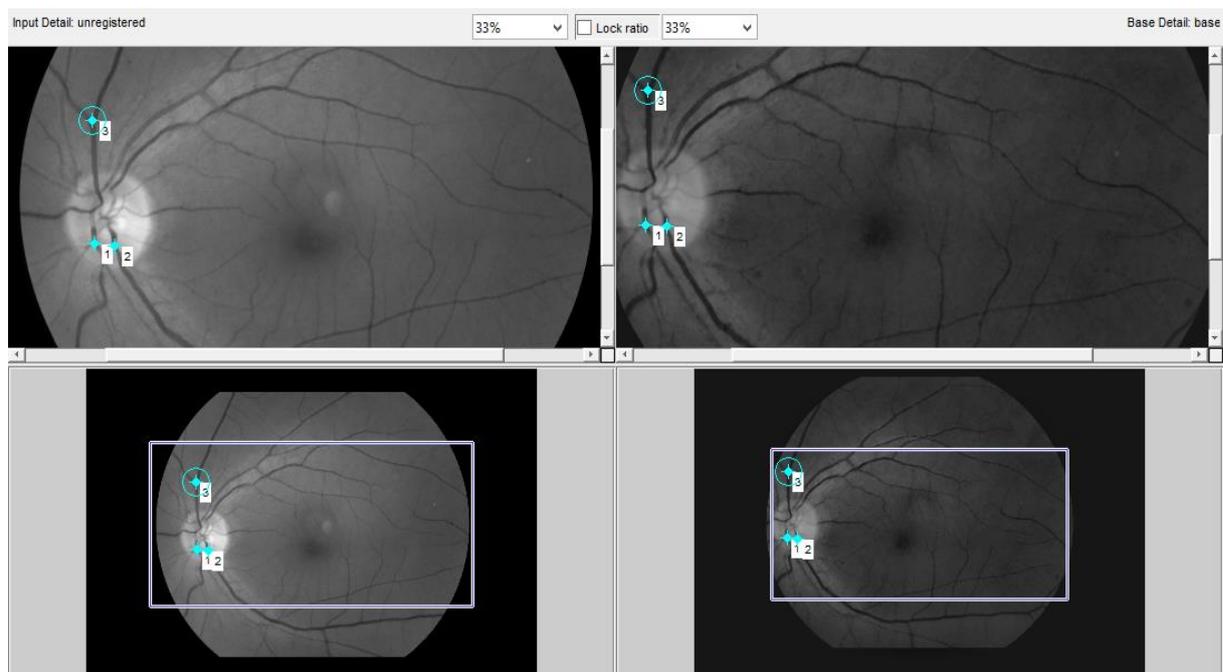


Figure 3.9 : Fenêtre de sélection des points de contrôle.

Chapitre : 03 | Résultats et discussion

❖ Cette fenêtre est subdivisée en quatre zones pour la sélection des points de contrôles ou encore les points de bifurcation extraits auparavant :

➤ Les deux premières zones présentées (en haut) contiennent les commandes suivantes :

«**superposition détail**» et «**superposition1 Détail**», qui permettent de zoomer respectivement l'image de référence et l'image à recaler pour pouvoir sélectionner les points de contrôle avec une précision[3].

➤ Les zones présentées (en bas) contiennent les commandes **Overview** qui permettent de visualiser respectivement l'image de référence et l'image à recaler toutes entières.

✚ Dans un deuxième lieu, nous appliquons l'algorithme ICP (Iterative Closest Point) décrit dans le chapitre précédent, en basant sur les points de bifurcations déjà extraits des deux images de fond d'œil.

➤ Après avoir effectué une transformation de similarité à partir de la sélection des points de contrôle et autre à partir de l'algorithme ICP pour aligner les deux images.

La figure (fig.3.10) illustre les résultats obtenus :

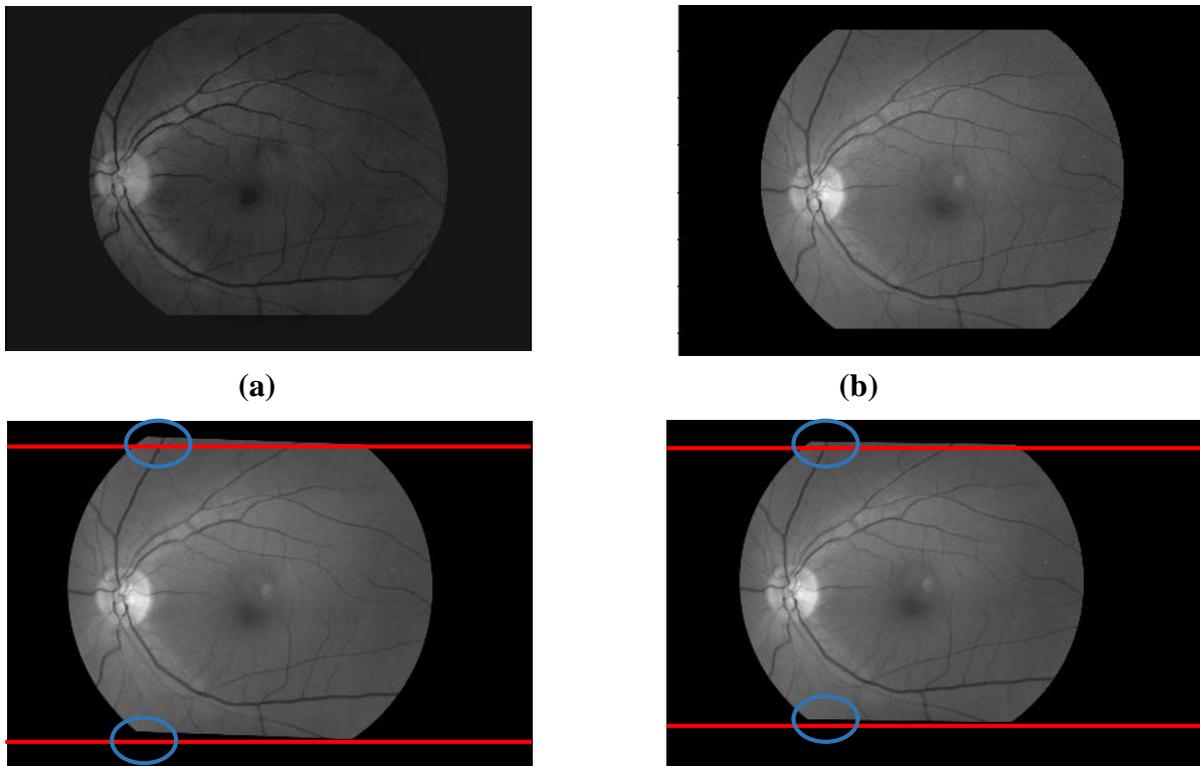


Figure 3.10 : visualisation de l'image recalée ; (a) : l'image de référence, (b) : l'image à recaler, (c) : l'image recalée par sélection des points de contrôle, (d) : l'image recalée en utilisant l'ICP.

Nous remarquons que l'image à recalée a subi seulement une rotation à droite significative concernant la méthode de sélection des points de contrôle, tant que celle de la deuxième méthode (ICP) a subi une petite rotation aussi à droite et un changement d'échelle significatif ; pour qu'elle ressemble au mieux à l'image de référence.

II.6.fusion des images rétiniennes :

D'après Bloch : "la fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision".

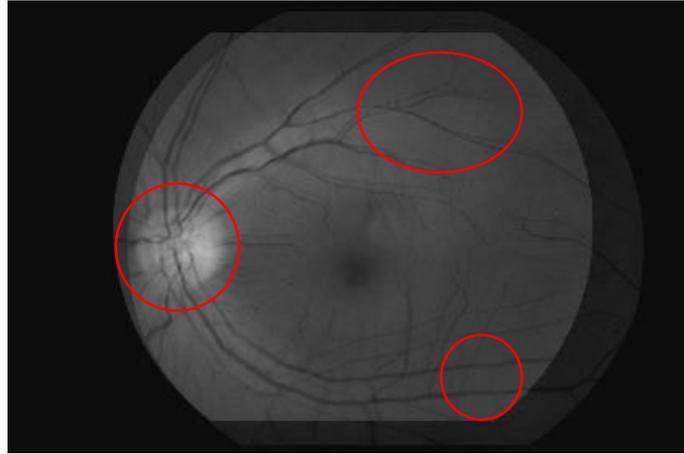
La procédure de la fusion sert à combiner les informations portées par ces deux images prise à des instants différents.

L'évaluation de la qualité de l'image fusionnée ai été faite avant et après recalage. Dans notre travail, on va baser sur une évaluation visuelle et on calcule d'autre quantitative.

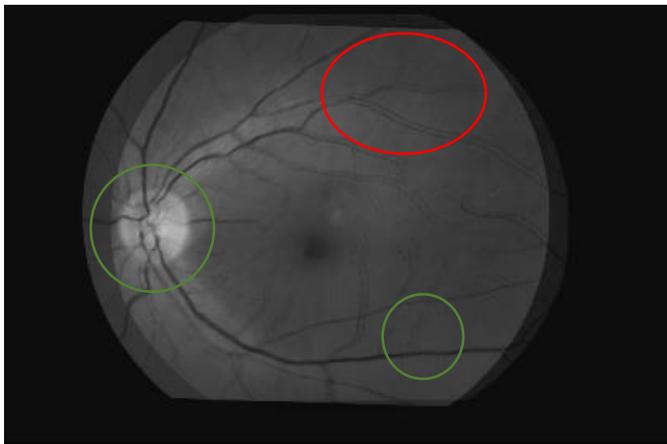
II.6.1.Evaluation de l'algorithme :

II.6.1.1.Evaluation visuelle :

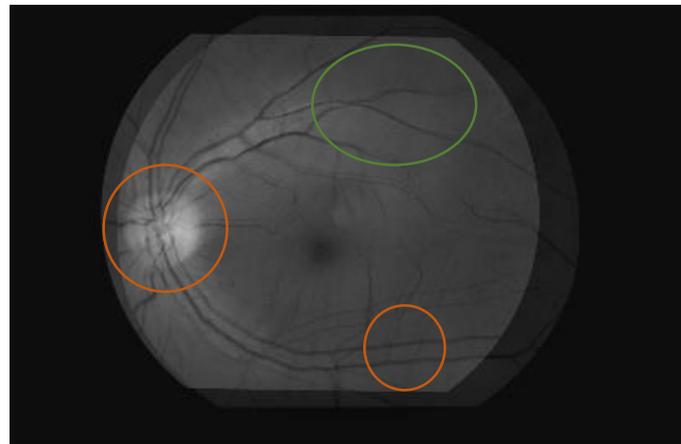
Le médecin tente toujours à faire son diagnostic à partir d'une analyse visuelle des images. Mais l'information visuelle est inefficace pour estimer la meilleure fusion des deux images. Elle peut présenter des défauts comme la montre la figure (**fig.3.11**).



(a)



(b)



(c)

Figure 3.11 : l'image résultat de la fusion ;(a) : images fusionnées avant recalage, (b) : images fusionnées de la 1^{ère} méthode (sélection des points de contrôle) (c) : images fusionnées de la 2^{ème} méthode (ICP).

A partir de l'image (a), nous constatons qu'il y a un décalage significatif touchant à la fois le réseau vasculaire et la papille. Ce décalage est marqué en rouge.

A partir de l'image (b), nous remarquons des parties du réseau rétinien et la papille sont à la fois superposés (parties marquées en vert), et présente un décalage négligeable par rapport à l'image résultante de la fusion avant recalage aussi bien que celle résultante par la deuxième méthode (algorithme ICP).

A partir de l'image (c), nous remarquons des parties du réseau rétinien qui sont parfaitement superposés (parties marquées en vert), au moment où autres parties ainsi

que la papille présente un décalage moins remarquable par rapport à l'image résultante de la fusion avant recalage. Ce décalage est marqué en orange.

II.6.1.2. Evaluation quantitatives :

Afin d'évaluer le résultat de la fusion, nous calculons les paramètres suivants :

- **Le temps de calcul :**
Est un critère permettant l'évaluation du processus de recalage.
- **Le nombre de points de bifurcation utilisé.**
- **La métrique d'erreur :**
Basé sur la Norme Euclidienne, plus la métrique est faible, plus la distance est minimale, plus l'image cible est bien recalée.
- **Le nombre d'itération du processus d'optimisation ICP.**

Les résultats obtenus pour chaque méthode sont bien détaillés dans la dernière partie.

III. Résultats et discussion :

Dans cette partie, on va commencer à répondre à certaines questions qui sont :

- La première concerne le nombre de points sélectionnés : qu'elle est l'intervalle de points qui va nous permettre une bonne fusion et un diagnostic plus fiable.
- La deuxième concerne le temps de calcul : est-ce que le résultat attendu est affiché rapidement ?, pour obtenir une information plus précise.
- La dernière concerne la métrique d'erreur : est-ce que le taux d'erreur est minimale pour permettre un bon recalage et donc une bonne fusion et un diagnostic plus fiable.

Tous d'abord, on va essayer de sélectionner les points de bifurcations comme points de contrôle manuellement pour appliquer ensuite un recalage automatique en s'appuyant sur la transformation affine. A chaque fois qu'on sélectionne les points, on calcule le temps du processus de recalage pour répondre et afficher le résultat. Ceci concernant la première méthode qui est le recalage basé sur la sélection des points de contrôle.

Les résultats sont illustrés dans la figure suivante :

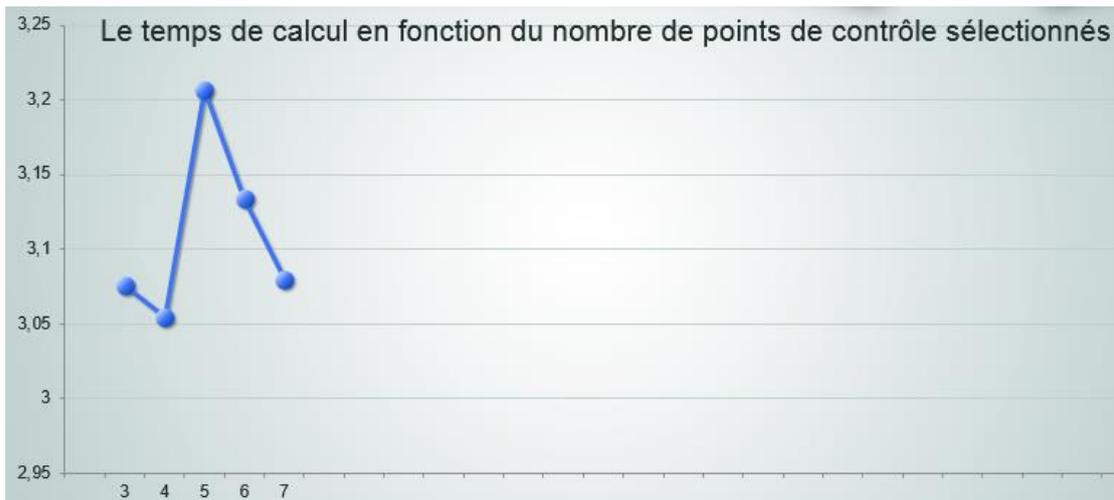


Figure 3.12 : les résultats des points sélectionnés à partir du réseau vasculaire.

Ensuite, on va calculer le nombre d'itération du processus d'optimisation, le taux d'erreur et le temps de calcul du processus de recalage en s'appuyant sur la transformation affine tout comme la première méthode. Ceci concernant la deuxième méthode qui est le recalage basé sur le processus d'optimisation ICP. Cette méthode est purement automatique.

Les résultats sont illustrés dans la figure suivante :

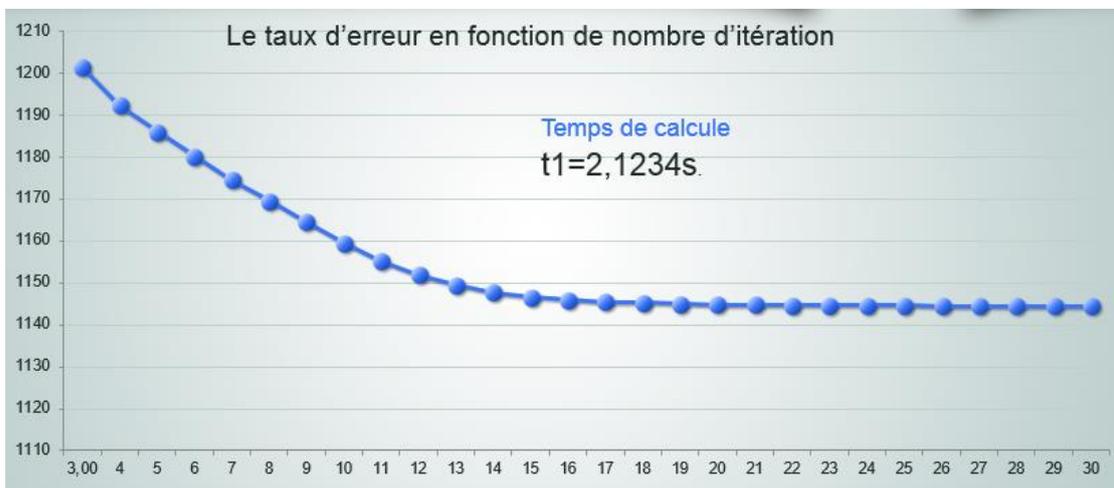


Figure 3.13 : les résultats d'optimisation de l'algorithme ICP à partir des points de bifurcation.

- Le temps de calcul du processus de recalage par ICP est $t_1 = 2.1234s$
- ✚ À partir des résultats obtenus, on remarque :

- La qualité de la fusion des deux images dépend également de la qualité de recalage ainsi que sa méthode.
- Cette dernière dépend aussi du nombre de points de bifurcation utilisé :
 - Pour la première méthode, le nombre trois (3) de points contrôlé sélectionné (points de bifurcation) est largement suffisant pour obtenir une information utile dans notre cas.
 - Pour la deuxième méthode, malgré le nombre de points de bifurcation utilisé est arbitraire car tous le processus est automatique, le résultat obtenu a une qualité moyenne à cause des faux positifs.
- Dans le processus de recalage automatique (ICP) : plus le nombre d'itération augmente, plus le taux d'erreur diminue, plus la qualité de l'information est précise.
- Le temps de calcul du processus de recalage dépend aussi de la méthode utilisé : il est rapide dans la deuxième méthode(ICP) que dans la première ce qui est demandé.
- L'analyse visuelle reste toujours un critère indispensable pour un diagnostic plus fiable malgré sa défaillance dans certains cas.

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté une étude comparative de deux méthodes de recalages une semi-automatique et l'autre automatique ainsi qu'une évaluation visuelle de celui-ci par fusion et une quantitative de certains paramètres. Dans cette étude, nous avons démontrés que ces méthodes dépendent sur le choix du nombre des points de bifurcation essentiellement. La première partie, dans ce chapitre représente une description générale de notre travail. La deuxième partie, décrit les différentes étapes de notre algorithme. La dernière partie a été consacrée à la discussion des résultats obtenus.

Conclusion générale :

L'analyse des besoins des médecins nous a amenée à diriger nos efforts sur le traitement automatique des images rétiniennes. Une étude sur les images du fond d'œil a été présentée dans ce mémoire.

Nous avons consacré notre projet sur le recalage semi-automatique/automatique et la fusion des images couleur du fond d'œil. Nous avons d'abord présenté quelques notions sur l'œil, notamment sur la rétine, puis quelques pathologies affectant l'œil, ainsi que les différentes techniques d'acquisition.

Nous avons validé notre travail sur des images rétiniennes couleur de même patient prises à des instants différents. Il a été testé sur des images de vérité terrain fournies par «la clinique d'ophtalmologie Lazzouni».

Pour construire ce système, notre étude s'est articulée autour de deux grands axes. Le premier consiste à segmenter l'un des principales structures anatomiques de la rétine (réseau vasculaire). Le deuxième consiste à recalé et fusionné les images segmentées basant sur les points de bifurcation et utilisant une méthode semi-automatique et autre automatique.

Plusieurs perspectives peuvent être envisagées dans le prolongement de ce mémoire. Parmi lesquelles, nous pouvons améliorer notre algorithme en passant à une autre méthode automatique plus performante qui est l'ICP accéléré dans le but de diminuer le temps de calcul et au même temps d'améliorer la qualité visuelle de l'image recalée.

Bibliographie :

[1] Sy Nguyen, Redha Bourouina et al, “*Manuel d’anatomie et de physiologie*”, EDITIONS LAMARRE, 2011, pp.13-14, 365–366.

[2] FEROU AMEL, ‘*ANALYSE DES IMAGES COULEUR DU FOND D’ŒIL POUR L’AIDE AU DIAGNOSTIC EN OPHTALMOLOGIE:APPLICATION A LA DETECTION DES PATHOLOGIES RETINIENNES*, thèse 2014.

[3] : ABDELBAKI Saliha, « *Recalage et fusion d’images de fond d’œil : Application à la rétinopathie diabétique* », Mémoire de projet de fin d’étude Pour obtenir le Diplôme de MASTER en Génie Biomédical, Université Abou Bakr-Belkaïd de Tlemcen, juin 2015.

[4] : Cédric Meurée, « *Recalage des images de fond d’œil pour la construction d’un atlas des structures anatomiques de la rétine* », Mémoire présenté en vue de l’obtention du diplôme de maîtrise des Sciences appliquées (Génie Biomédical), Université de Montréal, décembre 2013.

[5] : Grégoire Malandain, « *Les mesures de similarité pour le recalage des images médicales* », Mémoire pour l’obtention de l’Habilitation à Diriger des Recherches, Université de Nice Sophia-Antipolis, mars 2006

[6] Hans Martin Kjer and Jakob Wilm, « *Evaluation of surface registration algorithms for PET motion correction* », Bachelor thesis, Kongens Lyngby 2010 IMM-2010-9

[7]: G.Borgefors, « *Hierarchical chamfer Matching: A parametric Edge Matching Algorithm* », IEEE Transactions on pattern ANALYSIS AND Machine Intelligente, vol10, No, 6, November 1988.

[8]:W. J. Rucklidge (1996), « *Efficient visual recognition using the Hausdorff distance* ». Lecture Notes in Computer Science, no 1173, Springer-Verlag, NY.

[9]: F.Bookstein, « *Principal WARPS: Thin-Plate Splines and the Decomposition of Deformations* », IEEE Transaction on pattern analysis and le machine Intelligente, vol II, No, 6 JUNE 1986.

[10] : Christian Barillot, «*Fusion de Données et Imagerie 3D en Médecin*», Habilitation à diriger des recherches, L'Université de Rennes 1 Institut de Formation Supérieure en Informatique et en Communication, Septembre 1999.

[11]: Minhua Xu; Yan Sun, «*Registration of multimodal and temporal images of the retina using a combines feature-based and statistics-based method* », Published in: Biomedical Engineering and Informatics (BMEI), 2012 5th International Conference on Date of Conference: 16-18 Oct. 2012 Date Added to IEEE Xplore: 06 May 2013 ISBN Information: INSPEC Accession Number: 13781280 DOI: 10.1109/BMEI.2012.6513145 Publisher: IEEE

[12]: A.Procházka; O. Vyšata; J. Vavryčuková; P. Cejnar; Z. Pavelek; L. Lhotská , «*Registration and analysis of retinal images for diagnosis and treatment monitoring*»,Published in: Computational Intelligence for Multimedia Understanding (IWCIM), 2014 International Workshop on Date of Conference: 1-2 Nov. 2014 Date Added to IEEE Xplore: 15 January 2015 ISBN Information: INSPEC Accession Number: 14853608 DOI: 10.1109/IWCIM.2014.7008817 Publisher: IEEE

[13]: Rehana Sultana; S. R. Nirmala , «*Registration of retinal images using blood vessel features*»,Published in: Advanced Computing and Communication (ISACC), 2015 International Symposium on Date of Conference: 14-15 Sept. 2015 Date Added to IEEE Xplore: 11 January 2016 ISBN Information: INSPEC Accession Number: 15700853 DOI: 10.1109/ISACC.2015.7377346 Publisher: IEEE

[14]: Zafer Yavuz; Cemal Köse, «*Retinal fundus image registration using bifurcation and crossover points*»,Published in: Signal Processing and Communication Application Conference (SIU), 2016 24th Date of Conference: 16-19 May 2016 Date Added to IEEE Xplore: 23 June 2016 ISBN Information: INSPEC Accession Number: 16103396 DOI: 10.1109/SIU.2016.7496032 Publisher: IEEE.

[15] : Hichem Betaouaf, Abdelhafid Bessaid, «*Identification Biométrique Des Individus Par Analyse Des Caractéristiques De La Rétine*», article, Laboratoire de génie biomédical, Université Aboubekr Belkaïd de Tlemcen – Algérie, 2017.

[16] : SALAH anissa et MEDJAOUI asmae, «Analyse des images rétiniennes : Application à la détection des lésions sombres», Mémoire de projet de fin d'étude Pour obtenir le Diplôme de MASTER en Génie Biomédical, Université Abou Bakr-Belkaïd de Tlemcen, juin 2013.

Résumé :

Le recalage est un problème commun à de nombreuses tâches en analyse d'images.

Dans ce mémoire, nous avons présenté une approche du recalage des images rétiniennes basé sur les points de bifurcation afin d'aider les ophtalmologues dans leur diagnostic. L'approche proposée contient plusieurs parties ; La première concerne l'amélioration de la qualité visuelle des images en basant sur des méthodes d'amélioration et de filtrage d'images.

Dans la deuxième partie, nous avons décrit le processus de segmentation des images améliorées qui sert en premier lieu à extraire le réseau vasculaire puis les points de bifurcation.

Ensuite, une mise en correspondance des structures segmentées par deux méthodes, l'une dans un cadre semi-automatique et l'autre dans un cadre automatique, puis une fusion d'information pour l'évaluation visuelle du recalage et une phase de quantification pour valider les résultats sera donc la dernière partie de ce travail.

Les algorithmes développés dans le cadre de ce travail sont testés sur les images d'un même patient prises à des instants différents.

Mots clés : Recalage ; Images rétiniennes ; Segmentation ; Morphologie mathématique ; Points de bifurcation ; Algorithme ICP ; fusion.