

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR- ANNABA UNIVERSITY
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA



جامعة باجي مختار- عنابة

Année :2018

Faculté: Sciences de l'ingénierat
Département: Electronique

MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de : MASTER

Intitulé

Reconnaissance de l'iris par les descripteurs SIFT

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Electronique

Spécialité : Réseaux et télécommunications

Par : BOUTIOUTA Imene

DEVANT Le JURY

Président	: N.DOGHMANE	prof Université Badji Mokhtar Annaba
Directeur de mémoire	: K. BOUKARI	MCA Université Badji Mokhtar Annaba
Examineur	: N.SAHRAOUI	MCA Université Badji Mokhtar Annaba
Examineur	: N.KOUADRIA	MCB Université Badji Mokhtar Annaba



Remerciement

Avant tout ,je tiens à remercier ALLAH qui m'a guidé et qui m'a donné la force d'accomplir ce modeste travail.

J'exprime également mes remerciements et ma gratitude à mon encadreur « madame Boukari Karima » pour , l'opportunité qu'elle m'a offert de travailler sous sa supervision ,pour sa gentillesse ,ses conseils précieux et son suivi.

Mes remerciements s'adresse aussi aux membres de jury « monsieur Doghmane,monsieur Kouadria,et madame Sahraoui » pour avoir accepté d'examiner et d'évaluer ce travail.je ne peux jamais oublier tous mes enseignants du département d'électronique de l'université badji mokhtar annaba auxquels je témoigne toute ma gratitude.

Enfin je tiens à remercier du fond du cœur mes parents qui m'ont épaulé tout au long de travail.



Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

à

*L'homme de ma vie, mon exemple éternel,
mon soutien moral et source de joie et de bonheur,
celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir,
que dieu te garde dans son vaste paradis, à toi mon père.*

à

*la lumière de mes jours, la source de mes efforts, la
flamme de mon cœur, ma vie et mon bonheur ; maman
que j'adore.*

à

*Mes sœurs Dalia, Aya, Kaouter et mon frère
Islam,*

*Pour leur éternelles présences,
amour et soutien.*

Résumé

La reconnaissance humaine par l'iris a gagné beaucoup d'attention, Ce travail présente une approche efficace pour la reconnaissance qui inclut la segmentation, l'amélioration, l'extraction de caractéristiques et la reconnaissance . Avant l'extraction des caractéristiques ,l'image est améliorée à l'aide de l'histogramme CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization). Les caractéristiques de l'iris sont extraites à l'aide de la fonction SIFT (Invariant Invariant Feature Transform) qui est invariant à l'échelle et invariant à la rotation et robuste aux distorsions affines. L'avantage de la méthode proposée est la précision et la simplicité. Le système est testé en utilisant la base de données CASIA version-4 (CASIA-Iris-Lampe) pour les résultats expérimentaux.

Mots clés : Biométrie, Iris, reconnaissance d'iris, CLAHE , SIFT , base de données, mise en correspondance

Abstrat

Human recognition through iris has gained allot of attention. This work presents an efficient approach for recognition which includes segmentation, enhancement, feature extraction and recognition. Before feature extraction the image is enhanced using Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). Iris features are extracted using Scale Invariant Feature Transform (SIFT) which is invariant to scale and somewhat invariant to rotation and shown robustness to affine distortion .The advantage of proposed method is accuracy and simplicity. The system is tested using CASIA database version-4 (CASIA-Iris-Lampe) for experimental results.

Key words : Biometry, Iris, iris recognition, CLAHE, SIFT, database, matching

تلخيص:

اكتست معرفة الاشخاص من خلال القرحة الكثير من الاهتمام ، ويعرض هذا العمل طريقة فعالة لتحقيق هذه التقنية يتضمن التقسيم والتحسين استخراج المميزات و المقارنة لتحديد الشخص . قبل استخراج الميزات يتم تحسين الصورة باستخدام CLAHE. يتم استخراج خصائص القرحة باستخدام التقنية SIFT وهو مقياس لا يتغير بتغير السلم ولا يتغير بالدوران و قوي في ازالة تشوهات الصورة ميزة الأسلوب المقترح هي الدقة والبساطة. يتم اختبار النظام باستخدام قاعدة بيانات CASIA version-4 (CASIA-Iris-Lamp) لاجل النتائج التجريبية.

كلمات البحث

؛القياسات الحيوية ؛ القرحة ، التعرف على القرحة ؛ SIFT ، CLAHE ، قاعدة البيانات ، مطابقة

Liste des abréviations:

CASIA : Chiness Academy of Science Institute of Automation

PI: points d'intérêt

LOG: Laplacien of Gaussien

DOG: Difference of Gaussien

CLAHE: Contrast Limit Adaptive Histogram Equalization

SIFT: Scale Invariant Feature Transform

Rp: rayon de la pupille

Ri: rayon de l'iris

Cp: centre de pupille

Ci: centre de l'iris

Liste des figures

Chapitre I : Les systèmes de reconnaissance d'iris

Figure I.1 : Les différents motifs de la texture de l'iris.	4
Figure I.2: l'acquisition d'iris	5
Figure I.3. Image acquise en lumière visible	6
Figure I.4. Image acquise en infrarouge(source Daugman).	6
Figure I.5. Dimensions d'une image d'iris selon la norme ISO.	7
Figure I.6: Diagramme des différentes étapes d'un système de reconnaissance d'iris	9
Figure I.7: Images de 4 différents types de texture d'iris.	10

Chapitre II : Travaux sur la détection des points d'intérêt

Figure II.1 : Création d'un panorama en assemblant 2 à 2 des images à l'aide de SIFT	13
Figure II.2 : Travaux effectués avant les SIFT.	13
Figure II.3: la courbure en un point de R1 et R2.	15
Figure II.4 : Pyramide de gaussienne.	18
Figure II.5 : doubler le paramètre σ sur image (créer octave 1 ; 2 ; 3).	19
Figure II.6 : DoG	20
Figure II.7 : Détection des extrema.	20
Figure (II.8) : Détection des extrema dans les DoG.	21
Figure(II.9) : Localisation précise des points d'intérêt et élimination des points non pertinent.	22
Figure (II.10) : pics de l'histogramme	26
Figure II.11 image des vecteurs gradients de 16x16 pixels	28

Figure (II.11) : images, de vecteurs descripteurs à 128 éléments	30
--	----

Chapitre III :Applications et résultats obtenus

Figure III.1 La caméra d’iris à main pour la collecte de CASIA-Iris-Lamp(1 acquisition.....	34
Figure III.2 Exemples des images d’iris à partir de bases de donnée CASIA-Iris-Lamp	34
Figure III.3: image originale	35
Figure III.4 élimination des points blancs de l’iris.....	35
Figure III.5 : avant l’application du filtre 5*5	35
Figure III.6: Application d’un filtre médian	35
Figure III.7 : avant l’application du LogABOUT	36
Figure III.8 : logAbout pour la compensation de l’illumination	36
Figure III.9: Une image d’iris avec les différentes parties à détecter	36
Figure III.10 Détection de l’iris par la méthode de Canny	37
Figure III.11 image segmentée avec reflet	38
Figure III.12 image segmentée sans reflet	38
Figure III.13 Détermination du rayon et du centre de la pupille.....	39
Figure III.14 Détermination le Rayon de l’iris	39
Figure III.15 localisation de l’iris	40
Figure III.16 Transformation en Pseudo-Polaire.....	41
Figure (III. 17) Normalisation de l’iris	41
Figure III.18 : image d’iris amélioré par l’histogramme de CLAHE	43
Figure III.19 : diagramme de la méthode utilisé	44
Figure III.20 localisation de points d’intérêt extraits sur l image de l iris déroulé	46
Figure III. 21 : Image 001_1 (représentée par (a)) et image 001_1 pivotée (représentée par (b)) Et leur points d’intérêt	49

Figure III.22. : Image 001_1 (représentée par (a)) et image 001_1 apres l'augmentation de l'intensité (représentée par (b)) Et leur points d'intérêt sur l'iris déroulé.	51
Figure III.23 : extraction de points d'intérêt (dimensions d'image :64x240 double)	52
Figure III.24 : extraction de points d'intérêt (dimensions d'image :200x300 double)	53
Figure III.23 : Architecture générale d'un système de reconnaissance d'iris	54

Liste des tableaux

TAB III.1: Le pourcentage de ressemblance entre les points d'intérêt sur l image de l iris	47
TAB III.2 : Analyse de temp pris pour les étapes individuelles de SIFT	48
TAB III.3 : Points d'intérêt de 001_1 mise en correspondance avec 001_1 à l'aide de descripteurs de SIFT.	49
TAB III.4: Points d'intérêt de 001_1 mise en correspondance avec 001_1 pivotée à l'aide de descripteurs de SIFT.....	50
TAB III.5: Points d'intérêt de 001_1 mise en correspondance avec 001_1 après la modification de la valeur de δ à l'aide de descripteurs de SIFT	50
TAB III.6: Points d'intérêt de 001_1 mise en correspondance avec 001_1 après le changement de lintensité à l'aide de descripteurs de SIFT.....	52
TAB III.7: Points d'intérêt de 001_1 mise en correspondance avec 001_1 après le changement de résolution à l'aide de descripteurs de SIFT.....	53

Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre I : Les systèmes de reconnaissance d’iris.....	2
Introduction	3
1-La biométrie de l’iris :.....	3
2.Architecture d’un système de reconnaissance d’iris.....	5
2.1- Acquisition:	5
2.2 Segmentation :.....	7
2.3- Normalisation	8
2.4- Encodage.....	8
2.5- Classification	8
3-Avantages d’un système à reconnaissance biométrique par l’iris :	9
4-Les difficultés d’un système à reconnaissance biométrique par l’iris :	9
5-Applications d’un système à reconnaissance biométrique par l’iris	10
Conclusion :.....	11
Chapitre II :Travaux sur la detection des points d’intérêt	12
Introduction :	13
1-Travaux sur la détection de points d'intérêt :.....	13
1.2-Travaux effectués avant les SIFT	14
1.2.1 - Les détecteurs de Harris.....	14
1.2.2- Les travaux de Morh et Schmid.....	15
1.3-Les limites de ces approches :	16
2.Algorithme de SIFT.....	16
2.1Calcul des points d'intérêt et des descripteurs :	17
2.1.1-Construction de l'espace des échelles :	17
2.1.2Détection des extrema dans les DoG	19
2.1.3 Localisation précise des points d'intérêt et élimination des points non pertinent.	22
2.1.4Affectation d'orientation aux points d'intérêt	25

2.1.5 Le calcul des descripteurs.....	27
2.1.5 Mise en correspondance des images :	30
Conclusion:.....	31
Chapitre III Applications et résultats obtenus	32
Introduction	33
1-les bases d'images utilisées	33
2- Le prétraitement des données :	33
2.1- élimination des points blancs d'iris :	35
2.2- Filtrage médian	35
2.3-La compensation de l'illumination :	35
3- la localisation de l'iris (segmentation) :	36
3.1-La transformée de Hough :	37
4-Normalisation la région de l'iris utilisant la transformé de HOUGH :	40
5-L amélioration utilisant l'histogramme de CLAHE :	42
6-L'extraction des caractéristiques :	43
6.1 - Calcul des caractéristiques.....	44
6.2 –La mise en correspondance des points d'intérêt par le taux de matching	47
6.3-vérification de l'invariabilité de SIFT	48
7-l'étape d'identification biométrique par l'iris	54
Conclusion :.....	56
Conclusion générale	57

Introduction générale :

L'authentification de la personne basée sur la biométrie augmente rapidement ces jours-ci par rapport au système conventionnel qui comprend la clé physique, carte d'identité, mot de passe, broche, jeton. L'identification basée sur la technologie biométrique comprend les empreintes digitales, le visage, la rétine, l'empreinte palmaire, la géométrie de la main, la voix, l'écriture manuscrite et l'iris. Parmi les différentes reconnaissances biométriques, l'iris est l'un des plus stables, fiables et a une grande unicité, avec un taux d'erreur remarquablement faible, ce qui signifie que la probabilité de trouver deux iris exactement similaires est presque nulle et même la texture de l'iris des yeux gauche et droit est différente. L'idée d'utiliser l'iris pour l'identification personnelle a été proposée en 1936 par Frank Burch, ophtalmologiste. La région annulaire entre la sclère et la pupille est définie comme l'iris comme le montre la figure 1. Les étapes à effectuer généralement dans les systèmes de reconnaissance de l'iris sont les suivantes: 1) Segmentation de l'iris. 2) Normalisation de l'iris. 3) Amélioration de l'image. 4) Extraction de caractéristique. 5) Algorithme de correspondance.

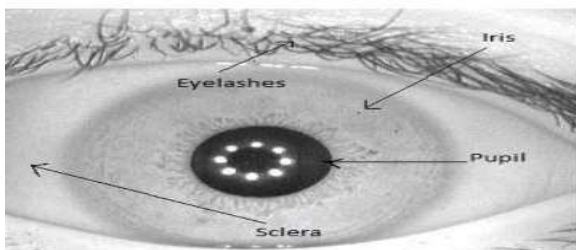


Fig. 1. Human eye

Le travail proposé dans ce mémoire consiste à concevoir un système de reconnaissance de l'iris en utilisant les descripteurs SIFT à travers lequel les points-clés sont extraits.

Dans le premier chapitre, nous présentons une vue générale de la biométrie de l'iris, l'acquisition de l'iris et l'architecture d'un système biométrique de l'iris .

Dans le deuxième chapitre ,nous montrons les travaux sur la détection des points d'intérêt Et Les principes de fonctionnement de L'algorithme SIFT.

Dans le troisième chapitre, nous donnons un aspect pratique à notre projet , nous présentons les étapes nécessaires pour la reconnaissance d'iris par les descripteurs SIFT, et nous appliquons l'algorithme SIFT sur différentes images d'iris après l'étape de prétraitement.



Chapitre I

Les systèmes de reconnaissance d'iris

Introduction

la biométrie et nous verrons disparaître tout ce qu'il faut mémoriser : les codes de la carte de crédit, ceux de la porte d'immeuble, le mot de passe de la messagerie, l'identifiant de réseau informatique, les mots de passe réclamés par certains sites Web, etc. La biométrie simplifie toutes ces procédures en ne réclamant qu'un seul identifiant : notre corps...

C'est la technique qui permet de reconnaître des personnes à partir de leurs caractéristiques physiques et comportementales. L'utilisation de parties du corps humain pour reconnaître les personnes est un procédé ancien. Dans une cave dont l'âge est estimé à 31 millénaires, des murs jonchés de dessins d'empreintes de la main ont été découverts.[1]

Aujourd'hui, dans les applications de contrôle d'accès, la biométrie constitue une solution efficace, simple et surtout pas chère, qui assure de bonnes performances. Et parmi toutes les technologies qui existent, la reconnaissance d'iris est l'une des technologies les plus fiables et les plus performantes pour identifier une personne. Dans ce chapitre nous commencerons par la présentation de la biométrie de l'iris. Puis nous détaillerons les différentes étapes composant un système complet de reconnaissance d'iris.

1-La biométrie de l'iris :

L'identification des personnes à partir de l'image d'iris est considérée comme un des meilleurs moyens de reconnaissance à base biométrique. Cette technologie comparée aux autres technologies biométriques, se base sur les propriétés distinctes de l'iris. La texture de l'iris est stable durant toute la vie de la personne au contraire de l'empreinte digitale, unique pour chaque personne au contraire des

caractéristiques du visage chez les vrais jumeaux et infalsifiables au contraire des caractéristiques de la voix. Elle est une combinaison de plusieurs éléments qui font d'elle l'une des textures distinctives les plus riches du corps humain. Elle comporte des arcs de ligaments, des cryptes, des arêtes, des sillons et des collerettes. La **Figure I.1** montre une texture d'iris avec certains des éléments précédemment cités. La localisation de ces composants, le croisement entre eux et la forme que peuvent avoir ces éléments font que la texture de l'iris est considérée comme l'une des plus riches de la biométrie.

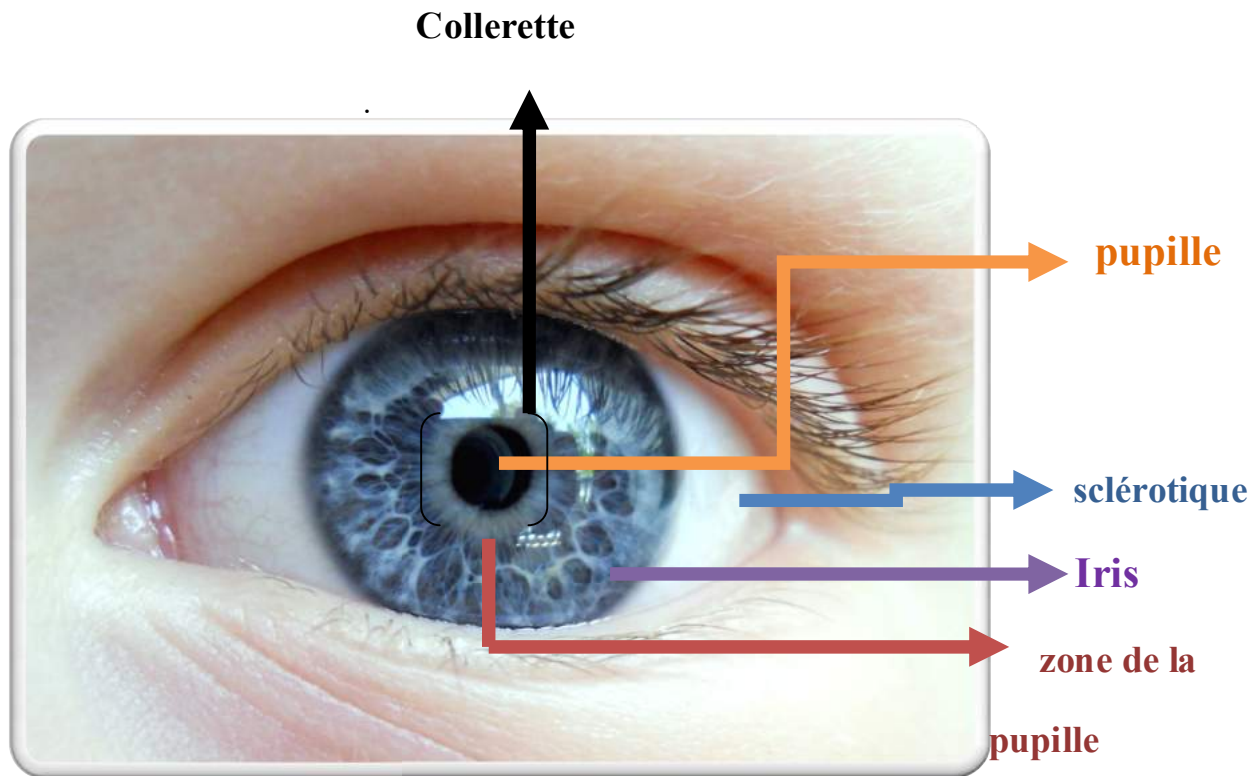


Figure I.1. Les différents motifs de la texture de l'iris.

En plus être un organe interne, l'iris est bien protégé de l'environnement extérieur mais toutefois mesurable, d'une manière assez peu invasive, par une simple acquisition d'image. Ainsi afin de reconnaître une personne à partir de l'image de son œil, plusieurs processus sont mis en œuvre. Premièrement l'image de l'œil est segmentée afin d'extraire l'iris et de l'isoler de tous éléments environnants tel que la pupille, le blanc de l'œil, les paupières et les cils. L'iris segmenté est ensuite normalisé pour avoir une taille fixe et pour compenser ainsi les différentes variations intrinsèques et extrinsèques. Ensuite, les caractéristiques les plus discriminantes de l'iris sont extraites, dans un processus appelé encodage, afin de constituer un profil représentant la signature biométrique de l'iris. Finalement un processus de classification utilise le profil constitué de l'iris et le compare avec des profils déjà enregistrés dans la base de données afin de révéler l'identité de l'iris inconnu.

2.Architecture d'un système de reconnaissance d'iris

Un système de reconnaissance d'iris est un système biométrique qui a pour fonction d'identifier les personnes à partir des images de l'iris. Il est composé d'un certain nombre de sous-systèmes, qui correspondent à chaque étape de la reconnaissance de l'iris [2]. Une fois l'image de l'œil acquise, des techniques de traitement d'image sont utilisées pour en extraire l'iris, construire la signature biométrique représentant l'iris et finalement trouver l'identité de l'iris (**figure I.6**). Selon leur nature et leur fonction, l'ensemble des opérations de traitement d'images est divisé en 4 étapes : la segmentation, la normalisation, l'encodage et la classification [3]. Le diagramme ci-dessous présente l'architecture et le traitement séquentiel d'un système de reconnaissance d'iris. Chacune de ces étapes est ensuite introduite et expliquée.

2.1- Acquisition:

L'iris est un objet sombre, réfléchissant et de petite taille. Il doit être photographié dans des conditions particulières. Il est généralement éclairé avec une source lumineuse, visible ou invisible, et qui se trouve à une distance entre 30 et 50 cm de l'œil. D'autres facteurs tels que la distance œil-caméra et la focalisation de l'image sont aussi réglés par le système d'acquisition [1].



Figure I.2: l'acquisition d'iris.

En l'absence de conditions contrôlées, différentes irrégularités peuvent se présenter dans l'image de l'iris tel que l'obtention d'une image floue, de mauvais contraste, la présence des reflets d'éclairage sur la surface de l'iris. L'acquisition des images d'iris est ainsi implémentée d'une

manière non-invasive par un système de photographie [4]. Les systèmes d'acquisition des images d'iris qui se conforment à la norme ISO utilisent une ou plusieurs sources infrarouges pour éclairer l'iris.

La **Figure I -4** montre le même iris que celui de la **Figure I -3** mais acquis avec une lumière infrarouge. L'infrarouge possède deux avantages majeurs sur la lumière visible. Premièrement, la lumière est invisible, l'utilisateur ne sera pas aussi gêné qu'en lumière visible par une puissante illumination. Le deuxième avantage est que le proche infrarouge comme indiqué dans la **Figure I -2** a un grand pouvoir de pénétration de la cornée, miroir hautement réfléchissant et il est ainsi possible de récupérer une richesse de texture supérieure à celle obtenue en lumière visible surtout pour les iris sombres.

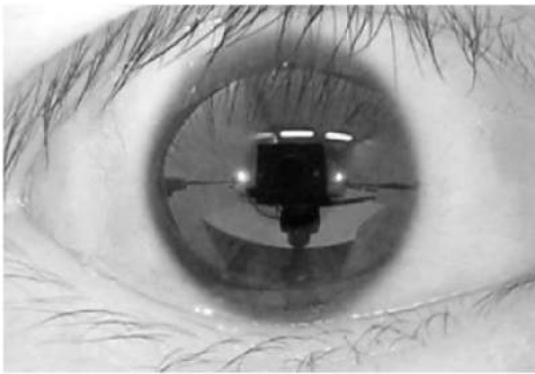


Figure I.3. Image acquise en lumière visible, conditions normales d'acquisition.

(source Daugman)

Figure I.4. Image acquise en infrarouge (source Daugman)

L'image acquise doit avoir une résolution et une qualité minimale pour garantir l'acquisition des caractéristiques de l'iris nécessaire pour la représentation et l'identification. La qualité de l'image est affectée par plusieurs facteurs : occlusion de l'iris, la focalisation de l'image, l'éclairage de l'iris et la réflexion de la lumière. L'occlusion de l'iris est provoquée par la fermeture totale ou partielle de la paupière supérieure ou inférieure. En plus les cils peuvent facilement interférer avec la région d'iris. D'autre part, un éclairage non optimisé peut résulter en une image sombre, saturée ou comportant beaucoup de réflexions. Tous ces éléments sont

considérés comme du bruit non significatif obtenus lors de l'acquisition. Ils limitent la région visible de l'iris, réduisent la qualité de l'image et influent indirectement sur la décision de reconnaissance de l'iris. Une segmentation efficace de ces régions est donc nécessaire.

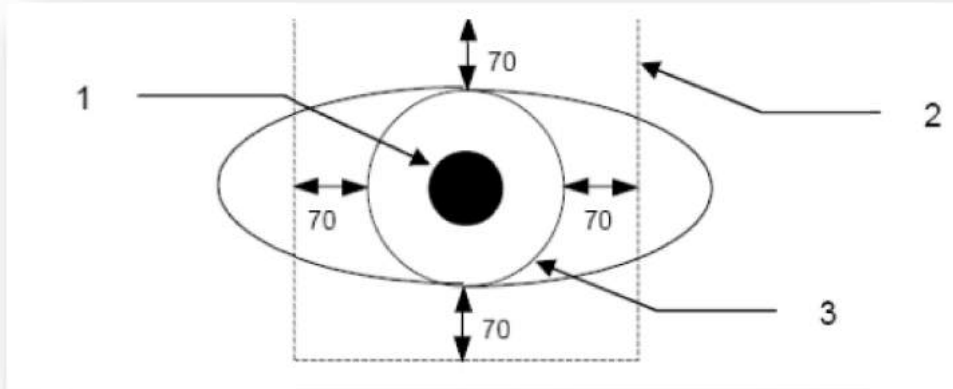


Figure I.5. Dimensions d'une image d'iris selon la norme ISO. (Image extraite de [11])

2.2 Segmentation :

Après l'acquisition de l'image, Il est alors nécessaire de segmenter et isoler l'iris du reste de l'image. Dans un premier temps, une série d'opération d'amélioration de l'image peuvent être appliquée. Ces opérations de prétraitement sont de type filtrage passe haut, amélioration du contraste et égalisation d'histogramme. Leurs but est de rehausser la qualité globale de l'image pour appliquer ensuite les opérations de segmentation de l'iris. De plus amples explications sur les différentes techniques de segmentation seront détaillées dans le troisième chapitre. La segmentation de l'iris sera ainsi définit par l'ensemble de traitement nécessaire pour extraire l'iris du blanc de l'œil et des paupières, ainsi qu'à détecter la pupille à l'intérieur du disque de l'iris. Généralement, l'iris et la pupille sont approximés par des cercles et les paupières par des ellipses. Elle est considérée comme l'étape la plus difficile du système de reconnaissance et son degré de fiabilité affecte très signifiant la performance du système. Deux grandes approches existent dans la bibliographie de ce processus. Elles sont basées sur des approximations circulaires ou elliptiques, ou sur la détection par des contours en forme libre tels que les contours actifs et les méthodes statistiques. Cette étape sera le sujet du deuxième chapitre de la thèse. Les différentes méthodes seront détaillées et notre propre contribution sera présentée.

2.3- Normalisation

L'iris est un disque percé à l'intérieur par un autre disque plus petit, la pupille. Les deux cercles que constituent les frontières de l'iris avec le blanc de l'œil, ainsi que les frontières de la pupille avec l'iris ne sont pas parfaitement concentriques. De plus, avec les contractions et les dilatations de l'iris ainsi que la variation des distances d'acquisition entre les personnes et l'objectif, la taille du disque de l'iris n'est pas toujours constante. Dans le troisième chapitre, nous détaillerons la méthode de référence proposée par Hough qui permet de transformer le disque irrégulier de l'iris en une image rectangulaire de taille constante. Cette méthode sera développée au troisième chapitre.

2.4- Encodage

Dans cette étape, l'iris est bien segmenté et normalisé. L'encodage consiste à extraire de l'iris les caractéristiques les plus discriminantes et les plus pertinentes, nécessaires et utiles pour son identification. Des filtres de type passe-bande, des ondelettes, et d'autres outils peuvent ainsi être utilisés. Le résultat obtenu peut être gardé dans des valeurs réelles ou peut être quantifié en valeurs discrètes. Le processus de l'encodage de l'iris résulte finalement en un profil d'iris représentant la signature de l'iris. Ce profil est unique pour chaque iris, insensible aux variations de dimensions ou aux rotations créées lors de l'acquisition de l'iris et sera utilisé ensuite pour la classification de l'iris [2], [3].

2.5- Classification

Pour comparer les représentations générées par le processus d'encodage, une métrique qui mesure la similarité des profils d'iris codés est utilisée. Idéalement si la mesure de similarité entre deux profils d'iris comparés est supérieure à un certain seuil, cela signifie que les deux profils comparés appartiennent au même iris. Le cas contraire survient quand les deux profils comparés appartiennent à des iris différents [2], [3]. Les différentes méthodes d'encodage et de classification de l'iris seront traitées dans le troisième chapitre de mémoire.

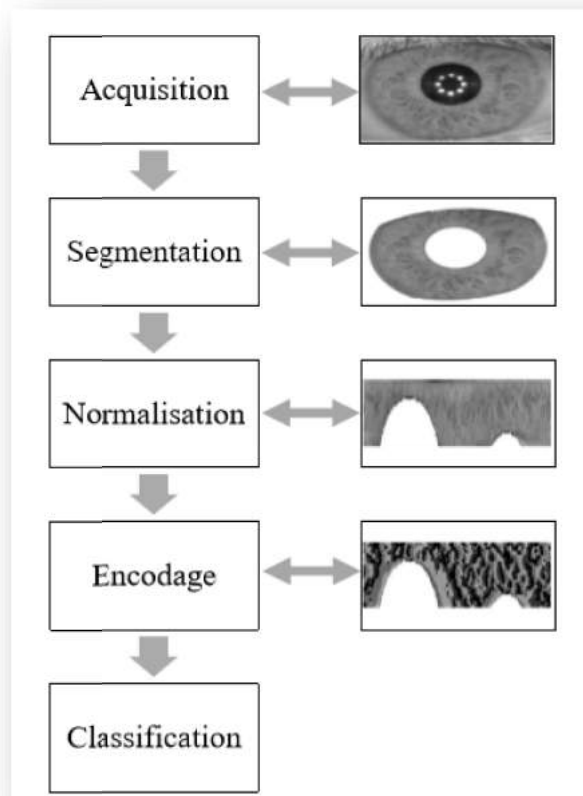


Figure I.6: Diagramme des différentes étapes d'un système de reconnaissance d'iris.

3-Avantages d'un système à reconnaissance biométrique par l'iris :

- L'iris est organe interne et donc bien protégé de tout dommage contrairement aux autres outils biométriques, comme les empreintes digitales [2]
- L'iris présente l'avantage d'être de caractéristiques hautement aléatoires et assure presque l'unicité de chaque paire d'iris d'une personne, les deux iris (droite gauche) de la même personne ne sont jamais identiques, de même que les iris de jumeaux [3].

4-Les difficultés d'un système à reconnaissance biométrique par l'iris :

L'image d'iris est difficile à acquérir car sa taille est très petite, comparé par exemple à celle du visage. L'acquisition d'une image d'iris nécessite un appareil spécial.

- ❖ Puisque l'image d'iris est difficile à acquérir, le processus d'enrôlement prend beaucoup de temps, ce qui n'est pas acceptable pour tous les utilisateurs.

- ❖ L'image d'iris peut être affectée par l'ombre (reflet) des cils et des paupières causé par la qualité de la source lumineuse
- ❖ En plus, la richesse de la texture de l'iris dépend elle-même des personnes. En effet certaines textures d'iris ne sont pas très riches en motifs particuliers et peuvent engendrer des erreurs de reconnaissance en tout genre.



Figure I.7 :Images de 4 différents types de texture d'iris

5-Applications d'un système à reconnaissance biométrique par l'iris

- ❖ Distributeurs automatiques de billets de banques.
- ❖ Contrôles d'accès physique (locaux,machines,équipements spécifiques),contrôles d'accès logique(Système d'information,ordinateur...etc).
- ❖ En général ,toutes les applications d'authentification.

Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté une vue générale de la biométrie de l'iris, l'acquisition de l'iris, l'architecture d'un système biométrique de l'iris . Les caractéristiques d'iris ainsi que la structure globale d'un système de reconnaissance d'iris ont également été décrit; il s'agit à l'heure actuelle de la technique biométrique la plus aboutie (extrêmement fiable). Dans la suite de ce travail nous nous intéresserons à un système complet de vérification d'iris basé sur l'extraction des caractéristiques les plus discriminantes (code d'iris, etc.).



Chapitre II

Travaux sur la détection des points d'intérêt

Introduction :

La détection des points d'intérêt dans les images est de plus en plus utilisée afin de faciliter de nombreuses tâches : reconnaissance d'objet, assemblage d'images, modélisation 3D, la recherche d'image par le contenu, le tracking video, etc. Les points clés extraits d'une image permettent de caractériser cette image. En comparant les points clés d'une image et ceux d'une autre image, on peut alors déduire si des **informations communes sont présentes dans ces deux images**.

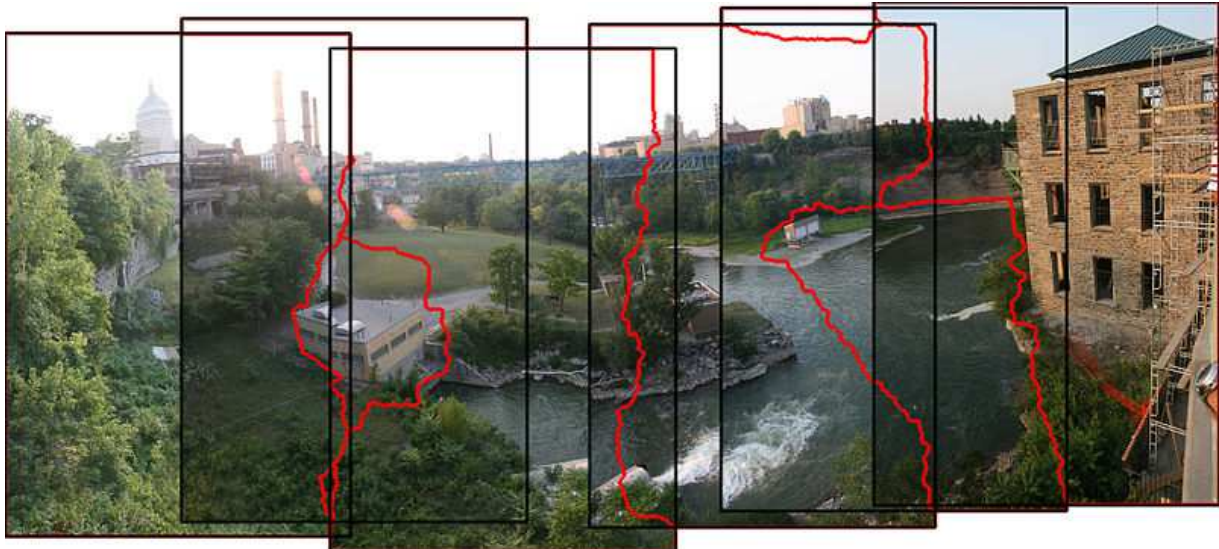


Figure II.1 : Création d'un panorama en assemblant 2 à 2 des images à l'aide de SIFT - image Wikipédia

Paru en 1999, le descripteur SIFT est le plus couramment utilisé pour l'extraction de points clés. Ce qui a fait le succès de ce descripteur, c'est qu'il est peu sensible au changement d'intensité, de mise à l'échelle et de rotation, ce qui fait de lui un descripteur très robuste. Il est basé sur les différences de gaussiennes.

1-Travaux sur la détection de points d'intérêt :

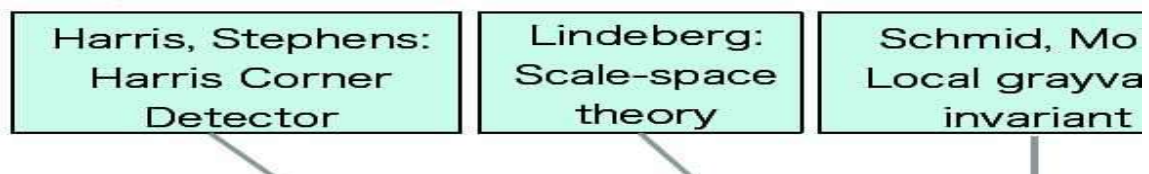


Figure II.2 : Travaux effectués avant les SIFT

1.2-Travaux effectués avant les SIFT :

Nous allons faire ici un état de l'art non exhaustif des méthodes existantes dans le domaine de détection de points remarquables dans une image afin de mieux cerner les enjeux de ces techniques. On peut d'ores et déjà considérer qu'un point d'intérêt ou remarquable correspond à une double discontinuité de l'intensité lumineuse. C'est donc un point de contour particulier qui a plus de contrainte. Il peut alors s'agir de coins, de jonction en T ou de lieux de variation de texture.

1.2.1 - Les détecteurs de Harris

Les détecteurs de Harris permettent de mettre en évidence les coins. Comme nous l'avons vu plus haut il s'agit d'endroit dans une image où il y a un changement rapide de direction du contour. La méthode de Harris consiste en l'étude de la matrice de corrélation du gradient donc on obtient des informations sur la corrélation entre D_x et D_y (les dérivées en x et y). La matrice de corrélation est une matrice 2×2 symétrique donc ses valeurs propres sont réelles. On s'intéresse aux 2 valeurs propres de cette matrice qui fournissent de précieuses indications sur la courbure principale en un point. On recherche les maxima locaux de la fonction:

$$R(x, y) = \text{Det}(M(x, y)) - k \cdot [\text{Tr}(M(x, y))]^2$$

avec:
$$M = G \sigma * \begin{bmatrix} I^2_x & I_x \cdot I_y \\ I_x \cdot I_y & I^2_y \end{bmatrix}$$

où G est une gaussienne utilisée pour pondérer les gradients.

et:
$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x} = [-1 \quad 0 \quad 1] * I$$

$$I_y = \frac{\partial I}{\partial y} = [-1 \quad 0 \quad 1] * I$$

On peut exploiter le fait que cette matrice soit symétrique définie positive. La somme des valeurs propres est égale à la trace et le produit des valeurs propres est égal au déterminant.

- L'étude des valeurs propres permet de trouver les 2 directions principales et leur importance relative.
- Les 2 valeurs propres sont très petites : les pixels ne suivent pas vraiment de direction.
- Une valeur propre est très grande par rapport à l'autre : les pixels suivent majoritairement une direction on est probablement sur un bord.

- Les 2 valeurs propres sont grandes : les pixels suivent deux directions et par conséquent on est sur un coin.

Par exemple, les valeurs propres $R1$ et $R2$ de la matrice d'autocorrélation définissent la courbure en un point:

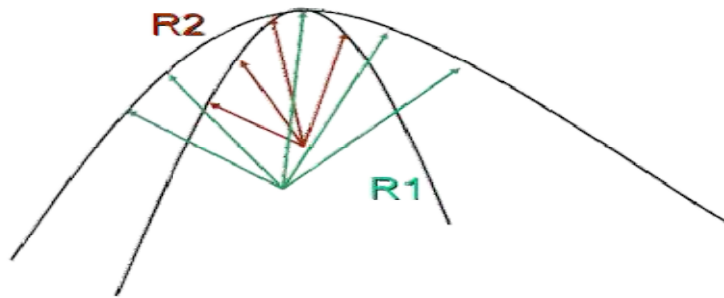


Figure II.3: la courbure en un point de $R1$ et $R2$

1.2.2- Les travaux de Morh et Schmid :

En 1997, Cordelia Schmid et Roger Mohr de l'INRIA publient un article qui propose une méthode de calcul d'invariants en fonction de la luminosité. Leurs travaux s'appuient sur les détecteurs de Harris (étude de la matrice des corrélations des gradients pour la détection des coins). Ils montrent que des informations locales dans une image sont suffisantes pour la reconnaissance et la caractérisation d'un objet dans cette image. Cette technique permet de trouver des invariants par rapport à la rotation, puisqu'elle s'appuie sur les travaux de Harris, et la luminosité. Ils ont proposé de calculer un descripteur local pour chaque point d'intérêt. Le descripteur local est calculé à l'aide des invariants différentiels, définis par Luc Florack en 1994, de l'intensité des pixels sur un voisinage local autour du point d'intérêt. Il s'agit de ce que Morh et Schmid nomment le « **jet local** ». Un jet local est calculé au voisinage d'un point et décrit l'environnement, la géométrie locale de ce voisinage. Le principe du jet local est qu'il est possible de décrire une image en un point par l'ensemble de ses dérivées en ce point sous forme de vecteurs.[9]

1.3-Les limites de ces approches :

Les méthodes développées par Harris puis par Schmid et Mohr malgré le fait qu'elles soient puissantes ne permettent pas de mettre en évidence des invariants robustes par rapport à la mise à l'échelle. Or, il est important dans le domaine de la vision artificielle d'avoir une stabilité des caractéristiques d'un objet quelle que soit la profondeur de la prise de vue. Il faudra attendre 2004 et les travaux de David Lowe pour pallier ce problème.

2- L'algorithme des SIFT :



La méthode des SIFT (**scale-invariant feature transform= transformation de caractéristiques visuelles invariante à l'échelle**), est une méthode développée par David Lowe en 2004 [7], permettant de transformer une image en ensemble de vecteurs de caractéristiques qui sont invariants par transformations géométriques usuelles (homothétie, rotation) et de manière moins fiables aux transformations affines et à l'illumination.

- Le point fort de la méthode de Lowe est qu'elle est capable de mettre en correspondance des points distants avec des variations de caméra importantes.

L'algorithme des SIFT vient combler en grande partie les limites des méthodes d'extraction de points remarquables déjà développées avant lui par Harris, et plus tard par Mohr et Schmid. En effet, il a contribué à l'amélioration des techniques d'extraction d'information dans une image en apportant un algorithme robuste et satisfaisant les propriétés que requièrent les procédés de vision artificielle notamment le recalage d'images," technique consistant à trouver une transformation géométrique permettant de passer d'une image (dite source) à une autre image (dite cible) .La mise en place de la méthode de Lowe nécessite deux étapes principales.

- **Premièrement**, il est nécessaire d'extraire les caractéristiques d'un objet et de calculer ses descripteurs, c'est-à-dire, de détecter les caractéristiques qui sont les plus susceptibles de représenter cet objet, de le définir et de le discriminer par rapport aux autres.

- **Deuxièmement**, il faut mettre en place une procédure de mise en correspondance (« **matching** »). C'est le but ultime de la méthode.

2.1 Calcul des points d'intérêt et des descripteurs :

Nous allons voir ici comment transformer une image en ensemble de vecteurs descripteurs.

❖ Etape 1: Construction de l'espace des échelles.

Théorie importante dans le domaine de la vision. Permet de justifier l'invariance des descripteurs

par rapport à la mise à l'échelle.

❖ Etape 2: Détection des extrema locaux dans les DoG.

On souhaite approximer le laplacien grâce à des différences de gaussiennes et détecter les extrema locaux dans les contours.

❖ Etape 3: Localisation précise des points d'intérêt et élimination des points non pertinents. Détection des coordonnées exactes des points d'intérêt grâce à une interpolation.

❖ Etape 4: Affectation d'orientation aux points d'intérêt. Calcul des histogrammes d'orientations en fonction du voisinage. Permet de justifier l'invariance des descripteurs par rapport à la rotation

❖ Etape 5: Calcul des descripteurs.

Génération des vecteurs descripteurs associés à chaque point d'intérêt.

2.1.1-Construction de l'espace des échelles :

L'espace des échelles ?

L'espace des échelles est une théorie importante appartenant à la vision artificielle. Elle a été développée par Tony Lindeberg en 1994. Elle permet d'analyser une image avec une approche multi échelles et de mettre en évidence différentes tailles de structures dans une image. Cette théorie s'appuie sur le fait que dans le monde réel les objets ont des propriétés qui ne peuvent être mise en évidence qu'à une échelle particulière. Nous avons donc besoin d'outils qui nous permettent de décrire cet objet sur différentes échelles. L'idée de base est d'intégrer le signal original dans une famille de signaux à un paramètre progressivement lissés, dans laquelle les détails à très petite échelle sont successivement supprimés. Dans le cadre de l'algorithme des

Chapitre II : Travaux sur la détection des points d'intérêt

SIFT, l'outil de représentation du signal sur plusieurs échelles utilisé est une pyramide de gaussienne. Une pyramide permet de représenter des données en niveaux de gris en combinant des opérations de sous-échantillonnage avec une étape de lissage.

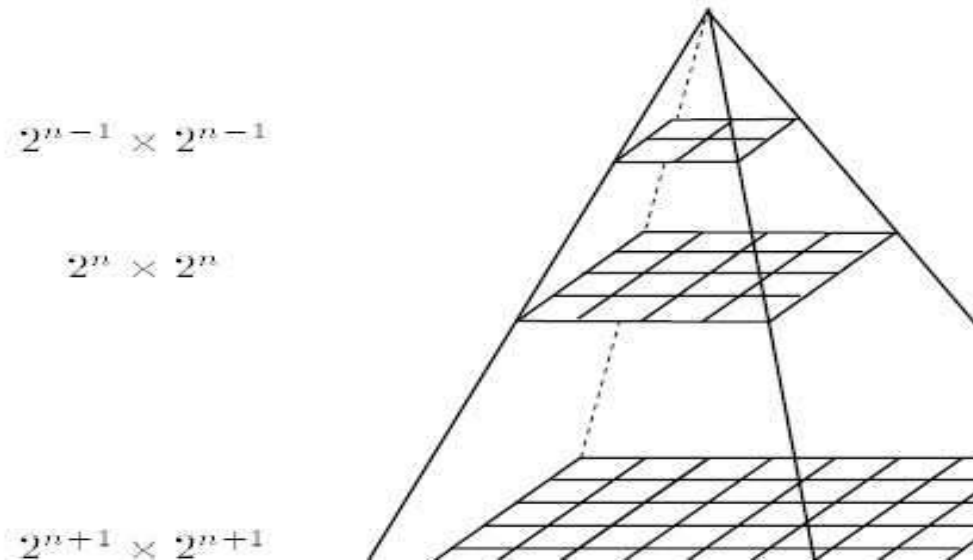


Figure II.4 : Pyramide de gaussienne

Ces combinaisons d'opérations permettent de diviser les dimensions de l'image par 2.

- Comment le mettre en place concrètement ?

L'espace des échelles est un espace discret dans lequel on affecte à chaque pixel, en plus de ses coordonnées cartésiennes (x,y) , une troisième composante σ , qui représente le facteur d'échelle. Pour cela, on effectue une convolution classique entre l'image de départ I et une gaussienne qui prend en argument x , y et σ :

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y)$$

où :

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$$

et « * » désigne le produit de convolution et L est l'image lissée.

- On obtient alors ce qu'on appelle un gradient de facteur d'échelle σ . Ce filtre a pour effet de lisser l'image et d'atténuer les contours. Pour construire la pyramide :

- Les images de même dimension subissant un lissage avec un σ variant avec une progression géométrique, et donc avec une variation du gradient, constituent une octave.
- Passer d'une octave à une autre revient à doubler le paramètre σ . L'image utilisée pour créer l'octave suivante est donc l'image 2σ dont les dimensions sont divisées par deux.

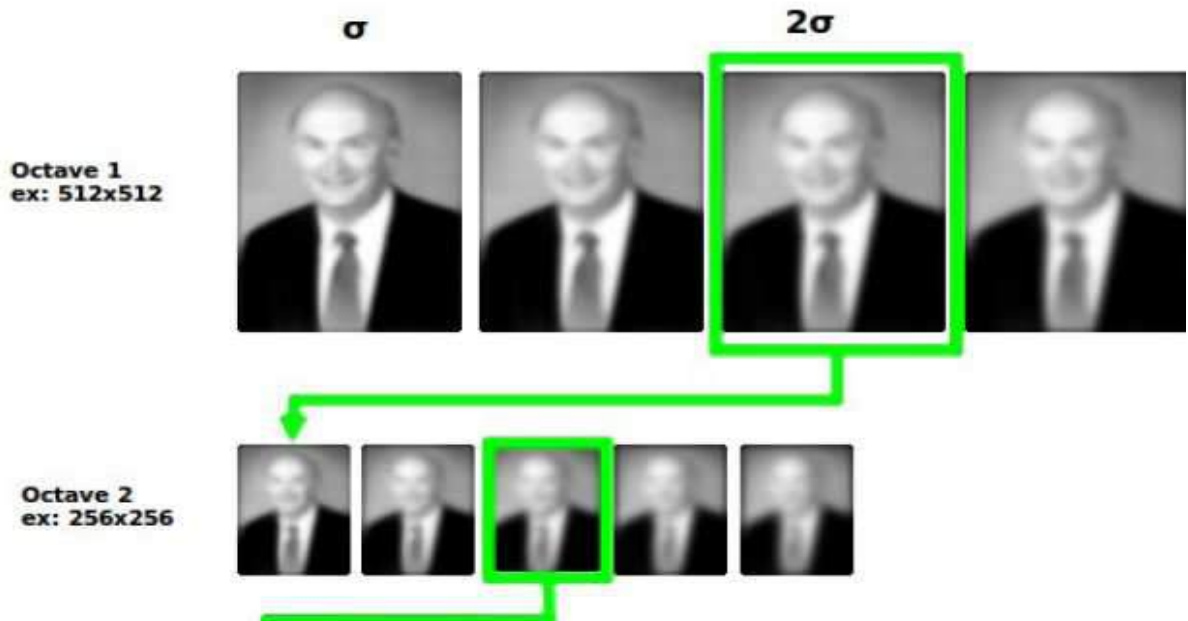


Figure II.5 : doubler le paramètre σ sur image (créer octave 1 ; 2 ; 3)

2.1.2 Détection des extrema dans les DoG :

L'idée consiste ensuite à faire une différence de gaussiennes (DoG), entre deux images consécutives d'une même octave dans la pyramide de gaussiennes pour obtenir une pyramide de DoG :

$$D(x,y,\sigma) = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma)$$

où k est un nombre constant afin d'obtenir un nombre fixe d'images lissées par octave, et de garantir que nous aurons le même nombre de DoG par octave. La différence de deux images consécutives lissées par un filtre gaussien constitue une bonne approximation du LoG (Laplacian of Gaussian), un filtre passe-haut, utile en traitement d'image pour la détection de contours.

$$\underbrace{(k-1)\sigma^2 \nabla^2 G}_{\text{LoG}} \approx \underbrace{G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)}_{\text{DoG}}$$

Avec :
$$\sigma \nabla^2 G = \frac{\partial G}{\partial \sigma} \approx \frac{G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)}{k\sigma - \sigma}$$

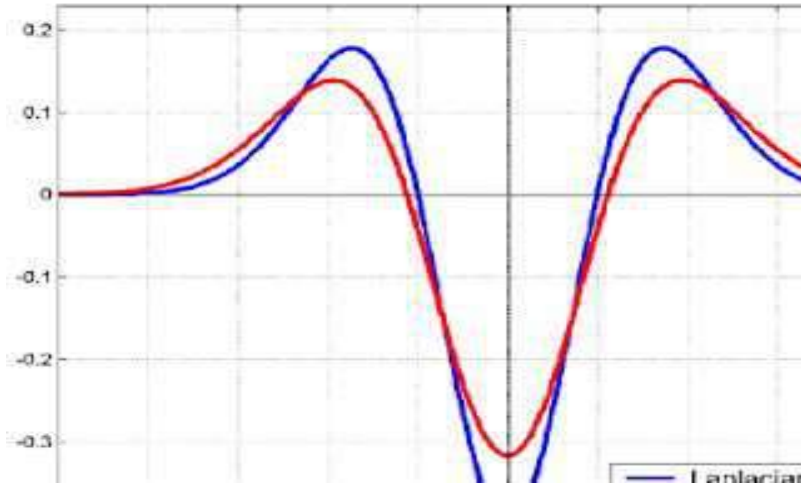


Figure II.6 : DoG

On obtient alors une structure de ce type:

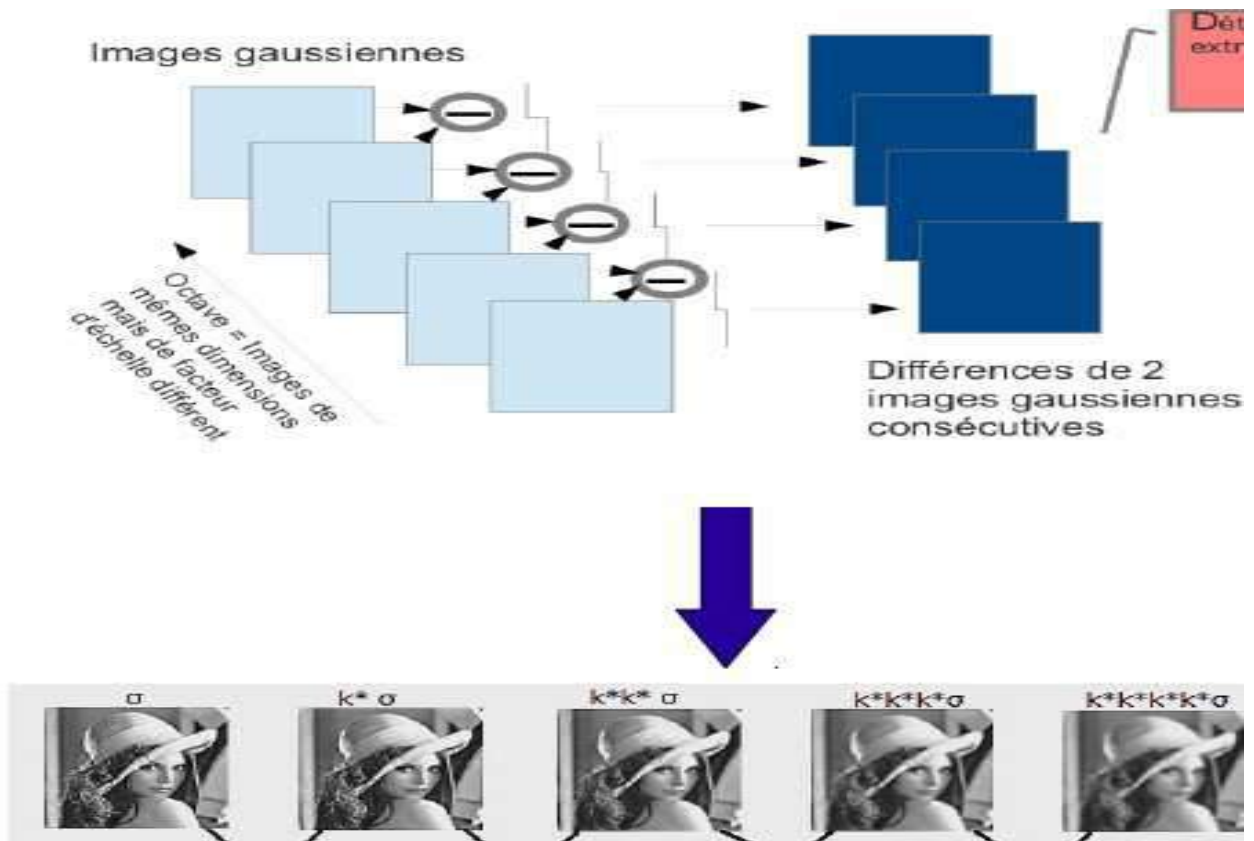


Figure II.7 : Détection des extrema

Chapitre II : Travaux sur la détection des points d'intérêt

Cette étape permet a priori de détecter des points d'intérêts sur plusieurs échelles (« scale invariant »), i.e, sur différents niveaux de résolution. Les points d'intérêts recherchés constituent les extrema locaux des images des DoG à travers les différentes échelles. Chaque pixel des images des DoG est alors comparé à ses 26 voisins :

- 8 voisins dans la même échelle.
- 9 voisins sur les deux échelles voisines qui l'encadrent.

Si le pixel est un extremum local, i.e, s'il est supérieur ou inférieur à ses voisins alors il est sélectionné en tant que point candidat pour la suite.

Détection d'extrema locaux: le pixel marqué X est comparé à ses 26 voisins mais dans la même octave.

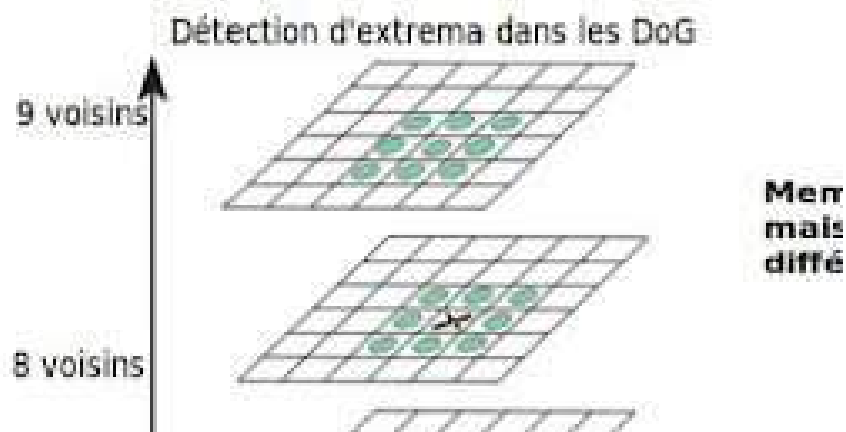
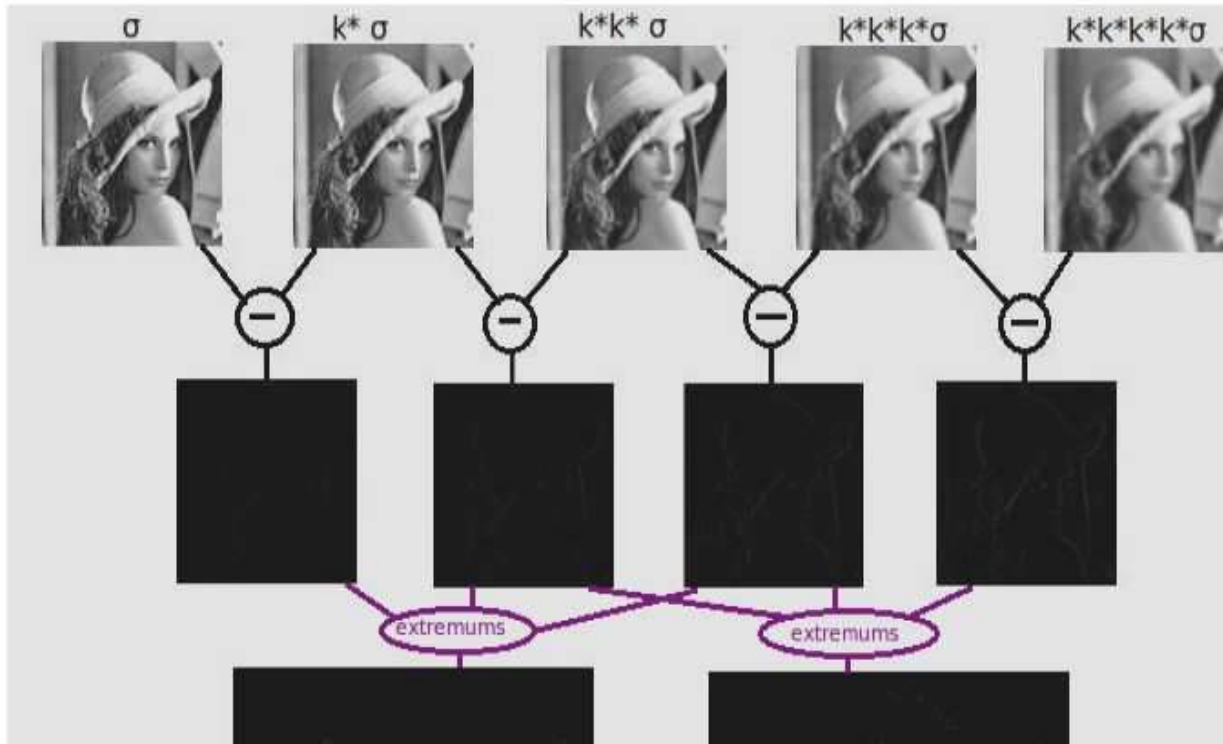


Figure (II.8) : Détection des extrema dans les DoG

Cette étape nous a permis de détecter les points d'intérêts candidats avec une approche multi-résolution. Pour Lowe, cela permet de justifier l'invariance des futurs descripteurs à la mise à l'échelle[8].

2.1.3 -Localisation précise des points d'intérêt et élimination des points non pertinents :



Figure(II.9) :Localisation précise des points d'intérêt et élimination des points non pertinents

La deuxième partie de la procédure d'extraction de caractéristiques consiste à localiser de façon précise les points d'intérêts (PI). Pour cela, Lowe propose d'affiner les données acquises en décrivant « l'environnement » de chacun des PI. Cette opération permet de rejeter des points instables.

- ❖ En effet, il est possible d'effectuer une interpolation des coordonnées des points où se trouvent les extremums. Brown et Lowe (2002) utilise un développement de Taylor à l'ordre 2 au point candidat, de la fonction $D(x)$ (différence de gaussiennes) avec $x = (x, y, \sigma)^T$ où x est un point candidat sélectionné dans l'étape précédente.

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x$$

La localisation de l'extremum \hat{x} réel est déterminée en prenant la dérivée de cette fonction par rapport à x en 0, ce qui donne :

$$\frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}} + \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \hat{\mathbf{x}} = 0 \quad \longrightarrow \quad \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \hat{\mathbf{x}} = -\frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}}$$

$$\hat{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \sigma \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial x\sigma} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial y^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial y\sigma} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial x\sigma} & \frac{\partial^2 D}{\partial y\sigma} & \frac{\partial^2 D}{\partial \sigma^2} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \frac{\partial D}{\partial x} \\ \frac{\partial D}{\partial y} \\ \frac{\partial D}{\partial \sigma} \end{bmatrix}$$

avec,

- ❖ Cette étape sert à approximer un peu plus finement les valeurs du point $X=(x, y, \sigma)$.
Pour déterminer si la position du point candidat est exacte, on regarde $\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}$ dans les 3 dimensions i.e, x, y et σ .

On regarde si la position obtenue est stable et si la localisation obtenue par interpolation est suffisamment proche de celle trouvée au départ :

- si $\hat{x} - x > +0.5$ dans n'importe quelle dimension alors on réévalue l'interpolation au point $x+1$
- si $\hat{x} - x < -0.5$ dans n'importe quelle dimension alors on réévalue l'interpolation au point $x-1$ Afin d'améliorer encore la méthode et pour justifier l'invariance des PI à l'illumination, Lowe propose de rejeter des points à faible contraste. On regarde alors la valeur de D en $\hat{\mathbf{x}}$:

$$D(\hat{\mathbf{x}}) = D + \frac{1}{\gamma} \frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}}$$

Si $|D(\hat{\mathbf{x}})| < 0.03$, alors (si un pixel prend une valeur appartenant à $[0,1]$) $\hat{\mathbf{x}}$ est considéré comme un point à faible contraste (valeur estimée de manière empirique par Lowe dans l'article de 2004) et il est rejeté de l'ensemble des points d'intérêts. Il est également mieux d'éliminer les points de contours, sur lesquels la DoG a de fortes réponses ce qui peut donner naissance à des extremums locaux instables.

Chapitre II : Travaux sur la détection des points d'intérêt

Afin de ne pas prendre en compte les points non pertinents on se base sur le critère de la courbure de ces points le long du contour. La courbure principale peut-être calculée grâce à la Hessienne H (la matrice des dérivées partielles secondes) à la position et à l'échelle du PI. Lowe reprend ici la définition des descripteurs de Harris vus précédemment. On approxime les dérivées secondes en prenant la différence des points d'échantillonnage et en se servant de la définition des différences finies :

$$\frac{\partial}{\partial x} f(x, y) = f_x(x, y) \approx \frac{f(x+h, y) - f(x-h, y)}{2h}$$

$$\frac{\partial}{\partial y} f(x, y) = f_y(x, y) \approx \frac{f(x, y+k) - f(x, y-k)}{2k}$$

$$\frac{\partial^2}{\partial x^2} f(x, y) = f_{xx}(x, y) \approx \frac{f(x+h, y) - 2f(x, y) + f(x-h, y)}{h^2}$$

$$\frac{\partial^2}{\partial y^2} f(x, y) = f_{yy}(x, y) \approx \frac{f(x, y+k) - 2f(x, y) + f(x, y-k)}{k^2}$$

$$\frac{\partial^2}{\partial x \partial y} f(x, y) = f_{xy}(x, y) \approx \frac{f(x+h, y+k) - f(x+h, y-k) - f(x-h, y+k) + f(x-h, y-k)}{4hk}$$

H est symétrique donc ses valeurs propres sont réelles. Les valeurs propres de cette matrice nous donnent des informations sur la courbure principale de D car elles sont proportionnelles avec celle-ci. On utilise les propriétés de cette matrice. Ces propriétés nous permettent de ne pas calculer explicitement les valeurs propres et de gagner en temps de calcul.

$$D_{xx} = \frac{\partial^2}{\partial x^2} D$$

$$D_{yy} = \frac{\partial^2}{\partial y^2} D$$

$$D_{xy} = \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} D$$

$$tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \lambda_1 + \lambda_2 \quad \text{et} \quad Det(H) = D_{xx} * D_{yy} - (D_{xy})^2 = \lambda_1 * \lambda_2$$

On suppose que λ_1 est la plus grande valeur propre et λ_2 la plus petite. On peut calculer le rapport $r = \lambda_1 / \lambda_2$ et $\lambda_1 = r * \lambda_2$. On étudie le nombre :

$$R = \frac{\text{tr}(H)^2}{\text{Det}(H)} = \frac{(\lambda_1 + \lambda_2)^2}{\lambda_1 \lambda_2} = \frac{(r \lambda_2 + \lambda_2)^2}{r \lambda_2^2}$$

- ❖ Lowe choisit un seuil empirique s ($s = 10$ dans l'article) et si $R < (s+1)^2/s$ alors on retient le point considéré. Ce calcul permet d'éliminer les PI dont le rapport entre les deux courbures principales est plus grand que 10. Ici Lowe s'inspire des travaux de Harris qui définit un coin comme un point pour lequel le rapport des deux valeurs propres n'est pas très grand et donc les deux composantes du gradient sont fortes. Beaucoup de points ont été éliminés après toutes ces étapes. Les points d'intérêts restants doivent avoir des caractéristiques robustes. Il est maintenant possible de leurs affecter d'autres paramètres en fonction du comportement de leur voisinage.

2.1.4 Affectation d'orientation aux points d'intérêt :

Après ces étapes on a déjà éliminé pas mal de points d'intérêts qui étaient susceptibles de ne pas être pertinents pour la mise en place de l'algorithme. Il s'agit à présent d'attribuer à chaque PI sélectionné une ou des orientations en utilisant la direction des gradients des voisins directs de ce point. Pour cela on parcourt tous les pixels de toutes les images gaussiennes à toutes les octaves et on leur affecte une orientation et une norme. On détermine leur norme et leur orientation en se servant des différences finies :

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2}$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right)$$

On rappelle que $L(x, y, \sigma)$ est une image gaussienne dont le facteur d'échelle est σ . Pour déterminer l'orientation d'un point d'intérêt, un histogramme d'orientation de gradient est calculé par rapport au voisinage de ce point, en utilisant l'image gaussienne dont l'échelle est la plus proche de l'échelle du PI considéré.

Pour déterminer la taille du voisinage qui va permettre de d'établir l'historgramme des orientations, Lowe propose de fabriquer une fenêtre gaussienne dont la taille est égale à **1.5 fois** le facteur d'échelle. Chaque élément ajouté à l'historgramme est également pondéré par sa norme pour que l'importance de sa contribution soit juste.

On rajoute alors une composante au vecteur de caractéristique du PI défini maintenant par (x,y,σ,θ) . Cet histogramme dispose de 36 graduations pour les 360°. Les pics permettent de mettre en évidence des orientations à prendre en compte pour caractériser les PI. Il est à noter que le lissage dans d'une image affecte la norme du gradient mais pas sa direction. Donc, on a une conservation de l'invariance à la rotation. L'orientation dominante au voisinage d'un PI est caractérisée par les pics de l'histogramme. Pour augmenter la quantité d'information disponible, Lowe propose de se servir des pics de l'histogramme atteignant au moins 80 % du pic dominant pour créer de nouveaux PI qui diffèrent par leur orientation principal. Ceci contribue à la stabilité de l'algorithme.

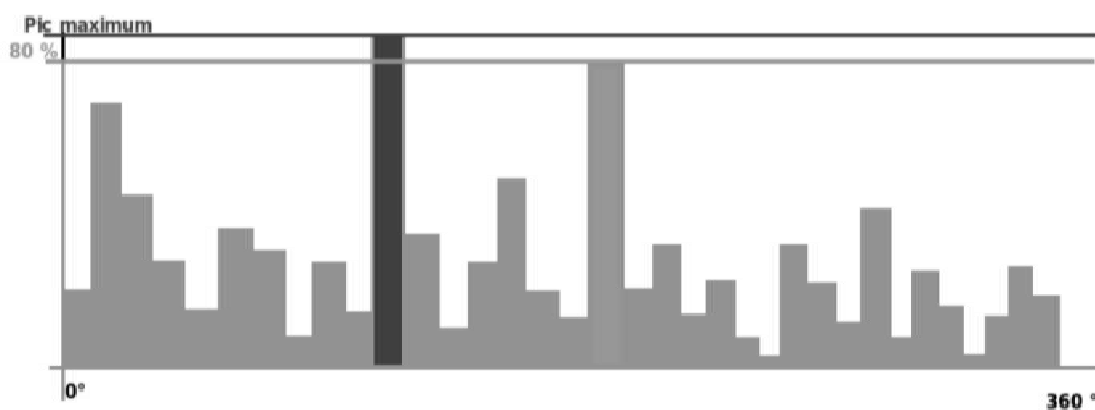


Figure (II.10) :pics de l'histogramme

L'histogramme utilisé dans notre mémoire est l'histogramme de CLAHE .

- Avant l'extraction des caractéristiques, l'image est améliorée par CLAHE (Enhanced Adaptive Histogram Equalization)[12].

- **L'égalisation d'histogramme adaptative avec un contraste limité**

CLAHE:(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalisation) :

CLAHE est une autre variante de AHE permettant de limiter le contraste et ainsi de ne pas marquer les artefacts et le bruit de l'image initiale. Limiter le contraste, implique une limitation de la pente de la fonction de transformation des intensités, ou en d'autres termes, une limitation du nombre maximum de pixels pour un niveau de gris (hauteur de l'histogramme). Une limite c de 10 signifie que la différence entre les niveaux de gris de deux pixels dans l'image rehaussée n'est pas plus grande que 10 fois la différence entre les niveaux de gris dans l'image initiale. Si $c = 1$ alors il n'y a pratiquement pas de rehaussement. En revanche, si $c = 5$, il y a un rehaussement

du bruit. Les images obtenues avec CLAHE sont un peu moins bruitées que celles obtenues avec AHE. Notons cependant, que la limitation du contraste limite aussi le rehaussement des structures anatomique. Les bords du champ sont toujours flous.[10].

Egalisation d'histogramme locale : Dans de nombreux cas, l'histogramme de l'image couvre une large dynamique. Dans ce cas une égalisation d'histogramme locale [Pizer 1987, Kim 2001] est nécessaire pour faire ressortir les contrastes des différentes parties de l'image. Pour cela l'image est parcourue avec une fenêtre de petite taille et le principe d'égalisation décrit ci-dessus est appliqué sur chaque fenêtre séparément. Ensuite, afin d'éliminer les effets blocs générales, dus à la différence des histogrammes entre blocs voisins, une interpolation bilinéaire est utilisée. Cette méthode porte le nom de CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) [Zuiderveld 1994],[11].

* Après avoir caractérisé le comportement du voisinage des PI, on peut enfin calculer les descripteurs des points d'intérêts restants. Chaque PI sera caractérisé par un vecteur de caractéristiques locales.

2.1.5 Le calcul des descripteurs :

Chaque PI est à présent défini par 4 composantes (x, y, σ, θ) : ses coordonnées cartésiennes, son facteur d'échelles et son orientation, et nous avons normalement une invariance par rapport à la mise à l'échelle et à la rotation assurée. Rappelons qu'un PI est ici un coin selon la définition de Harris. C'est-à-dire, un point local de l'image sur lequel le contour change de manière brusque de direction. L'étape précédente nous a permis d'étudier le comportement, au voisinage d'un point clé, des vecteurs gradients, et donc d'augmenter la quantité d'information disponible sur ces points. On va donc pouvoir mettre en place la carte d'identité unique de chaque PI. Pour cela on va utiliser les informations contenues dans le voisinage des PI. Ici Lowe [7] s'inspire d'un modèle proposé par Edelman, Intrator, et Poggio (1997). Celui-ci repose sur un modèle biologique du comportement des neurones du cortex visuel primaire (V1). Ces neurones ont la particularité de répondre au gradient selon une orientation donnée mais sont plus souples quant à sa localisation précise. Le calcul des descripteurs s'appuie sur ce principe.

Un descripteur de PI est créé d'abord en calculant la norme du gradient et l'orientation de chaque point dans une région autour du PI. Concrètement, Lowe propose de prendre une fenêtre gaussienne 16×16 autour du PI. Cette fenêtre est divisée en 16 blocs de 4×4 . A l'intérieur de

Chapitre II : Travaux sur la détection des points d'intérêt

chacun de ces blocs 4x4 on calcule l'orientation et la norme des gradients. Ces orientations sont ensuite mise dans un histogramme à 8 graduations ($360^\circ/45^\circ$) et elles sont pondérées par la norme du gradient au point considéré.[9]

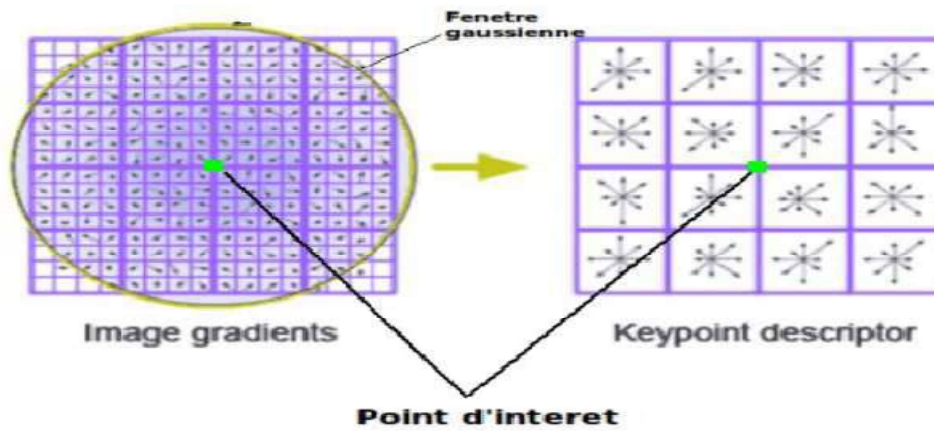
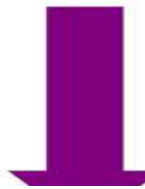
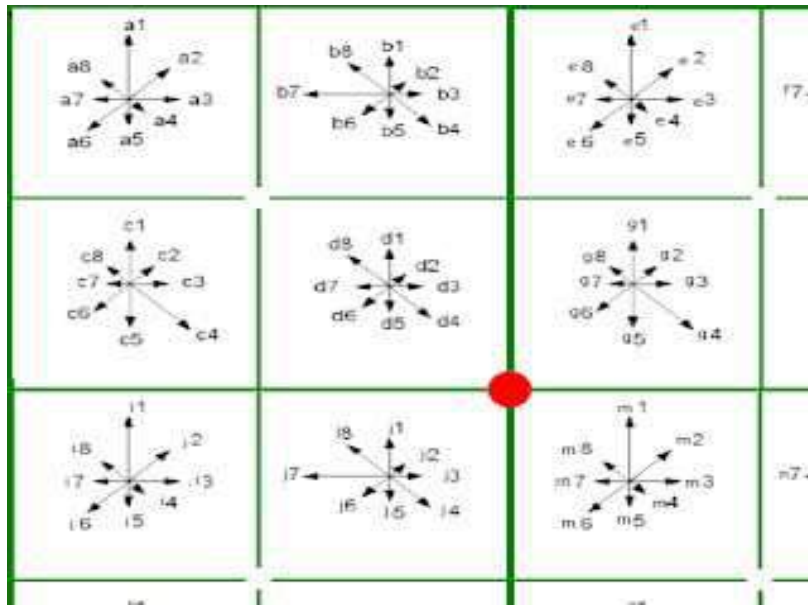


Figure II.11 image des vecteurs gradients de 16x16 pixels

L'image des vecteurs gradients ci-dessus (à gauche) de 16x16 pixels, permet d'établir un descripteur 4x4. Chaque case du descripteur correspond à l'image du comportement d'un voisinage 4x4 d'un point clé. Après toutes ces étapes tous nos PI se sont vus attribuer un vecteur de caractéristique, un descripteur.



V

$$= [a1\ a2\ a3\ a4\ a5\ a6\ a7\ a8\ b1\ b2\ b3\ b4\ b5\ b6\ b7\ b8\ \dots\ o1\ o2\ o3\ o4\ o5\ o6\ o7\ o8\ p1\ p2\ p3\ p4\ p5\ p6\ p7\ p8]$$



$$V_{SIFT} = \frac{V}{||V||}$$

- On dispose maintenant ,pour caractériser une image, de vecteurs descripteurs à 128 éléments car on a bien 16 histogrammes * 8 directions possibles. Ces descripteurs sont invariants par mise à l'échelle, rotation et partiellement à l'illumination. Nous allons pouvoir aborder l'étape de mise en correspondance des descripteurs.[9].

2.1.5 Mise en correspondance des images :

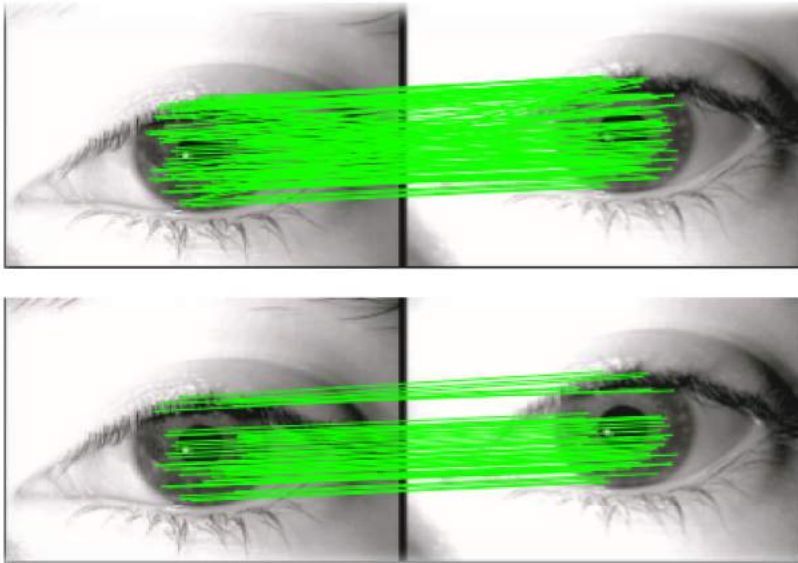


Figure (II.11) : images, de vecteurs descripteurs à 128 éléments

Cette étape constitue la dernière procédure de la méthode de Lowe. Il s'agit d'appliquer directement les résultats trouvés à la reconnaissance d'objets ou la mise en correspondance entre deux images. Comme nous l'avons vu plus haut, on dispose pour caractériser une image, de vecteurs descripteurs à 128 éléments car on a bien $16 \text{ histogrammes} * 8 \text{ directions possibles}$. Pour automatiser le processus, il est nécessaire d'établir une base de données contenant les descripteurs SIFT pour une banque d'images donnée. Identifier un objet dans une image quelconque nécessite de comparer ses propres descripteurs à ceux stockés dans la base.[8].

Une des méthodes de mise en correspondance les plus utilisées est de regarder la distance euclidienne (ou une autre métrique au choix) entre les descripteurs de l'objet à identifier et ceux de la base. Il faut qu'elle soit en dessous d'un seuil à définir pour établir une correspondance. On identifie ainsi des clusters, i.e des sous-ensembles au sein desquels on évalue la cohérence de cette correspondance par rapport à la position des points, aux facteurs d'échelles et à l'orientation afin d'éliminer de faux positifs. C'est une version simplifiée de cette étape qui pourrait suffire pour la mise en correspondance de deux images.

Conclusion:

En conclusion, nous pouvons dire que l'algorithme des SIFT de Lowe vient combler en grande partie les lacunes des méthodes déjà développées avant lui par Harris, et plus tard par Mohr et Schmid. En effet, il a contribué à l'amélioration des techniques d'extraction d'information dans une image en apportant un algorithme robuste et satisfaisant les propriétés que requièrent les procédés de vision artificielle. Les descripteurs SIFT sont invariants aux transformations géométriques, affines et à l'illumination.

L'étape de détection d'extremums dans l'espace des échelles garantit l'invariance à la mise à l'échelle. L'élimination des points de faibles contrastes devrait garantir l'invariance à l'illumination. Et l'assignation d'orientation apporte une invariance à la rotation.

Les limites que rencontre cette méthode, viennent tout d'abord du fait de son exploitation. En effet, constituer une base de données d'images et de leurs vecteurs à 128 composantes peut s'avérer assez lourd. Enfin, il apparaît qu'il ne s'agit pas d'une méthode générique en ce sens que car elle permet de trouver un modèle seulement s'il se trouve effectivement dans l'image considérée.



Chapitre III

Application et Résultats obtenus

Introduction :

Dans ce dernier chapitre, nous présenterons la plate forme logicielle que nous avons implémentée sous l'environnement **MATLAB®7.0, MATLAB(R2013a)** qui montre le principe du système complet de reconnaissance d'iris, ainsi qu'une explication des différentes tâches que nous avons réalisées dans le cadre de ce travail depuis le prétraitement, jusqu'à la recherche dans une base de données, en passant par la codification.

MATLAB c' est un logiciel de calcul scientifique ce nom **MATLAB** est la contraction du terme anglais « matrix laboratory. » Il permet de réaliser des simulations numériques basées sur des algorithmes d'analyse numérique. Il peut donc être utilisé pour la résolution approchée d'équations différentielles, d'équations aux dérivées partielles ou de systèmes linéaires, etc... Le **MATLAB** a été développé au départ pour résoudre des problèmes matriciels. Il est fortement conseillé d'écrire les algorithmes sous formes matricielles plutôt qu'en utilisant des boucles for. Pour la lisibilité des programmes, il est recommandé d'utiliser des noms de variables explicites.

1-la base d'images utilisée :

on a choisi d'utiliser la base de données **CASIA-IrisV4**. **CASIA-IrisV4** qui contient un total de 54 607 images d'iris . Toutes les images d'iris sont des fichiers JPEG de 8 bits en niveaux de gris, elles se compose de six ensembles de données qui ont été collectés ou synthétisés au différents moments : **CASIA-Iris-Interval**, **CASIA-Iris-Lampe**, **CASIA-Iris-Distance**, **CASIA-Iris-Thousand** , **CASIA-Iris-Syn** et **CASIA-Iris-Twins**.

Dans notre mémoire on a choisi la partie **CASIA-Iris-Lamp** qui contient 447 images d'iris

CASIA-Iris-Lamp a été collecté à l'aide d'un capteur d'iris à main produit par OKI (Fig.3). Une lampe a été allumée / éteinte près du sujet pour introduire plus de variations intra-classe lorsque nous avons collecté **CASIA-Iris-Lamp**. La déformation élastique de la texture de l'iris (Fig.4) due à l'expansion et à la contraction des pupilles sous différentes conditions d'illumination est l'un des problèmes les plus courants et les plus difficiles dans la reconnaissance de l'iris. **CASIA-Iris-Lamp** est donc utile pour étudier les problèmes de normalisation de l'iris non-linéaire et de représentation robuste des iris.



Figure III.1 La caméra d'iris à main utilisée pour la collecte de CASIA-Iris-Lamp(acquisition)

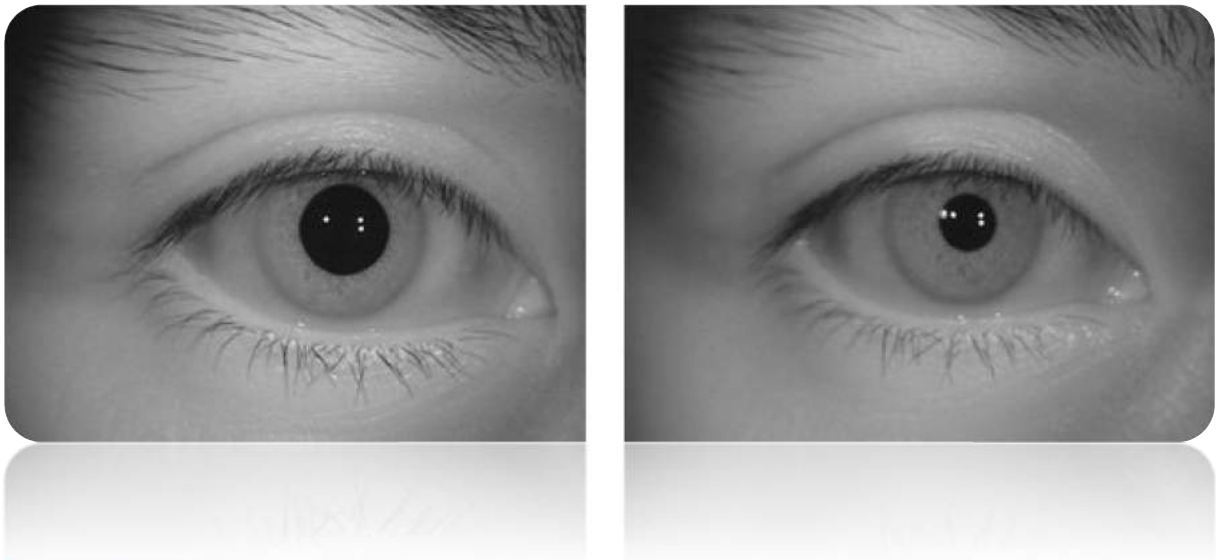


Figure III.2 Exemples des images d'iris obtenus à partir de bases de donnée CASIA-Iris-Lamp

2- Le prétraitement des données :

- dans le but de concevoir la reconnaissance d'iris par les descripteurs SIFT ,plusieurs étapes sont nécessaires.
- Une fois l'image de l'iris acquise, un système de reconnaissance biométrique par l'iris est constitué de plusieurs modules comprenant :

2.1- élimination des points blancs d'iris :

Grace aux opérateurs morphologiques (Binarisation, Ouverture)



Figure III.3: image originale



Figure III.4 élimination des points blancs de l'iris

2.2- Filtrage médian : application un filtre média 5*5

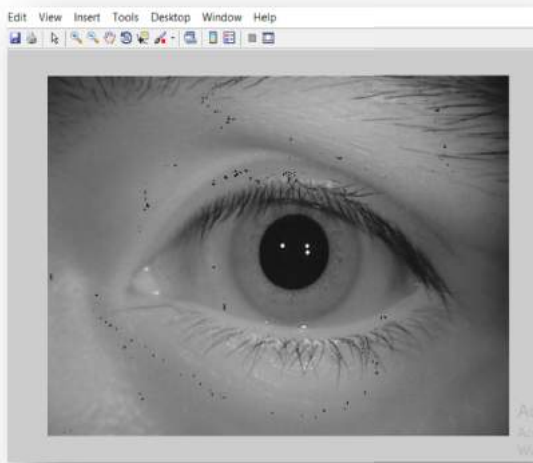


Figure III.5 : avant l'application du filtre 5*5

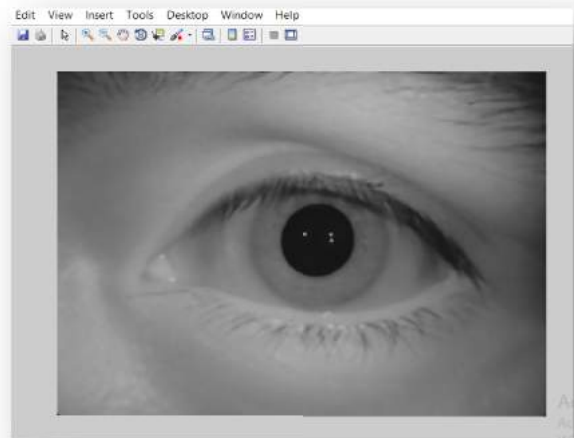


Figure III.6: Application d'un filtre médian

2.3-La compensation de l'illumination :

On fait passé l'image par le filtre passe haut

$$h = [-1 \ -1 \ -1; -1 \ 9 \ -1; -1 \ -1 \ -1]$$

Chapitre III : Application et résultats obtenus

Ensuite on fait l'application de filtre log (transformation log) par expression suivante :

$$G(x, y) = a + \ln(f(x, y) + 1) / b \ln c$$

Cette méthode **Log About** est proposée par Liu et al. Lorsque $f(x, y)$ est l'image originale, a , b et c sont des paramètres qui contrôlent l'emplacement et la forme de la distribution logarithmique



Figure III.7 : avant l'application du logAbout

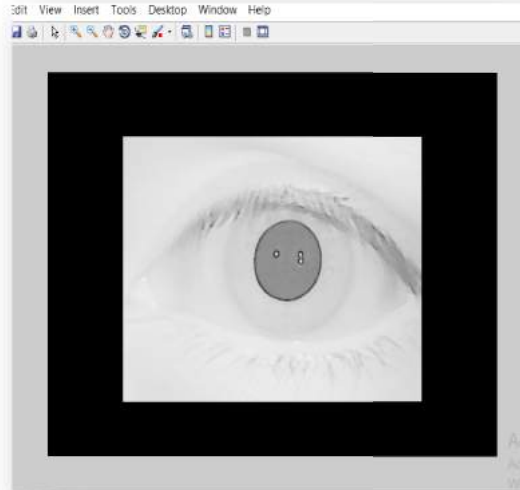


Figure III.8 : logAbout pour la compensation de l'illumination

3- la localisation de l'iris (segmentation) :

Une fois l'image de l'iris acquise on va appliquer la segmentation de l'iris ,C'est la première étape dans un processus de reconnaissance. l'image acquise contient outre l'iris ,les paupière les cilles ;la pupilleetc .il est alors nécessaire de segmenter et isoler l'iris du reste de l'image. pour cela on a utilisé la segmentation par la transformé de Hough .

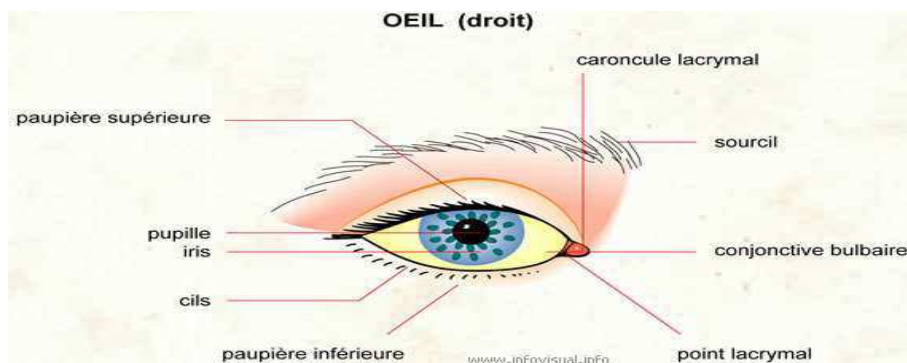


Figure III.9: Une image d'iris avec les différentes parties à détecter

3.1-La transformée de Hough :

La transformée de Hough est une technique qui peut être utilisée afin d'isoler des objets de formes géométriques simples dans l'image. En général, on se limite aux lignes, cercles ou ellipses présents dans l'image. L'un des grands avantages de la transformée de Hough est qu'elle est tolérante aux occlusions dans les objets recherchés et demeure relativement in affectée par les bruits. Les objets à détecter dans l'image de l'œil (iris, pupille, paupières) sont circulaires ou ellipsoïdaux et donc se prêtent bien à une détection par la transformée de Hough. Wildes a été le premier à introduire cette méthode dans le contexte de la segmentation de l'iris. Les étapes de la transformée de Hough sont les suivantes : Une image de contours est générée par une quelconque méthode de génération de contours. Plusieurs images de contours obtenues par la méthode Canny sont montrées sur la Figure (II.9). Un processus de vote est mis en place sur l'image de contours obtenue. Chaque point de contour vote pour les cercles dont il appartient et le cercle qui obtient le plus de vote est le cercle recherché. Parfois cette méthode est lourde sur tout lorsque beaucoup de points de contours sont détectés et si nous avons une connaissance à priori sur la localisation du cercle recherché. Dans ce cas, nous comptabilisons pour chaque cercle dans la zone recherchée, les points de contours appartenant à ce cercle. Le cercle qui possède le plus de points de contours est le cercle recherché.

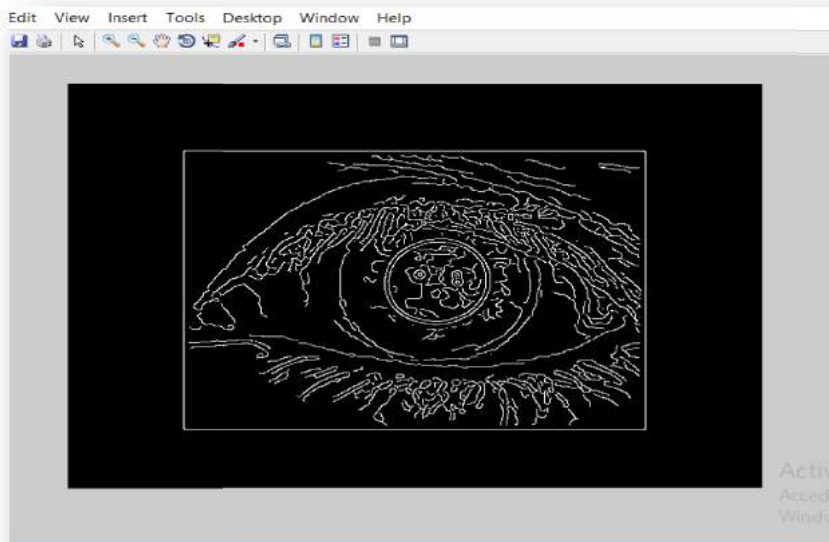


Figure III.10 Détection de l'iris par la méthode de Canny

Chapitre III : Application et résultats obtenus

Dans notre cas on utilise des [13], où quelques reflets sont localisés à l'intérieur de la pupille. Avant d'appliquer la méthode de Canny aux images d'entrées pour extraire les contours de la pupille et de l'iris, on doit d'abord éliminer ces reflets pour ne pas avoir des contours à l'intérieure de la pupille (voir figure III.11).

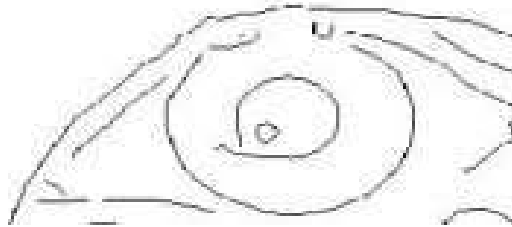


Figure III.11 image segmentée avec reflet

En plus de ça pour éviter l'erreur à la segmentation (détection du contour d'iris), comme montré dans la figure III.11



Figure III.12 image segmentée sans reflet

Pour déterminer le centre de la pupille on procède comme suit :

- Binarisation de l'image
- Seuillage
- Détermination du rayon R_p et du centre de la pupille $cp(x_p, y_p)$.

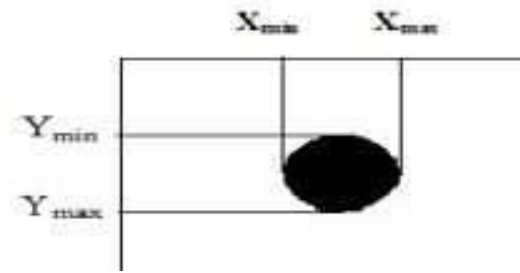


Figure III.13 Détermination du rayon et du centre de la pupille

Le rayon et le centre de la pupille sont donnés par les formules suivantes :

$$R_p = (x_{\max} - x_{\min}) / 2$$

$$x_p = R_p + x_{\min}$$

$$y_p = R_p + x_{\min}$$

Après avoir déterminé $C_p(x_p, y_p)$ on peut extraire le rayon de l'iris R_i : à partir du centre de la pupille en partant de ce point (C_p) que nous avons trouvé, nous avançons jusqu'à trouver un deuxième contour. Nous notons alors le point (X_i) où nous sommes arrivés: il appartient au bord de l'iris (voir figure.1.10)

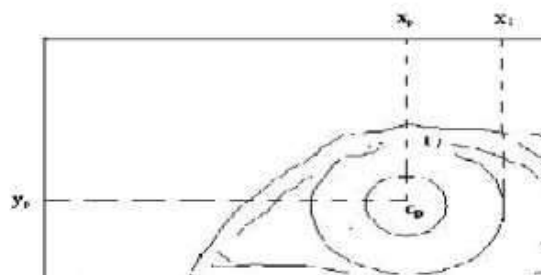


Figure III.14 Détermination du rayon de l'iris

Donc le rayon de l'iris est donné par l'équation suivante: $R_i = (x_i - x_p)$

À partir de ces équations on peut facilement isoler la région de l'iris, (voir la figure 1.11).

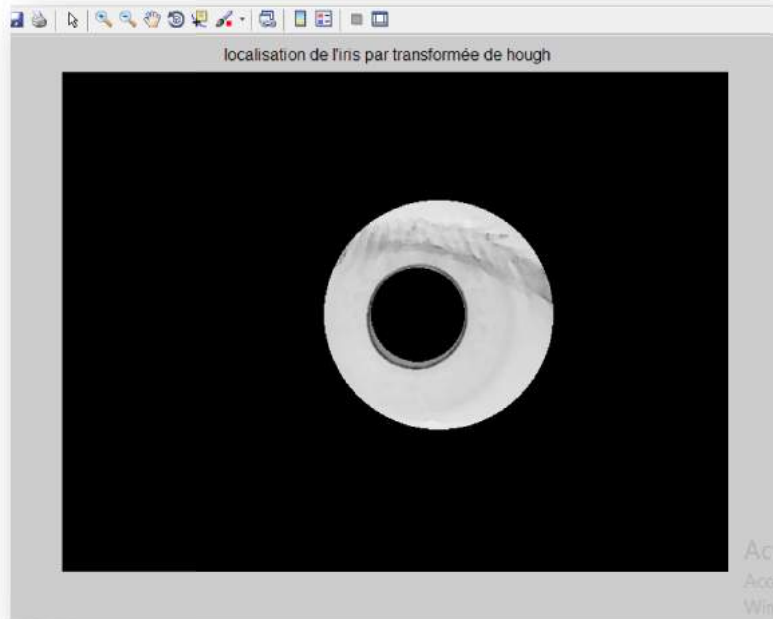


Figure III.15 localisation de l'iris

4-Normalisation la région de l'iris utilisant la transformé de HOUGH :

Après la segmentation, l'iris nécessite une opération de normalisation pour pallier la non concentricité des deux bordures et à la variation de la taille de l'iris due à la dilatation/contraction de la pupille et la distance et l'angle de capture de l'image de l'œil . Cette étape consiste à transformer l'iris en une image rectangulaire de taille fixe, afin de permettre les comparaisons. Pour choisir la taille de l'image rectangulaire adéquate qui permet une bonne identification, nous avons proposé une étude comparative en transformant l'iris segmenté en plusieurs images rectangulaires de différentes tailles,. Cette opération de normalisation de l'image de l'iris est obtenue en assignant à chaque pixel de l'iris dans le domaine cartésien , un correspondant dans le domaine pseudo polaire suivant la distance du pixel par rapport aux centres des cercles et l'angle qu'il fait avec ces centres . Cette transformation de domaine peut être représentée dans l'équation suivante :

$$x(r, \theta) = (1-r)x_p + rx_s(\theta)$$

$$y(r, \theta) = (1-r)y_p + ry_s(\theta)$$

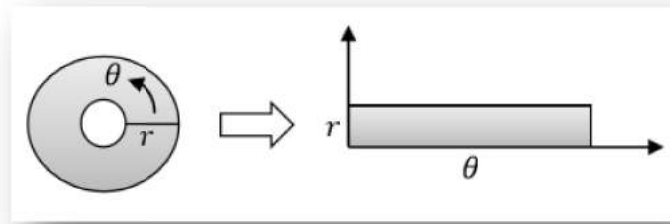


Figure III.16 Transformation en Pseudo-Polaire

$Xp(\theta)$:représente l'abscisse du point de la frontière détectée de la pupille dont le segment qui passe par ce point et le centre de la pupille fait un angle θ avec une direction choisie.

$Yp(\theta)$: représente l'ordonnée de ce même point,

$Xs(\theta)$, $Ys(\theta)$:représentent les coordonnées des points obtenus par le même principe mais sur le contour de l'iris. L'image de la figure (III.14) montre une image normalisée obtenue par ce processus qui est rectangulaire et de taille constante, généralement la taille choisie est de 80*512 pixels

- L'image de la figure (III.17) à droite montre une image normalisée obtenue par ce processus. Comme c'est montré l'image normalisée est rectangulaire de taille constante, la taille choisie est de 460*840 pixels. La largeur de l'image représente la variation sur l'axe angulaire alors que la hauteur représente les variations sur l'axe radial.

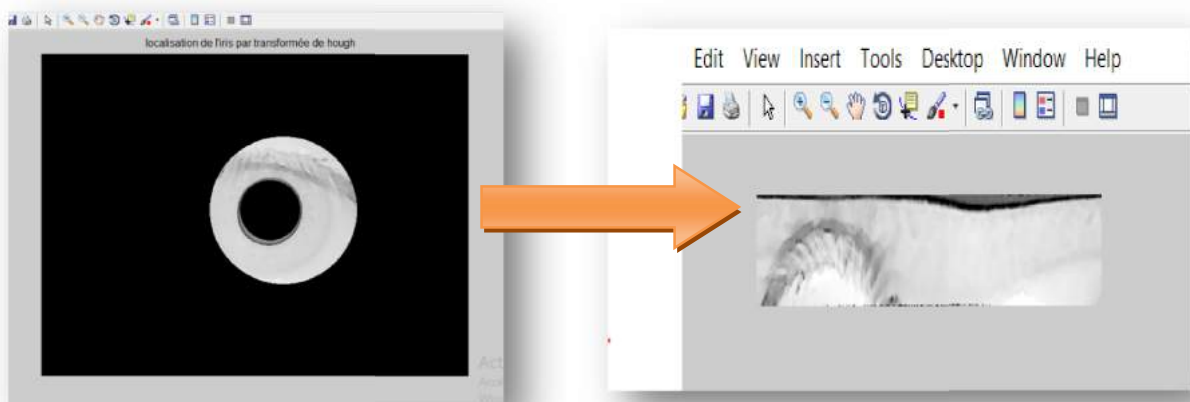


Figure (III. 17) Normalisation de l'iris

5-L amélioration utilisant l'histogramme de CLAHE :

l'image est améliorée en divisant l'image en carreaux et l'application de l'histogramme d'égalisation à chaque carreau connue sous le nom CLAHE. (voir chapitre II)

Cette étape est nécessaire pour réduire le bruit et surmonter les problèmes de faible contraste et d'éclairage. Il fonctionne dans de petites régions appelées carreaux et pour une combinaison harmonieuse des zones voisines, une interpolation bilinéaire est utilisée.

$J = \text{adaphisteq}(I)$, améliore le contraste de l'image I en niveaux de gris en transformant les valeurs et en utilisant « **contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE)** »

- CLAHE fonctionne sur de petites régions de l'image, appelées mosaïques, plutôt que sur l'image entière. Le contraste de chaque vignette est amélioré, de sorte que l'histogramme de la région de sortie corresponde approximativement à l'histogramme spécifié par le paramètre 'Distribution'.
- Les régions voisines sont ensuite combinées par interpolation bilinéaire pour éliminer les frontières induites artificiellement
- Le contraste, surtout dans les zones homogènes, peut être limité pour éviter d'amplifier le bruit qui peut être présent dans l'image.

Clip limit : scalaire réel dans la plage [0 1], qui spécifie la limite d'amélioration du contraste. Un nombre plus élevé entraîne plus de contraste.

Distribution : chaîne spécifie la forme de l'histogramme des désirs pour les mosaïques d'images

- Donc voici le résultat qu'on obtient après l'amélioration :

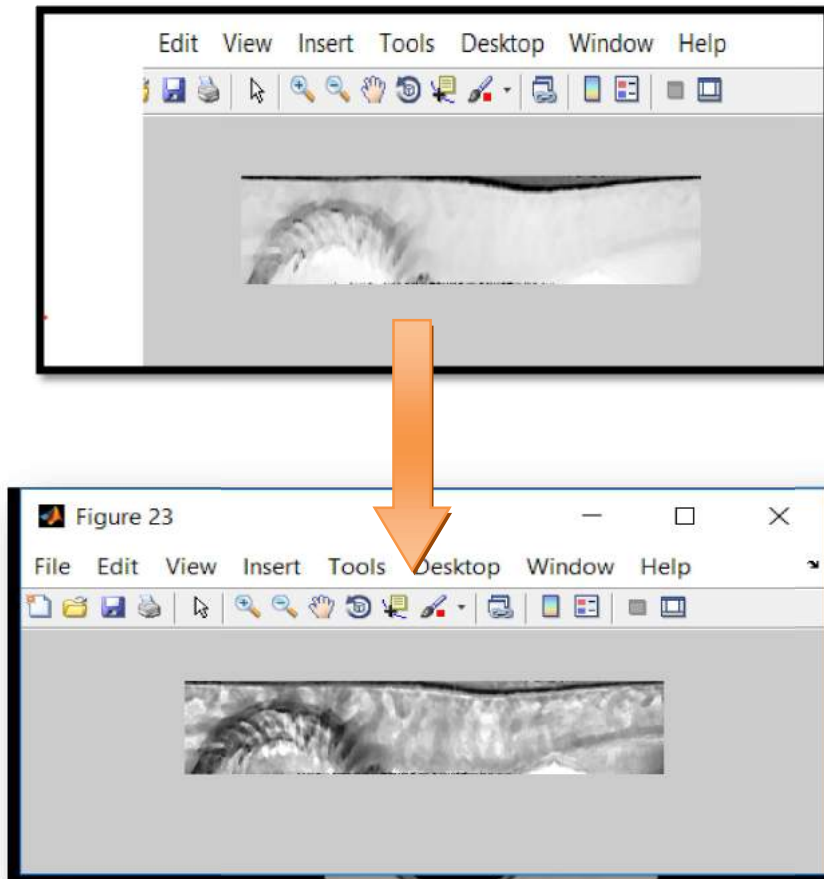


Figure III.18 : image d'iris amélioré par l'histogramme de CLAHE

6-L'extraction des caractéristiques : L'étape d'extraction des caractéristiques est scindée en deux parties, la première consiste à vérifier les propriétés des descripteurs sift et leur invariance vis-à-vis des transformations géométriques et leur pouvoir séparateur. Puis la deuxième partie consiste à réaliser une identification sur une petite base de données et calculer le taux d'erreur.

6.1- calcul des caractéristiques :

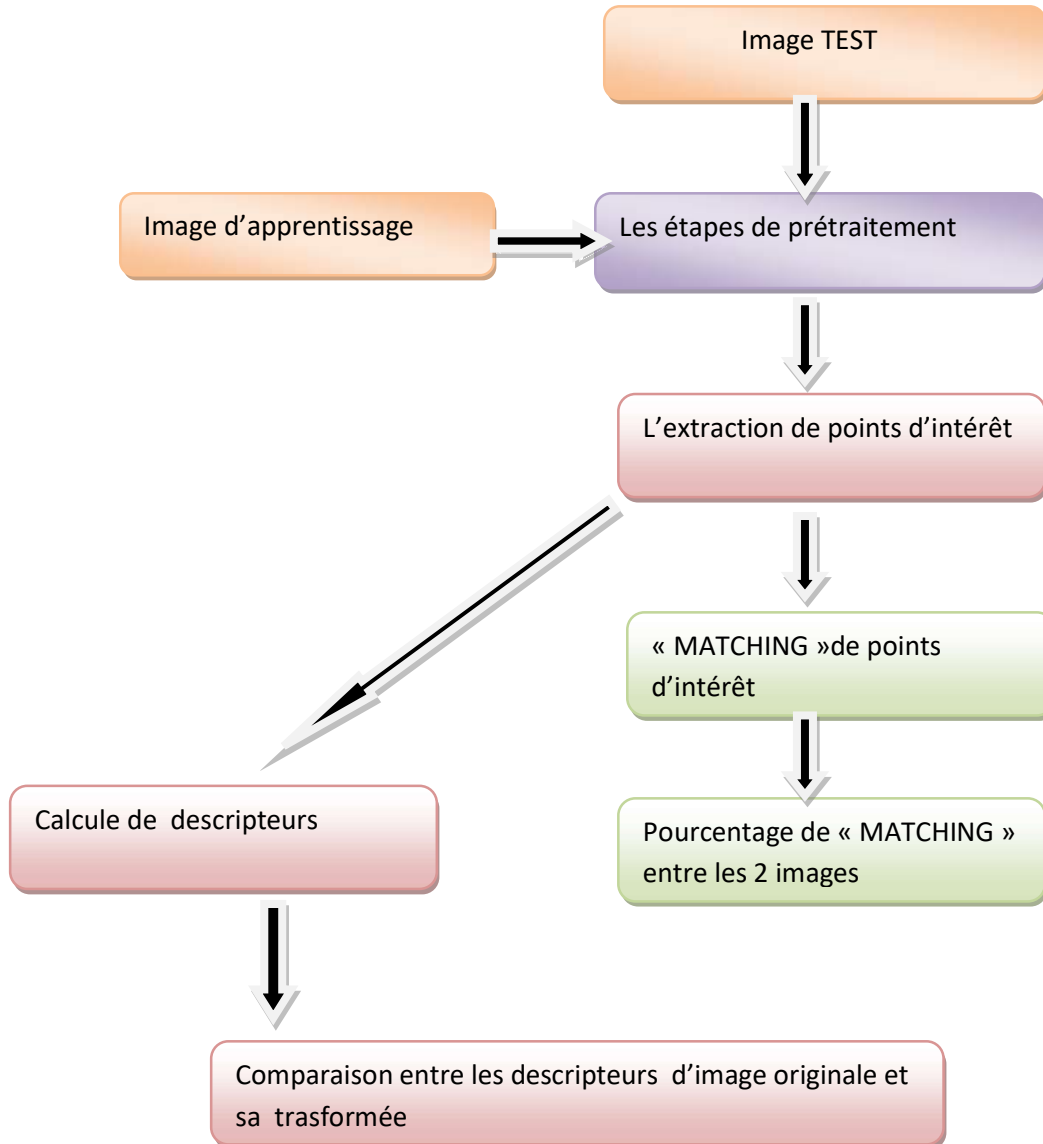


Figure III.19 : diagramme de la méthode utilisé

- Pour effectuer une reconnaissance fiable, après les étapes de prétraitement il est nécessaire d'extraire les caractéristiques de l'image d'apprentissage et les images test. Pour réaliser cette étape importante nous avons utilisé l'algorithme SIFT (scale invariant feature transform) qui est invariant à l'échelle, Le système est testé en utilisant CASIA base de données version-4 (CASIA-Iris-Lamp) pour les résultats expérimentaux.

- Le but est de transformer l' image d'iris normalisé et amélioré en un ensemble de vecteurs de

Chapitre III : Application et résultats obtenus

caractéristiques qui sont invariants par transformations géométriques usuelles (,changement d'échelle , rotation, changement de résolution) et de manière moins fiables à l'intensité.

- Cette méthode nécessite deux étapes principales. Comme nous l'avons dit précédemment (dans chapitre II) .
 1. il est nécessaire d'extraire les caractéristiques de nos images et de calculer ses descripteurs. Afin de construire de l'espace des échelles ,détecter des extrema locaux dans la dog, localiser les points d'intérêt et éliminer les points non pertinents et affecter l'orientation aux points d'intérêt .
 2. il faut une procédure de mise en correspondance (« **matching** »). C'est le but ultime de la méthode .Dans notre mémoire on a choisi mise en correspondance par mesurer le taux de ressemblance entre les vecteurs caractéristiques .

nous avons considéré une image d'iris spécifique de la base de donnée CASIA-iris-lamp , nommée (001_1) comme une image d'apprentissage et les autres images de la même base de donnée (de 001_2 jusqu'à 005_2) autant qu'images tests , qui sont comparées après le prétraitement pour trouver le taux de ressemblance .

- A titre d'exemple voyons L'extraction de points d'intérêt pour_ l'image(001_1)classe 1 échantillon 1: on a obtenu :

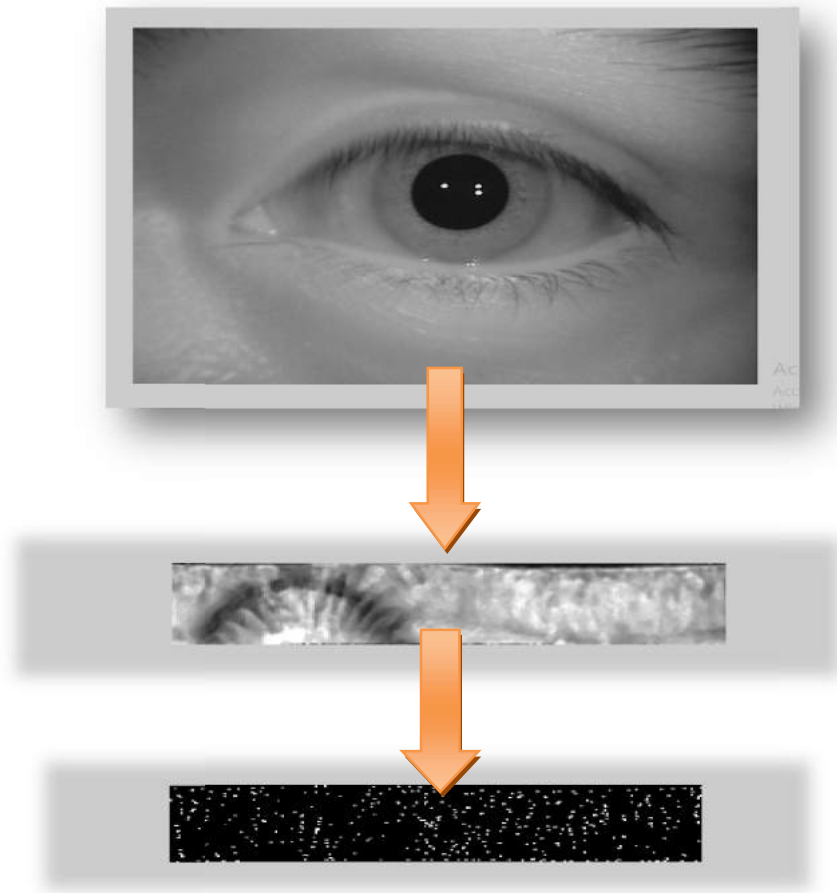


Figure III.20 localisation de points d'intérêts extraits sur l'image de l'iris déroulé

- Les points blancs représentent les points d'intérêts.
- Le nombre de points caractéristiques extraits de cette image est 438 .
- Son vecteur descripteurs est de taille 438x128
 - Un descripteur de PI (point d'intérêt) est créé en calculant la norme du gradient et l'orientation de chaque point dans une région autour du PI, nous prenons une fenêtre gaussienne **16x16** autour du PI. Cette fenêtre est divisée en **16 blocs** de **4x4**. Ces orientations sont ensuite mises dans un histogramme à 8 graduations ce qui nous donne un total de 128 valeurs.

« Donc Le vecteur descripteur de chaque points d'intérêt a une dimension de $16*8=128$ ».

Chapitre III : Application et résultats obtenus

6-2.la mise en correspondance des points d'intérêts par le taux de matching:

TAB III.1 :Le pourcentage de ressemblance entre les points d'intérêt sur l' image de l iris déroulé

Image d'apprentissage	Image TEST	Nombres points d'intérêt image1	Nombres points d'intérêt image2	Nombre de ressemblance entre les points	Taux de ressemblance
001_1	001_1	438	438	438	100%
001_1	001_2	438	484	136	31%
001_1	002_1	438	408	125	28%
001_1	002_2	438	463	130	29%
001_1	003_1	438	334	95	21%
001_1	003_2	438	398	107	24%
001_1	004_1	438	212	63	14%
001_1	004_2	438	296	78	17%
001_1	005_1	438	472	130	29%
001_1	005_2	438	276	48	10.95%

- Le tableau ci-dessus montre le Nombre de points caractéristiques extraites de chaque image de l'iris (001_1 au 005_2) en utilisant l'algorithme SIFT.

Le taux de ressemblance calculé est obtenu à partir de ces dix (10) images d'iris, utilisant l'algorithme SIFT .On prouve que le taux d'identification de l'image 001_1 avec 001_1 (même image) est de **100%** .mais avec d'autres images d'iris, ce taux est très inférieur. Donc, cela peut être utilisé comme un bon identifiant biométrique..

TAB III.2: Analyse de temps en secondes pris pour les étapes individuelles de SIFT

Image	Temps pour Gaussian scale space construction	Temps pour Differential scale space construction	Temps pour trouver les point d'intérêt	Le nombre de points d'intérêt extraits	Temps pour calculer descripteur
001_1	5.7745	0.016	0.076	438	0.320
001_2	5.7405	0.015	0.079	484	0.368
002_1	5.758	0.015	0.073	408	0.293
002_2	5.793	0.017	0.072	463	0.327
003_1	5.843	0.017	0.064	334	0.256
003_2	5.689	0.017	0.067	398	0.293
004_1	5.661	0.017	0.057	22	0.159
004_2	5.657	0.017	0.060	292	0.229
005_1	5.710	0.015	0.073	472	0.343
005_2	5.680	0.017	0.061	276	0.214

- Ensuite, nous avons calculé les vecteurs descripteurs pour chaque Point d'intérêt , Le tableau ci-dessus montre le temps pris pour les différentes étapes de l'algorithme SIFT.

6.3-Vérification de l'invariabilité de SIFT :

Afin de vérifier l'invariabilité de nos descripteurs SIFT nous avons réalisé plusieurs transformations :

- La rotation
- Changement d'échelles (vecteur d'échelles caractéristiques δ)
- Changements de l'intensité.
- Changement de résolution d'image.

La rotation :

- Pour prouver que les descripteurs sont invariants à la rotation, nous avons comparé les descripteurs de l'image 001_1 avec les descripteurs de l'image 001_1 pivotée .

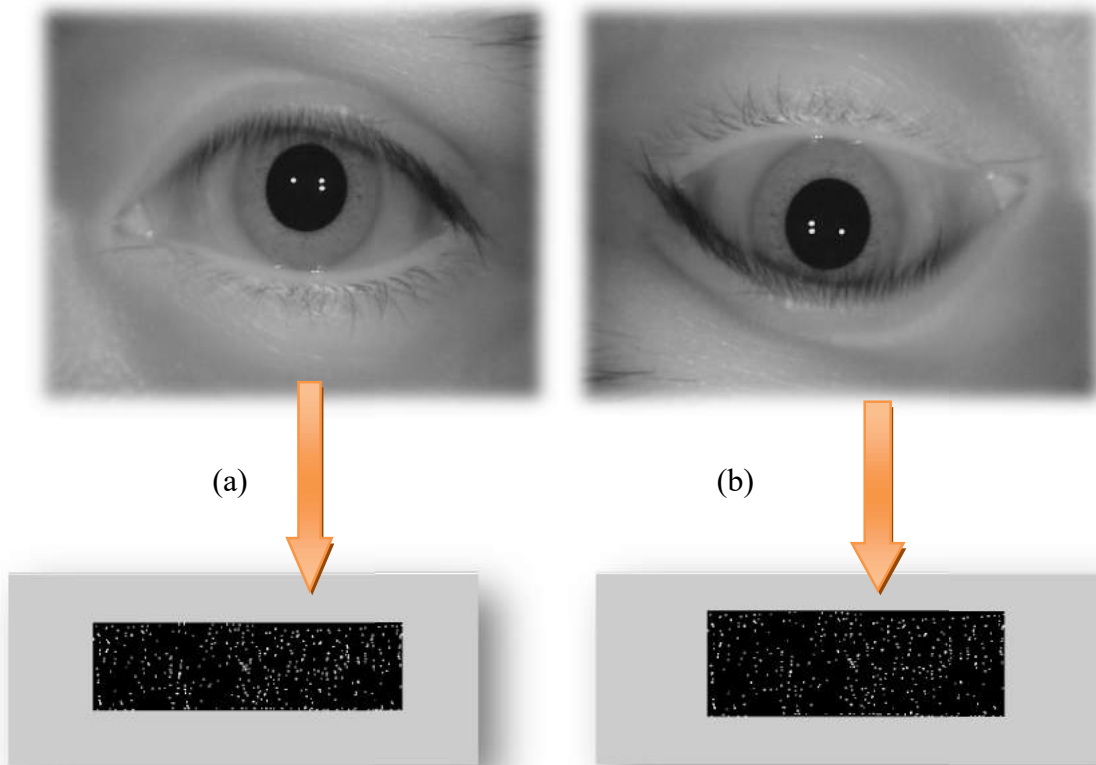


Figure III. 21 : Image 001_1 (représentée par (a)) et image 001_1 pivotée (représentée par (b)) Et leur points d'intérêt

TAB III.3 :Points d'intérêt de 001_1 mise en correspondance avec 001_1 à l'aide de descripteurs de SIFT

Image	Nombre de points d'intérêt	Nombre de descripteurs mise en correspondance
001_1	438	421
001_1	438	

Chapitre III : Application et résultats obtenus

TAB III.4:Points d'intérêt de 001_1 mise en correspondance avec 001_1 pivotée à l'aide de descripteurs de SIFT

Image	Nombre de points d'intérêt	Nombre de descripteurs mise en corespondance
001_1	438	421
001_1 pivotée	438	

L'analyse des deux tableaux ci-dessus (tabl III.4 et tabIII.5) montre que le nombre de points clés correspondants est le même pour l'image original d'iris et image de l'iris en rotation. Cela prouve que les descripteurs SIFT sont invariants à la rotation.

Changement d'échelles :

- Pour prouver que les descripteurs sont invariants aux changements d'échelle, nous avons comparé les descripteurs de l'image 001_1 avec les descripteurs de l'image 001_1 après le changement du valeur de facteur d'échelle δ

TAB III.6:Points d'intérêt de 001_1 mise en correspondance avec 001_1 après la modification de la valeur de δ à l'aide de descripteurs de SIFT

Image	Nombre de points d'intérêt	Nombre de descripteurs mise en corespondance
001_1	438	421
001_1 avec valeur de δ modifié	438	

L'analyse de tableau ci-dessus montre que le nombre de points clés correspondants est le même pour l'image original d'iris et image de l'iris après avoir changer la valeur de facteur d'échelle . Cela prouve que les descripteurs SIFT sont invariants à la mise à l'échelle.

Chapitre III : Application et résultats obtenus

✚ Changements de l'intensité :

De la même manière, pour prouver que les descripteurs sont invariants aux changements de l'intensité, nous avons comparé les descripteurs de l'image 001_1 avec les descripteurs de l'image 001_1 après avoir changé son intensité.

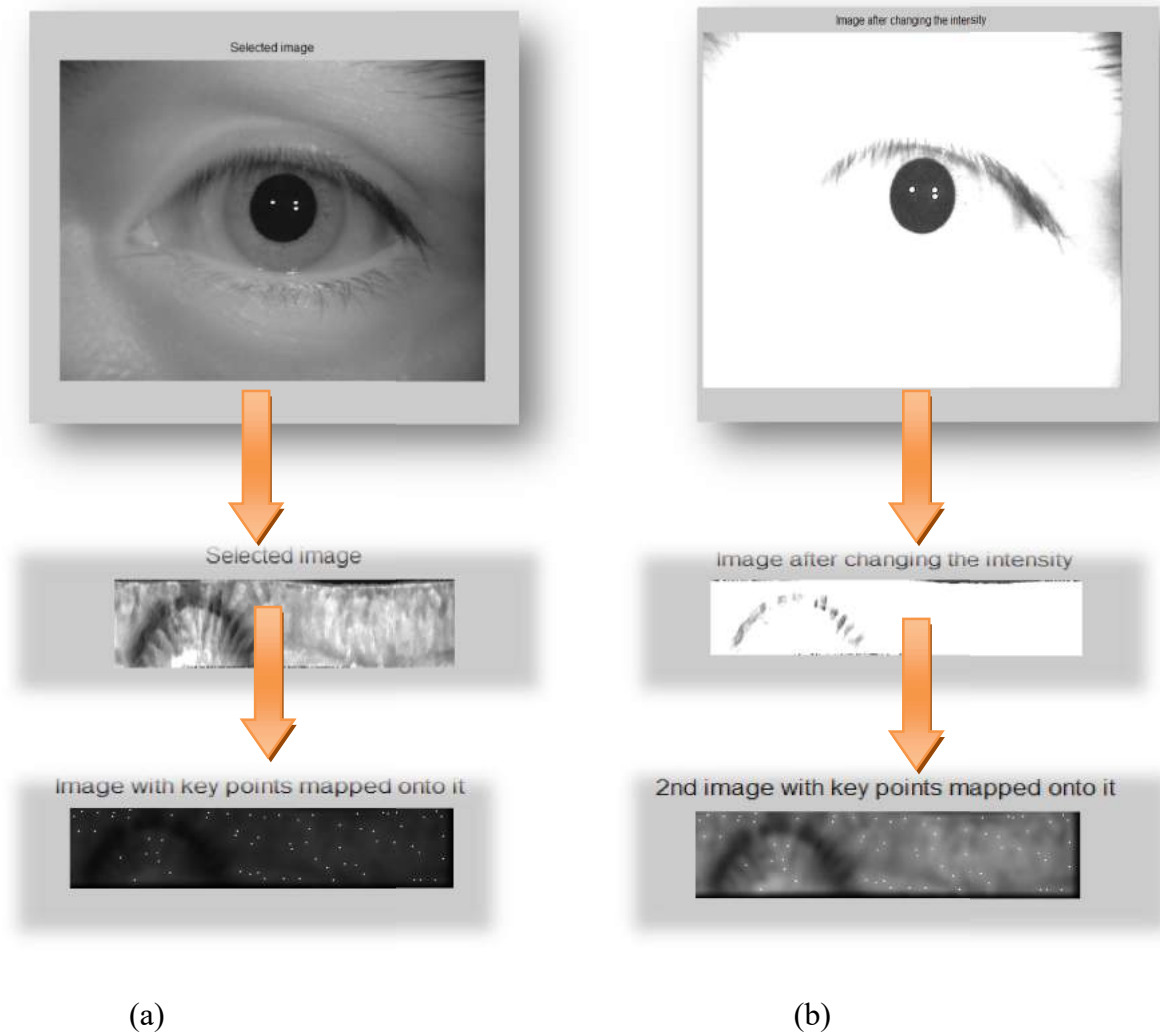


Figure III. 22 : Image 001_1 (représentée par (a)) et image 001_1 après l'augmentation de l'intensité (représentée par (b)) Et leur points d'intérêt sur l'iris déroulé.

Chapitre III : Application et résultats obtenus

TAB III.7:Points d'intérêt de 001_1 mise en correspondance avec 001_1 après le changement de l'intensité à l'aide de descripteurs de SIFT

Image	Nombre de points d'intérêt	Nombre de descripteurs mise en corespondance
001_1	438	421
001_1 avec l'intensité Modifiée	438	

L'analyse de tableau ci-dessus montre que le nombre de points clés correspondants est le même pour l'image original d'iris et image de l'iris après avoir changé l'intensité. Cela prouve que les descripteurs SIFT sont invariants aux changements de l'intensité

✚ Changement de résolution d'image :

pour prouver que les descripteurs sont invariants aux changements de résolution d'image, nous avons comparé les descripteurs de l'image d'iris 001_1 segmentée et normalisée avec les descripteurs de l'image 001_1 segmentée et normalisée après avoir changé ses dimensions

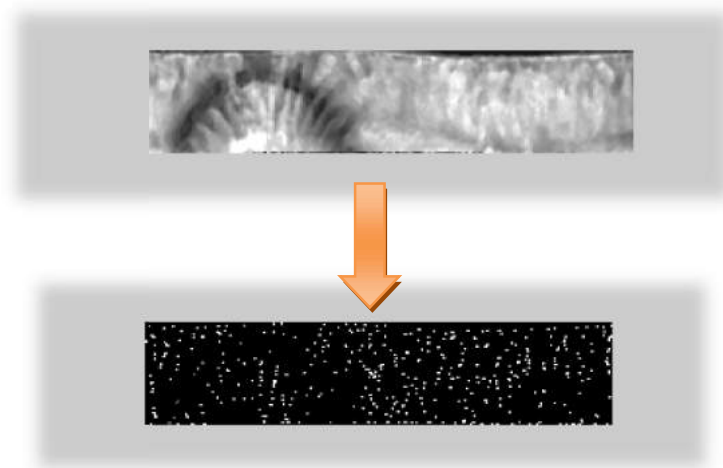


Figure III.23 :extraction de points d'intérêt (dimensions d'image :64x240 double)

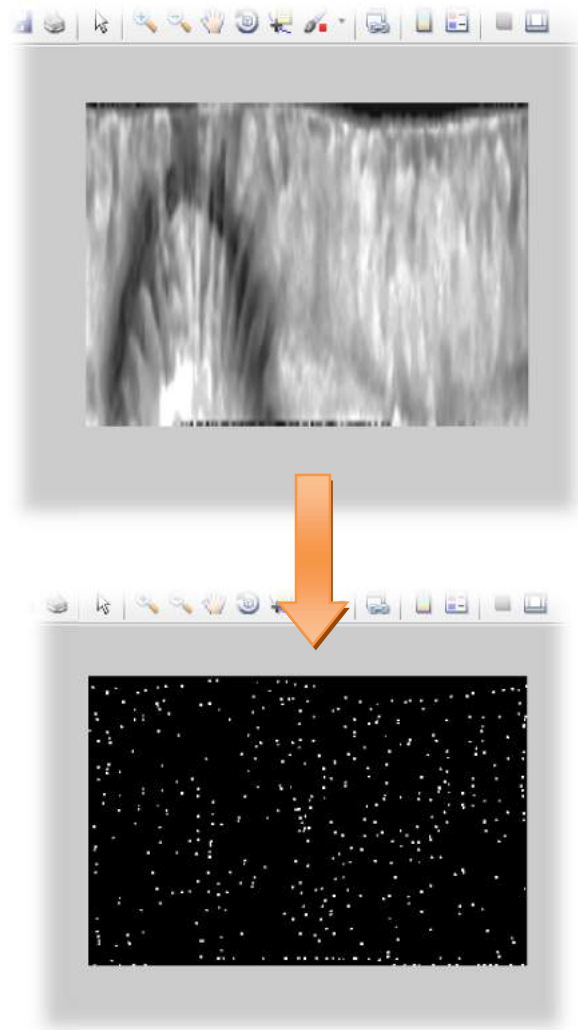


Figure III.24 :extraction de points d'intérêt (dimensions d'image :200 x300 double)

TAB III.8:Points d'intérêt de 001_1 mise en correspondance avec 001_1 après le changement de résolution à l'aide de descripteurs de SIFT

Image	Changement De dimensions	Nombre de points d'intérêt	Nombre de descripteur
001_1	64x240	438	421
	100x240	438	
	200x300	438	

Chapitre III : Application et résultats obtenus

L'analyse de tableau ci-dessus (tabIII.8) montre que le nombre de points clés correspondants est le même pour l'image original d'iris et image de l'iris après avoir changé ses dimensions . Cela prouve que les descripteurs SIFT sont invariants aux changements de résolution.

7-L'étape d'identification biométrique par l'iris :

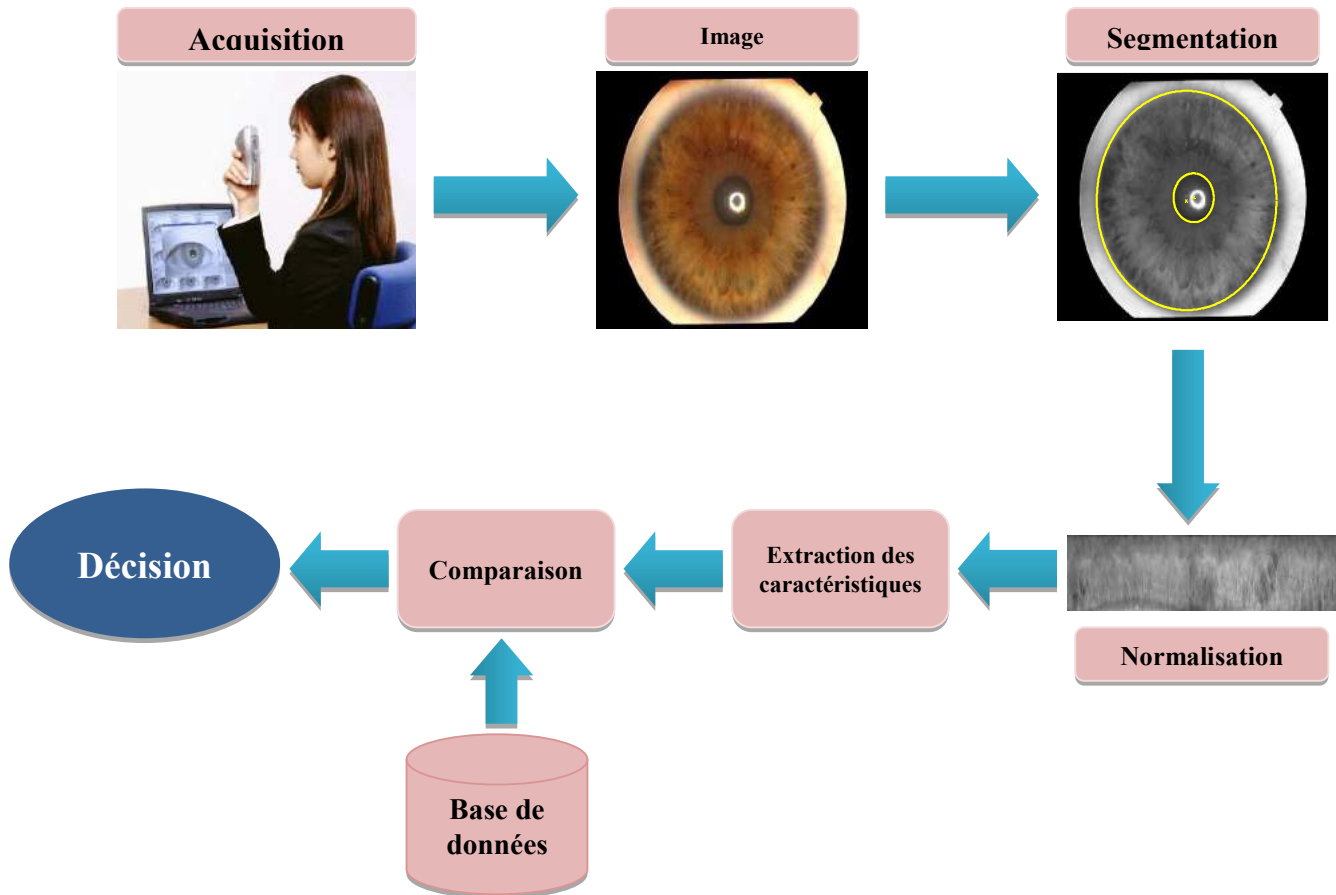


Figure.III.25. Architecture générale d'un système de reconnaissance d'iris

On suivra les étapes classiques de reconnaissance .

Lors de la phase d'identification, un individu possédant un modèle dans la base de données peut s'identifier grâce aux images prises par un capteur, qui comparées à tous les modèles de la base, détermineront son identité.

La phase d'identification se déroule en 3 étapes :

1. Calcul du vecteur descripteur de l'image test

Chapitre III : Application et résultats obtenus

2. Calculer le matching entre le vecteur correspondant à l'iris sélectionné, et les modèles des individus de la base de données.
3. Récupération du vecteur le plus proche au sens de la distance utilisée (on choisira l'image ayant dans notre cas le matching maximal)

Tests et résultats :

Dans cette partie, nous présentons les résultats d'évaluation du système d'identification par l'Iris développé au long de notre mémoire, en empruntant le module de normalisation du système « Libor Masek » car cette étape n'est pas notre principal objectif.

La fiabilité d'un système d'identification biométrique va se déterminer en fonction des taux d'identification (comparaison fausse, reconnaissance)

Pour l'élaboration de nos tests, nous avons choisis 5 classes avec 2 échantillons pour chaque classe (soit une base de 10 images), à chaque fois on prendra une image de la base de données comme image test et les neuf autres comme images d'apprentissage donc


nous mesurons le taux d'erreur à partir de taux d'identifications de 10 images de la base de données choisis de (001_1 jusqu'à 005_2 divisés en 5 classes ,chaque classe à 2 échantillons) dans Les taux d'erreur est de 0.2 soit 2 images sur 10 mal reconnues.ce taux n'est pas satisfaisant car la condition d'égalité des descripteurs est trop rigide on peut penser à laisser une marge d'erreur à cause de la sensibilité des vecteurs descripteurs.en plus d'autres facteurs comme :

- Choix du nombre de classes et d'échantillons (test et apprentissage).
- Conditions non optimales de la capture des images (qualité du matériel, bruit etc..)
- Erreurs dans le module de segmentation (prise en compte d'éléments exogènes tels que : paupières, cils, etc....) Qualité de la base de données.

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons donné un aspect pratique à notre projet , nous avons présenté les résultats d'évaluation du système d'identification par l'iris développé au long de notre mémoire , Et nous avons montrés les étapes nécessaires pour la reconnaissance d iris par les descripteurs SIFT , nous avons appliqué l'algorithme SIFT sur différentes images d'iris après l'étape de prétraitement.

- Les taux de reconnaissance obtenus étaient peu satisfaisants.
- Nous avons observé que : lorsque le nombre de points d'intérêt augmente ; Le temps pris par cet algorithme augmente.
- Nous avons remarqué aussi que les descripteurs de SIFT sont invariants à la rotation ,mise à l'échelle et aux changements d'intensité ce qui est bon pour l'identification biométrique.



**Conclusion
générale**

Conclusion générale :

La reconnaissance humaine basée sur la biométrie de l'iris est gravement touchée en rencontrant les images non idéales de l'œil caractérisées par les occlusions de l'iris, le mouvement et artefacts flous spatiales, la pauvreté du contraste et l'éclairage. Notre travail traite de l'utilisation de la région iris entourant la pupille, ainsi que les motifs de texture de celui-ci, afin d'améliorer le rendement global de la reconnaissance dans ces images. La texture est extraite à partir d'une petite région fixe entourant la pupille. Les expériences sur les images extraites de la base de données CASIA IRIS V4 démontrent que l'information contenue dans la texture de l'iris est précieuse et peut améliorer la précision dans l'ensemble du système d'identification biométrique dans des situations non idéales.

Le travail réalisé dans le cadre de ce mémoire a pour objectif d'étudier un système biométrique pour l'identification de l'individu par la reconnaissance de l'Iris humain. Cette méthode basée sur l'algorithme SIFT (scale invariant feature transform) est considérée comme étant très puissante en terme de sécurité, à cause de ses caractéristiques biométriques qui sont uniques à l'individu, avec une possibilité presque nulle, que d'autres individus peuvent avoir les mêmes caractéristiques., la texture d'Iris est parfaitement différente. Nous avons utilisé une base de données disponible sur internet pour la validation de notre système biométrique par Iris, cette base de données est connue sous le nom CASIA-Iris-lamp utilisée dans l'évaluation des performances de cet algorithme .

Tout d'abord, nous avons présenté les différentes étapes de segmentation automatique, ce qui était de localiser la région de l'iris et d'isoler les paupières, les cils et les zones de réflexion. La segmentation automatique a été réalisée grâce à l'utilisation de la transformée de Hough (méthode de Canny pour l'extraction de contours). Un seuillage a également été employé pour isoler les cils et les reflets. Ensuite, la région de l'iris segmentée a été normalisée. Ceci a été réalisé en mettant en œuvre une version du modèle de Daugman, où la normalisation d'iris basé sur la méthode pseudo-polaire (représentation de la texture dans un repère cartésien). Ensuite on a utilisé l'histogramme de CLAHE pour l'amélioration d'image d'iris.

Conclusion générale

Enfin, nous avons utilisé l'algorithme SIFT comme moyen pour extraire les caractéristiques de la texture de l'iris normalisée, qui donne les vecteurs descripteurs pour chaque point de d'intérêt . Le but est de transformer l' image d'iris normalisé et amélioré en ensemble de vecteurs , La comparaison des points clés extraits de différentes images d'iris prouve qu'il peut être utilisé comme un bon identifiant biométrique. Nos observations expérimentales concluent également que l'algorithme SIFT est invariant ,ses vecteurs caractéristiques sont invariants par transformations géométriques usuelles (rotation,changement d'échelle ,changement de résolution et changement d'intensité). C'est un autre avantage de l'utilisation de cet algorithme. Le temps pris par cet algorithme augmente avec le nombre de points clés extraits. Cette approche peut encore être améliorée pour réduire le temps nécessaire pour extraire les points-clés.

Les perspectives de ce travail sont :

- Le perfectionnement de la méthode de segmentation (occulter la région des cils et des paupières).
- L'extension de ce travail à l'intégration d'un système d'acquisition des images pour éviter que nos opérations d'identification soient de simples simulations.
- L'amélioration de la vitesse d'exécution du système

Références

- [1] S. CHANTAF, “Biométrie par signaux physiologiques”, thèse de Doctorat présentée à L’université Paris Est Creteil, France, 2011
- [2] L. Masek, “Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification”, thèse de Master présentée à l’Université de Western Australia, Australie, 2003
- [3] N. Morizet, “Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l’Iris”, thèse de Doctorat présentée à l’Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, France, 2009
- [4] D. Zhang, X. Jing, J. Yang, “Biometric Image Discrimination Technologies”, Idea Group Inc. publishing, 2006
- [5] Elaine R Berman “Biochemistry of the Eye”,Spinger,1991
- [6] Daugman, J.G.; ‘High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence’, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No. 11, pp. 1148-1161, Nov. 1993
- [7] David G. Lowe “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints” Computer Science Department University of British Columbia Vancouver, B.C., Canada lowe@cs.ubc.ca January 5, 2004
- [8] David G. Lowe” Object Recognition from Local Scale-Invariant Features” Computer Science Department University of British Columbia Vancouver, B.C., V6T 1Z4, Canada
- [9] <https://sites.google.com/site/poublangsift/l-algorithme-des-sift/espace-des-echelles-et-extraction-de-caracteristiques>
- [10] Asmaa, Hanaa S.Ali and Fathi A.Farag , ” Efficient Enhancement and Matching for Iris Recognition using SURF,” IEEE, 2015.
- [11] Palma, Martíne, Pedraza, Ramos and Gorrostieta, ” A Feature Extraction Using SIFT with a Preprocessing by Adding CLAHE Algorithm to Enhance Image Histograms,” International Conference on Mechatronics, Electronics and Automotive Engineering, 2014.
- [12] Harinder Kaur, Sunil Pathania “ Image Enhancement and Iris Recognition using SIFT Feature Extraction “

[13] R. DonidaLabati, V. Piuri, F. Scotti, Agent-based image iris segmentation and multiple views boundary refining, in: Proceeding of the IEEE Third International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems, November 20, 2009.