

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À  
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

COMME EXIGENCE PARTIELLE  
DE LA MAITRISE EN MATHÉMATIQUES ET INFORMATIQUE  
APPLIQUÉES

PAR  
DOUNIA EL HAJOUÏ

RECONNAISSANCE DE L'IRIS EN UTILISANT DES TECHNIQUES  
DE TRAITEMENT D'IMAGE

AVRIL 2023

## Remerciements

---

Avant tout développement de cette expérience, il apparaît convenable de commencer ce rapport de maîtrise par des remerciements.

Je remercie, tout d'abord les membres du jury, qui m'ont fait l'honneur de juger mon travail, ainsi que tout le corps professoral et administratif de l'université du Québec à trois rivières.

Je remercie Monsieur Nouboud, pour son encadrement pédagogique consistant, le suivi régulier de l'avancement de mon projet, pour ses encouragements, ses instructions et ses conseils judicieux qu'il n'a cessé de me dicter tout au long de mon projet.

Mes vifs remerciements s'adressent également à toute personne ayant participé de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail.

## Résumé

---

Le système de reconnaissance de l'iris est devenu très important, notamment dans le domaine de la sécurité, car il offre une grande fiabilité. De nombreux chercheurs ont suggéré de nouvelles méthodes pour le système de reconnaissance à partir de l'iris afin d'augmenter l'efficacité du système. Dans cette recherche, diverses méthodes ont été proposées pour atteindre de hautes performances dans la reconnaissance de l'iris. Dans le système proposé, trois approches d'extraction de caractéristiques, l'histogramme de gradient orienté (HOG)<sup>1</sup>, la matrice de co-occurrence de niveaux de gris (GLCM)<sup>2</sup> et le motif binaire local (LBP)<sup>3</sup> sont utilisées pour extraire les caractéristiques de l'image de l'iris. D'autre part, deux classificateurs : K- voisins les plus proches (KNN)<sup>4</sup> et la machine à vecteurs de support (SVM)<sup>5</sup> sont utilisés dans l'étape de classification. L'image de l'iris passe par plusieurs étapes avant l'étape d'extraction des caractéristiques. La première étape de prétraitement comprend le redimensionnement de l'image qui unifie la taille de toutes les images, la deuxième étape est la segmentation qui détermine la région de l'iris dans l'image de l'œil, enfin, l'étape de normalisation convertit la région de l'iris en une forme appropriée avec des dimensions spécifiques. Les méthodes proposées ont été appliquées sur deux bases de données d'iris, UPOL et IITD. Le système proposé atteint un taux de reconnaissance de 100 % lorsque la méthode HOG+KNN est utilisée.

**Mots clés :** Reconnaissance de l'iris ; Histogramme de gradient orienté ; matrice de cooccurrence du niveau de gris ; Modèle binaire local.

---

<sup>1</sup> Histogram of Oriented Gradient

<sup>2</sup> Gray Level Co-Occurrence Matrix

<sup>3</sup> Local Binary Pattern

<sup>4</sup> K- Nearest Neighbors

<sup>5</sup> Support Vector Machine

## Abstract

---

The iris recognition system has become very important, especially in the field of security, because it offers high reliability. Many researchers have suggested new methods for the iris recognition system to increase the efficiency of the system. In this research, various methods have been proposed to achieve high performance in iris recognition. In the proposed system, three feature extraction approaches, Histogram of Oriented Gradient (HOG), Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and Local Binary Pattern (LBP) are used to extract the features from the iris image. On the other hand, two classifiers; K-nearest neighbors (KNN) and support vector machine (SVM) are used in the classification step. The iris image goes through several steps before the feature extraction step. The first preprocessing step includes image resizing which normalize the size of all the images, the second step is segmentation which determines the iris region in the eye image, finally, the normalization step converts the iris region into an appropriate shape with specific dimensions. The proposed methods have been applied on two iris databases, UPOL and IITD. The proposed system achieves 100% recognition rate when the HOG+KNN method is used.

**Keywords:** iris recognition; oriented gradient histogram; gray level co-occurrence matrix; local binary model.

## Liste des tableaux

---

Tableau 1 : Résumé des études de reconnaissance de l'iris	21
Tableau 2 : Comparaison entre la base de données UPOL et la base de données IITD	26
Tableau 3 : Exemple d'image originale	36
Tableau 4 : Formulaire général de GLCM	36
Tableau 5 : Résultats de l'approche HOG sur la base de données UPOL	45
Tableau 6 : Résultats de l'approche LBP sur la base de données UPOL	45
Tableau 7 : Résultats des approches combinées HOG&LBP sur la base de données UPOL	46
Tableau 8 : Résultats de l'approche GLCM sur la base de données UPOL	48
Tableau 9 : Précisions globales de la base de données UPOL lorsqu'une image est utilisée comme test et que 5 images sont utilisées comme formation	48
Tableau 10 : Résultats de l'approche HOG sur la base de données IITD	50
Tableau 11 : Résultats de l'approche LBP sur la base de données IITD	50
Tableau 12 : Résultats des approches combinées HOG LBP sur la base de données IITD	51
Tableau 13 : Résultats de l'approche GLCM sur la base de données IITD	51
Tableau 14 : Précisions globales de la base de données IITD lorsqu'une image est utilisée comme test et que 4 images sont utilisées comme formation	52
Tableau 15 : Tous les résultats du système proposé	53
Tableau 16 : Comparaison entre les performances des études précédentes et l'étude proposée	56

## Liste des figures

Figure 1 : Figure 1 : Une vue de face de l'iris humain	10
Figure 2 : Étapes typiques du système de reconnaissance de l'iris	11
Figure 3. Méthodologie du système de reconnaissance de l'iris	25
Figure 4. Exemples de la base de données UPOL	26
Figure 5. Exemples tirés de la base de données IITD	27
Figure 6 : Exemple d'image originale de la base de données IITD	29
Figure 7 : Exemple de redimensionnement de l'image de la base de données IITD	29
Figure 8 : Exemple d'original de la base de données UPOL	29
Figure 9 : Exemple de redimensionnement de l'image de la base de données UPOL	29
Figure 10. L'image d'un œil montre l'iris, la pupille et la sclère [49]	31
Figure 11 : Image originale de la base de données UPOL	32
Figure 12 : Segmentation de l'iris à l'aide de l'opérateur intégral-différentiel de Daugman	32
Figure 13 : Image originale de la base de données IITD	32
Figure 14 : Segmentation de l'iris à l'aide de l'opérateur intégral-différentiel de Daugman	32
Figure 15 : Modèle de feuille de caoutchouc de Daugman	33
Figure 16 : Iris segmenté de la base de données UPOL	34
Figure 17 : Normalisation de l'iris à l'aide du modèle de feuille de caoutchouc de Daugman	34
Figure 18. Iris segmenté de la base de données IITD	35
Figure 19 : Normalisation de l'iris à l'aide du modèle de feuille de caoutchouc de Daugman (IITDDB)	35
Figure 20 : Exemple d'iris normalisé de la base de données UPOL	36
Figure 21 : Exemple de redimensionnement de l'iris de la base de données UPOL	36
Figure 22 : Exemple d'iris normalisé de la base de données IITD	
Figure 23 : Exemple de redimensionnement de l'iris de la base de données IITD	36
Figure 24 : Dégradés d'image et histogramme d'orientation	37
Figure 25 : Iris normalisé de la base de données UPOL	37
Figure 26 : Iris normalisé de la base de données IITD	38
Figure 27 : Exemple d'histogramme de gradients orientés (IITD DB)	38
Figure 28 : Angles GLCM	39
Figure 29 : Iris normalisé de la base de données UPOL	41
Figure 30 : Exemple de matrice de cooccurrence en niveaux de gris (UPOL DB)	41
Figure 31 : Iris normalisé de la base de données IITD	41
Figure 32 : Exemple de matrice de cooccurrence en niveaux de gris (BD IITD)	41
Figure 33 : Mécanisme de l'approche LBP	42
Figure 34 : Iris normalisé de la base de données UPOL	42
Figure 35 : Exemple d'approche LBP (base de données UPOL)	42
Figure 36 : Iris normalisé de la base de données IITD	43
Figure 37 : Exemple d'approche LBP (base de données IITD)	43
Figure 38 : Mécanisme de machine à vecteur de support	44
Figure 39 : Le Mécanisme K-Nearest Neighbor	46
Figure 40 : Comparaison entre les méthodes proposées sur la base de données UPOL	51
Figure 41 : Comparaison entre les méthodes proposées sur la base de données IITD	54
Figure 42 : Tous les résultats du système proposé	55

# Table de matières

---

Remerciements .....	i
Résumé .....	ii
Introduction .....	1
1. Motivation .....	3
2. Description du problème .....	4
3. Aperçu de la recherche .....	4
Chapitre 1 : Revue de littérature.....	5
1. Études antérieures du système de reconnaissance de l'iris.....	6
2. Bref tableau des études antérieures .....	14
Chapitre 2 : Méthodologie de recherche.....	17
1. Bases de données.....	19
1.1. Base de données UPOL .....	19
1.2. Base de données IITD.....	19
2. Prétraitement d'image.....	21
2.1. Redimensionnement d'image.....	21
3. Segmentation.....	23
3.1. Opérateur intégro-différentiel de Daugman .....	24
4. Normalisation.....	26
4.1. Modèle de feuille de caoutchouc de Daugman.....	26
5. Extraction de caractéristiques.....	29
5.1. Histogrammes de Gradients Orientés (HOG).....	29
5.2. Matrice de cooccurrence des niveaux de gris (GLCM).....	31
5.3. Modèle binaire local (LBP) .....	34
6. Classification.....	36
6.1. Machine à vecteurs de support (SVM).....	36
6.2. K-Voisin le plus proche (KNN).....	38
Chapitre 3 : Résultats expérimentaux.....	40
1. Résultats de la base de données UPOL .....	40
1.1. Méthode du gradient orienté histogramme (HOG).....	41
1.2. Méthode de modèle binaire local (LBP).....	41
1.3. Méthode combinée (HOG et LBP).....	42
1.4. Méthode de la matrice de cooccurrence des niveaux de gris (GLCM) .....	42

2. Résultats de la base de données IITD.....	44
2.1. Méthode du gradient orienté histogramme (HOG).....	44
2.2. Méthode de modèle binaire local (LBP).....	45
2.3. Méthode combinée (HOG&LBP).....	45
3. Résumé .....	48
Conclusion et discussions.....	50
1. Conclusion.....	50
2. Discussions.....	50
3. Travail futur.....	51
Références bibliographiques.....	51
Table de matières.....	iv



## Introduction

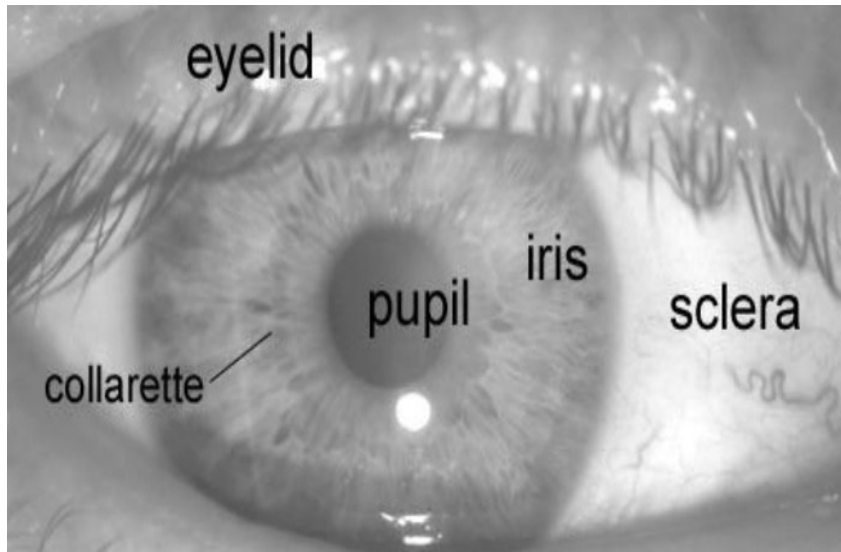
---

Le terme « biométrie » désigne l'identification et l'authentification d'une identité individuelle basée sur des caractéristiques ou des caractéristiques uniques chez les individus [1]. Les systèmes biométriques se composent de caractéristiques physiologiques et de caractéristiques comportementales. Les caractéristiques physiologiques sont un groupe de données biométriques qui incluent les caractéristiques physiologiques et biologiques dominées par un système biométrique. Il contient spécifiquement l'ADN, la main, le visage, le lobe de l'oreille et l'iris. Les caractéristiques comportementales sont un groupe de la biométrie qui s'intéresse aux caractéristiques non physiologiques ou non biologiques dominées par un système biométrique. Il se compose de quatre catégories : reconnaissance de la signature, de la voix, de la marche et de la frappe au clavier [2].

Pour répondre aux exigences de sécurité [3] de la réseautée actuelle, les identifiants personnels deviennent de plus en plus importants. Les méthodes conventionnelles utilisées pour les identifiants personnels peuvent être soit des méthodes basées sur des jetons, soit des méthodes basées sur la connaissance. Les méthodes basées sur des jetons utilisent des clés ou des cartes d'identité pour l'authentification, et les méthodes basées sur la connaissance utilisent un code ou un mot de passe prédéfini par l'utilisateur. Cependant, les procédés classiques deviennent non fiables si, par exemple, le jeton est perdu ou le mot de passe est oublié ; les besoins en méthodes fiables nouvelles et développées pour l'identification personnelle deviennent un domaine de recherche de plus en plus important [4]. L'iris est l'une des méthodes les plus fiables utilisées pour identifier les individus, car il est fixe et ne change pas tout au long de la vie. De plus, il est impossible de trouver deux personnes ayant les mêmes caractéristiques de l'iris même chez les jumeaux [5]. L'iris est une structure anatomique circulaire située entre la cornée et le cristallin de l'œil, comme le montre la figure 1. La tâche de l'iris est de contrôler la lumière qui pénètre par la pupille ; ceci est fait par le sphincter et les muscles dilatateurs, qui régulent la taille de la pupille. Le diamètre moyen de l'iris est compris entre 11,6 mm et 12,0 mm et la taille de la pupille est comprise entre 10 % et 80 % du diamètre de l'iris.

L'iris humain se compose de deux couches ; la couche d'épithélium qui se compose de cellules à pigmentation intensive et la couche de stroma qui contient des vaisseaux sanguins. Il

est responsable de la réduction de la taille de la pupille. Cette couche se trouve au-dessus de la couche d'épithélium [3].

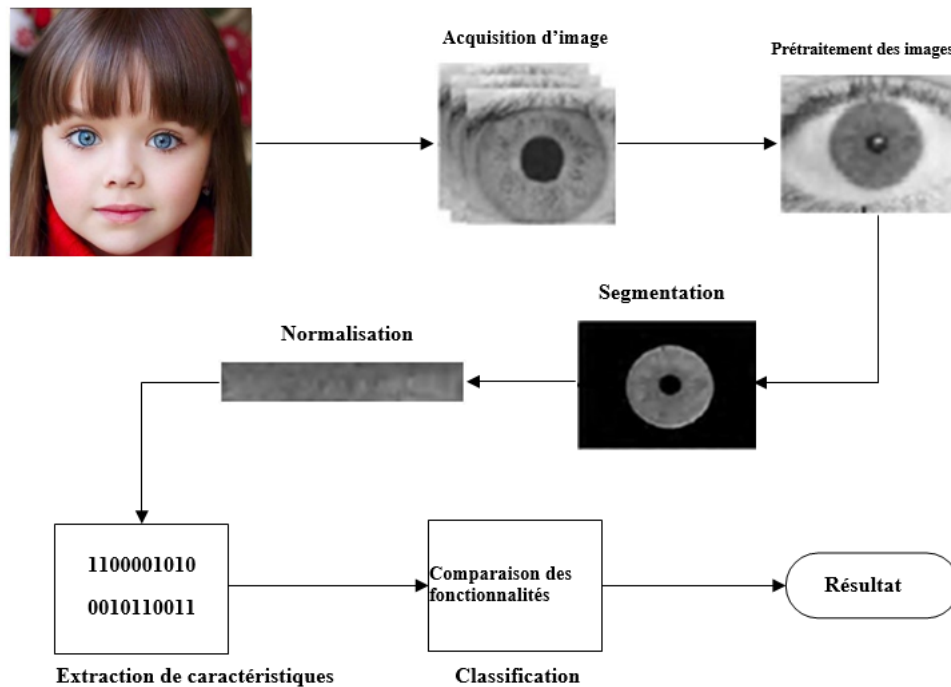


**Figure 1** : Une vue de face de l'iris humain [3]

La reconnaissance de l'iris est une méthode utilisée pour identifier les personnes en fonction de caractéristiques uniques au sein de l'iris. De plus, l'iris a généralement une couleur grise, bleue, brune ou verte. La reconnaissance de l'iris est considérée comme une forme de vérification biométrique [6]. Le premier concept de reconnaissance de l'iris a été proposé en 1987 par Flom et Safir. Ils ont proposé des conditions hautement contrôlées et non fonctionnelles pour modifier l'éclairage afin que la taille de la pupille dans toutes les images reste la même pour une segmentation appropriée de l'iris. Ils ont décrit les sous-systèmes de base du système de reconnaissance de l'iris, à savoir la phase d'acquisition d'image, le prétraitement, la phase de segmentation de l'iris, l'analyse de l'iris, la phase d'extraction des caractéristiques, la phase de classification ainsi que le traitement d'image approprié et les techniques de reconnaissance des formes. Ce travail théorique sur le système de reconnaissance de l'iris a été considéré comme une base pour toutes les approches pratiques du système de reconnaissance de l'iris [7].

Un système typique de reconnaissance de l'iris comprend six étapes principales [8]. La première étape, l'acquisition d'images qui se fait avec la capture de la série d'images de l'iris à l'aide de caméras, afin d'assurer l'acquisition des meilleures images pour augmenter la flexibilité et fournir une forte reconnaissance. La deuxième étape, le prétraitement de l'image, c'est-à-dire le contrôle de la taille, de la couleur et de la lumière de l'image afin d'être prête pour l'étape de segmentation. La troisième étape, la segmentation qui comprend la détection des limites de l'iris et de la pupille,

ainsi que la détection des paupières et des cils. La quatrième étape, la normalisation, consiste à convertir la région de l'iris en une forme semblable à un rectangle. La cinquième étape, l'extraction de caractéristiques, extrait les caractéristiques de l'image de l'iris normalisée et encode ces caractéristiques en une conception adaptée à la reconnaissance. Enfin, la dernière étape du système de reconnaissance de l'iris, la classification, c'est-à-dire la comparaison des caractéristiques créées par l'imagerie de l'iris avec les caractéristiques stockées dans la base de données. La figure 2 montre les étapes mentionnées ci-dessus.



**Figure 2** : Étapes typiques du système de reconnaissance de l'iris [9]

## 1. Motivation

Le système de reconnaissance de l'iris est devenu un des meilleurs systèmes d'authentification à l'heure actuelle en raison de ses utilisations bénéfiques pour de nombreuses applications de vision par ordinateur telles que les systèmes de sécurité et la surveillance visuelle. Il existe de nombreux exemples qui ont prouvé l'importance du système de reconnaissance de l'iris. Par exemple, la lutte contre la criminalité, l'augmentation des menaces terroristes et les mesures de sécurité dans les aéroports. L'iris est considéré comme adapté à l'identité d'un individu, car il présente de nombreux avantages : c'est un organe interne de l'œil, c'est un organe très protégé (l'iris est donc un organe visible), l'imagerie à distance est possible. L'iris se forme chez l'humain au septième mois de la gestation, il est donc considéré comme une caractéristique fixe tout au long de la vie humaine, et enfin et surtout, des recherches ont prouvé que même les jumeaux ont des motifs

d'iris différents. Elle est considérée comme meilleure que d'autres applications biométriques pour définir l'identité d'un individu [10]. L'objectif majeur de cette recherche est de mettre en œuvre un système capable de reconnaître les motifs de l'iris humain afin de les utiliser pour l'identification biométrique. L'accent sera mis sur la mise en œuvre de trois méthodes qui peuvent effectuer la reconnaissance de l'iris et comparer les résultats obtenus à partir de ces méthodes.

## **2. Description du problème**

Le principal problème étudié dans ce travail est la reconnaissance de l'iris. Ainsi, notre principal défi dans cette recherche est de proposer une méthodologie, une conception et une mise en œuvre du système de reconnaissance de l'iris afin d'obtenir une grande précision dans la reconnaissance de l'iris humain en utilisant trois approches distinctes. Il existe de nombreuses études portant sur la reconnaissance de l'iris à l'aide d'images prises à partir des yeux d'individus. Cependant, bon nombre des résultats négatifs se produisent en raison d'erreurs dans la méthode de capture d'images, les dimensions de l'image, la qualité, les ombres, l'arrière-plan de l'image, la couleur des yeux, en plus des lentilles de contact dans les yeux, etc. Toutes ces caractéristiques peuvent entraîner des erreurs de classification, et donc des résultats négatifs seront obtenus.

## **3. Aperçu de la recherche**

Dans cette recherche, des informations générales sur la technologie biométrique et les applications biométriques utilisées dans certains domaines de la vie seront d'abord présentées. Ensuite, une définition générale de l'iris et de son emplacement dans l'œil est donnée. De plus, quelques détails sur le système de reconnaissance de l'iris et une perspective historique sur ce système sont fournis. Dans le premier chapitre, la revue de littérature sur la reconnaissance de l'iris et les résultats obtenus dans chaque étude sont passés en revue et présentés. Dans le deuxième chapitre, les principales étapes méthodologiques de ce travail sont expliquées ; tout d'abord, un aperçu général des bases de données utilisées dans cette recherche est donné, puis une explication détaillée des étapes les plus importantes de la reconnaissance de l'iris est fournie. Ces étapes sont le prétraitement, la segmentation et la normalisation, enfin une description générale des algorithmes de base utilisés pour extraire les caractéristiques de l'iris sera présentée. Ces algorithmes sont HOG, GLCM et LBP. De plus, deux classificateurs SVM et KNN qui sont utilisés pour différencier les caractéristiques obtenues à partir de l'iris seront expliqués en détail. Dans le troisième chapitre, les résultats les plus importants obtenus à partir des expériences et les étapes qui ont accompagné la mise en œuvre de ces expériences seront discutés. Au dernier

chapitre, une observation globale des résultats obtenus et le point majeur important relevé dans cette recherche seront fournis.

## **Chapitre 1**

---

### **Revue de littérature**

Dans ce chapitre, la section 1 donne un aperçu des articles qui ont étudié le système de

reconnaissance de l'iris. Ensuite, dans la section 2, un tableau résume brièvement des études antérieures sur la reconnaissance de l'iris. Enfin, le résumé de ces articles dont une partie des différences est présenté et des approches importantes sont discutées.

## 1. Études antérieures du système de reconnaissance de l'iris

Chengqiang et Mei [11] ont présenté l'algorithme d'analyse discriminante linéaire directe (DLDA)<sup>6</sup> pour extraire les caractéristiques de l'iris. DLDA est combiné avec l'algorithme de transformée en ondelettes (WT)<sup>7</sup> qui décompose l'iris normalisé. Le classificateur de distance euclidienne (ED)<sup>8</sup> est utilisé pour classer les entités. Cette expérience a été testée sur 1200 images d'iris de la base de données d'iris CASIA version 2. La performance de la méthode proposée est évaluée par un taux d'erreur égal (EER)<sup>9</sup> égal à 1,44 %. Cette méthode a atteint une précision de 98,56 %.

Kaushik et Prabir [12,13] ont tenté d'améliorer le système de reconnaissance de l'iris en utilisant le code en chaîne et la zone de la collerette en zigzag. L'idée principale de l'utilisation de la zone de la collerette en zigzag est de ne capturer que la zone importante de la région de l'iris. Les caractéristiques sont extraites des images d'iris par la technique des ondelettes de Gabor (GW)<sup>10</sup> puis classées par l'algorithme SVM. La méthode proposée est appliquée sur la base de données CASIA version 2, qui contient 756 images. La méthode proposée a atteint un taux de réussite de 99,56 %.

Ahmed M Sarhan [14] a utilisé l'algorithme de transformée discrète en cosinus (DCT)<sup>11</sup> pour extraire les caractéristiques de l'image de l'iris. D'autre part, le classificateur de réseau de neurones artificiels (ANN)<sup>12</sup> est utilisé pour classer ces caractéristiques. La méthode proposée est appliquée sur la base de données CASIA iris version 2, qui contient 1200 images pour 30 personnes, chaque personne ayant 40 images, 20 images pour l'œil gauche et 20 images pour l'œil droit, la taille de l'image est de 480\*640 pixels. Dans cette expérience, seules les images de l'iris de l'œil droit ont été utilisées, donc 600 images ont été utilisées ici. Cette expérience a un taux de reconnaissance de 96,00 %.

---

<sup>6</sup> Direct Linear Discriminant Analysis

<sup>7</sup> Wavelet Transform

<sup>8</sup> Euclidean distance

<sup>9</sup> Equal Error Rate

<sup>10</sup> Gabor wavelet

<sup>11</sup> Discrete Cosine Transform

<sup>12</sup> Artificial Neural Network

Tallapragada et Rajan [15] ont combiné la matrice de co-occurrence de niveaux de gris GLCM avec la transformée en ondelettes de Haar HWT afin d'augmenter l'efficacité du système de reconnaissance de l'iris. Ces techniques ont été utilisées pour extraire les caractéristiques de l'image de l'iris. Le classificateur de réseau de neurones artificiels est utilisé pour classer les caractéristiques extraites. Les chercheurs ont appliqué leurs expériences sur 100 images de la base de données CASIA et ils ont obtenu un taux d'efficacité d'environ 94 %.

Kumar, Raja, Chootaray et Pattnaik [16] ont adopté PCA pour extraire les caractéristiques de l'iris en utilisant le (DWT)<sup>13</sup>. La méthode proposée ignore la partie supérieure et inférieure de l'iris qui est couverte par les paupières et les cils en utilisant un traitement morphologique. Ils ont considéré quarante-cinq pixels à droite et à gauche de la limite de la pupille comme modèle d'iris pour obtenir la meilleure reconnaissance, et ont utilisé l'égalisation d'histogramme (HE)<sup>14</sup> pour améliorer l'image et obtenir un contraste élevé. Ensuite, le DWT est appliqué sur l'image égalisée par histogramme pour obtenir des coefficients DWT, puis les caractéristiques sont extraites de l'image à l'aide de PCA. Enfin, les classificateurs Support de SVM, KNN et le Forêt aléatoire (RF)<sup>15</sup> ont été utilisés pour l'appariement. La version 1 de la base de données CASIA qui se compose de 756 images pour 108 individus a été utilisée dans la méthode proposée, la précision obtenue avec différents classificateurs est de 99,07 % en utilisant KNN, 98,15 % en utilisant RF et 97,22 % en utilisant SVM.

Rashad, Shams et El-Awady [17] ont proposé le LBP pour extraire des caractéristiques et ont combiné deux classificateurs ; Classificateur de réseau de neurones artificiels ANN et classificateur de quantification vectorielle d'apprentissage (LVQ)<sup>16</sup> pour la classification. La combinaison a produit un motif hybride dépendant des deux caractéristiques. D'autre part, à l'étape de localisation et à l'étape de segmentation, la transformation circulaire de Hough et la détection des contours de Canny sont appliquées pour séparer un iris d'un œil entier ainsi que pour la détection de bruit. Les caractéristiques extraites de l'iris par le LBP sont classées par les classificateurs LVQ et ANN avec différentes classes afin de déterminer la performance minimale souhaitée. Trois bases de données d'iris sont combinées et utilisées dans ce travail ; CASIA, MMU1, MMU2. La méthode proposée a atteint un taux de reconnaissance de 99,87 %.

Yuqing, Guangqin, Yushi et Evangelia [18] ont présenté l'étape d'extraction des

---

<sup>13</sup> Discrete Wavelet Transform

<sup>14</sup> Histogram Equalization

<sup>15</sup> Random Forest

<sup>16</sup> Learning Vector Quantization

caractéristiques de l'iris basée sur l'approche de (LBP) avec la technique du Codage fragmenté (CE)<sup>17</sup>. Ici, le LBP est utilisé pour normaliser l'image de l'iris. D'autre part, les caractéristiques ont été extraites de l'iris via la technique CE. Le classificateur de distance de Hamming (HD)<sup>18</sup> est utilisé pour la classification des entités. La version 3 de la base de données CASIA iris est utilisée dans cette méthode. Les expériences ont atteint un taux de reconnaissance de 99,27 %. Ce résultat a montré que la technique proposée est meilleure que les autres méthodes traditionnelles d'extraction de caractéristiques.

Savithiri et Murugan [19] ont comparé différentes techniques d'extraction de caractéristiques pour la reconnaissance de l'iris, le modèle d'iris entier et le demi-modèle. Ils ont utilisé GW, HOG et LBP pour extraire les caractéristiques d'une partie spécifique de l'iris afin d'améliorer les performances de reconnaissance de l'iris. Leur objectif fondamental était de choisir la moitié de l'iris à reconnaître au lieu de l'extension entière de l'iris. Les techniques proposées sont évaluées en utilisant FAR et FRR. De plus, 130 images de la base de données MMU ont été sélectionnées pour ces expériences. Ces images sont divisées en 26 classes, et chaque classe a 5 images. La première image de chaque classe est choisie comme modèle. Les 4 images restantes de chaque classe sont sélectionnées pour constituer l'ensemble de test. Le classificateur HD est appliqué pour classer les entités extraites. La méthode GW+HD a atteint un taux de reconnaissance de 99,94 %, FAR 0,006 %, la méthode LBP+HD a atteint 99,90 % et la méthode HOG+HD a atteint 99,95 %.

Les caractéristiques de l'iris sont extraites par l'approche de la Décomposition en mode empirique (EMD)<sup>19</sup>. Ces caractéristiques sont classées par l'algorithme KNN. Cette méthode est réalisée par Zhang et Guan [20] afin d'améliorer les performances du système de reconnaissance de l'iris. Cette expérience est appliquée sur 756 images de la base de données CASIA iris Version 1. La méthode proposée a atteint 99% de taux de reconnaissance.

Manisha et Sanjay [21] ont suggéré une méthode différente pour la reconnaissance de l'iris en utilisant la technique de l'opérateur intégral-différentiel de Daugman (IDO)<sup>20</sup> pour segmenter l'iris et la technique de la feuille de caoutchouc de Daugman (DRS)<sup>21</sup> est utilisée pour la normalisation de l'iris. D'autre part, l'algorithme de la transformée de Haar est appliqué pour extraire les

---

<sup>17</sup> Chunked Encoding

<sup>18</sup> Hamming Distance

<sup>19</sup> Empirical Mode Decomposition

<sup>20</sup> Integro-Differential Operator technique

<sup>21</sup> Daugman's Rubber Sheet technique



caractéristiques de la région de l'iris. Enfin, le classificateur HD est utilisé pour classer l'iris. La méthode proposée est appliquée sur deux bases de données, MMU et BATH et le taux de reconnaissance atteint 99,94 %.

Sarode et Patil [22] ont utilisé la technique de détection des bords de Canny pour la segmentation afin de déterminer les limites de l'iris, puis ont utilisé le motif binaire local LBP pour extraire les caractéristiques de l'image de l'iris. Enfin, ils ont utilisé deux classificateurs pour classer les caractéristiques extraites de l'image de l'iris ; ces classificateurs sont le classificateur K\_Nearest Neighbors KNN et le classificateur Navie Bayes NB. Ces expériences ont été appliquées sur la base de données MMU. La méthode LBP+KNN a atteint 100 % et la méthode LBP+NB a atteint 94,18 % de reconnaissance.

Sarmah et Kumar [23] ont proposé un nouveau système de vérification de l'iris. Le système propose un nouveau mécanisme pour vérifier le personnel afin de vérifier l'unicité de l'iris. Ce système se compose de deux étapes, le prétraitement de l'iris et l'authentification de l'iris. L'algorithme des Invariants des moments de Legendre (LMI)<sup>22</sup> est utilisé pour extraire les caractéristiques de l'iris. D'autre part, le classificateur KNN est utilisé pour la classification des fonctionnalités. Dans cette méthode, ils ont utilisé la base de données UPOL qui contient 384 images pour 64 individus. Les résultats obtenus ont atteint jusqu'à 100 % de taux de reconnaissance.

Ankit et Sunil [24] ont passé en revue différentes méthodes de reconnaissance de l'iris, dans chaque méthode, ils ont utilisé des techniques différentes. Dans la méthode Daugman, la technique de l'opérateur intégral-différentiel est utilisée dans la phase de segmentation afin de localiser les limites extérieures de l'iris, également pour déterminer les paupières inférieures et supérieures, la technique du modèle de feuille de caoutchouc est utilisée dans la phase de normalisation pour cartographier les pixels de l'iris. La technique de filtrage est appliquée à l'étape d'extraction des caractéristiques, car elle fournit des informations importantes dans l'image normalisée, et enfin, la distance de Hamming est utilisée à l'étape de classification. Cependant, la méthode Daugman est implémentée dans MATLAB et ils ont utilisé la base de données CASIA V3 qui contient 756 images de 108 individus. Les résultats de performance sont basés sur FAR et FRR. Cette méthode a atteint un taux de reconnaissance de 99,90 % avec un FAR de 0,01 % et un FRR de 0,09 %. Dans la méthode Wildes, les techniques de détection des

---

<sup>22</sup> Legendre Moment Invariants

bords basées sur les gradients et de transformation de Hough sont utilisées dans l'étape de segmentation pour déterminer la partie de l'iris, l'enregistrement d'image est utilisé dans l'étape de normalisation pour réparer les déformations dans l'image nouvellement acquise, la technique de décomposition passe-bande isotrope est appliquée dans l'étape d'extraction, la technique de corrélation normalisée est utilisée dans l'étape de classification. Cette technique capture le même type de caractéristiques que la corrélation standard. De plus, la base de données CASIA est utilisée dans cette méthode, et une précision de 98,68 % est obtenue avec FAR 0,03 % et FRR 12,09 %. Dans la méthode Li Ma, la technique de la ligne caractéristique la plus proche NFL est appliquée à l'étape de segmentation. Cette technique aide à trouver la région de l'iris dans l'image en montrant l'image de l'iris dans les directions verticale et horizontale, le modèle de feuille de caoutchouc est utilisé à l'étape de normalisation, le filtre 2-D de Gabor est utilisé à l'étape d'extraction des caractéristiques et la distance euclidienne pondérée (WED)<sup>23</sup> est utilisé dans l'étape de classification. Dans la méthode Li Ma, la base de données CASIA est utilisée et la précision obtenue est de 98 %, FAR 0,02 % et FRR 1,98 %. Dans la méthode Tisse, les techniques IDO et HT sont utilisées dans l'étape de segmentation, le modèle de Rubber Sheet est utilisé dans l'étape de normalisation, Instantané - Phase et Emergent – Fréquence, sont utilisées dans l'étape d'extraction de caractéristiques et dans l'étape de classification Hamming le HD est appliquée afin de comparer les caractéristiques extraites. La base de données CASIA a été utilisée et la précision obtenue est de 89,37 %, FAR 1,84 % et FRR 8,79 %.

Kulkarni, Shweta et Hegadi [25] ont appliqué trois approches pour extraire les caractéristiques de l'iris normalisé. La première approche est la matrice de co-occurrence de niveaux de gris GLCM. La deuxième approche est la matrice de longueur de parcours en niveaux de gris (GLRLM)<sup>24</sup>. La troisième approche est combinée GLCM & GLRLM. Afin de classer les fonctionnalités extraites par les approches précédentes, ils ont utilisé la machine à vecteurs de support SVM un contre tous. Les expériences ont été appliquées sur la base de données CASIA version 3. Elles ont utilisé 180 images, 100 images sont utilisées pour l'ensemble d'apprentissage et 80 images sont utilisées pour l'ensemble de test. Les caractéristiques extraites par GLCM sont décalées de '0' degré, tandis que les caractéristiques extraites par GLRLM sont décalées de 45 degrés et 90 degrés. Les performances de GLCM sont meilleures que celles de GLRLM, mais les meilleures performances sont obtenues avec la combinaison de GLCM et GLRLM. Le GLCM a atteint 75 %, le GLRLM a atteint 57,14 %, tandis que l'approche combinée GLCM et GLRLM

---

<sup>23</sup> Weighted Euclidean Distance

<sup>24</sup> Gray-Level Run Length Matrix

a atteint 88,89 %.

Kovoor, Supriya et Jacob [26] ont proposé une technique basée sur l'approche de Daugman. La technique est appliquée pour examiner les mécanismes de segmentation de l'iris, la détection des paupières et pour supprimer la zone indésirable. La HWT est utilisée pour coder la région de l'iris afin d'obtenir le code de l'iris qui contient la meilleure caractéristique du motif de l'iris. Il est conclu que le CED est la meilleure approche pour extraire les bords afin de produire le code d'iris pour la comparaison. D'autre part, le classificateur HD est appliqué pour classer les entités. Dans ce travail, la base de données UBIRIS a été utilisée et comprend 1877 images de 241 personnes. La précision obtenue est de 89 %.

Emrullah Acar et Mehmet Ozerdem [27] ont extrait les caractéristiques de l'image de l'iris en utilisant la technique Lois Texture Énergie Mesure (TEM)<sup>25</sup>. Les caractéristiques obtenues sont classées par KNN. La base de données UPOL est utilisée pour évaluer les performances de la méthode proposée. La meilleure performance observée est de 80,74 %.

Brian et Kaushik [28] ont étudié le défi de la segmentation de l'iris en utilisant la technique DRSL<sup>26</sup> (Ensemble de niveaux régularisés à distance). Cette technique est mise en œuvre avec un nouveau mode Ensemble de niveau (LS)<sup>27</sup> et évite un processus de réinitialisation coûteux ; par conséquent, il faut un temps de calcul minimal pour déterminer la limite de l'iris. Cette technique surpasse l'approche HT dans l'étape de segmentation. Un avantage supplémentaire de cette technique est qu'il n'y a pas besoin de détection des paupières ni d'utilisation du contour flexible pour la détection de l'iris. De plus, le modèle binaire local modifié (MLBP)<sup>28</sup> est utilisé pour extraire les caractéristiques de l'iris afin d'améliorer les performances d'extraction des caractéristiques. La technique proposée est validée sur la base de données

CASIA V3 qui contient 2639 images de 249 individus. La méthode a atteint une précision de 81,45 %.

Jie, Zhe-Ming et Zhou [29] ont proposé une méthode basée sur les approches de Transformée en courbe (CT)<sup>29</sup>, Analyse des Composants Principaux (PCA)<sup>30</sup> et Analyse Discriminante

---

<sup>25</sup> Laws Texture Energy Measure

<sup>26</sup> Distance Regularized Level Set

<sup>27</sup> Level Set

<sup>28</sup> Modify Local Binary Pattern

<sup>29</sup> Curvelet Transform

<sup>30</sup> Principal Component Analysis

Linéaire (LDA)<sup>31</sup>. Dans cette expérience, les images sont traitées par la localisation de l'iris, la suppression des cils et la normalisation de l'iris. Ensuite, la transformation Curvelet est adoptée pour convertir les images normalisées en trois couches et choisir la première couche de ces couches. LDA et PCA sont utilisés pour extraire les caractéristiques. La méthode proposée considère les caractéristiques de la courbe de texture de l'iris et supprime l'influence du bruit de l'environnement, et diminue également la dimension de la caractéristique. Le classificateur KNN est utilisé pour évaluer les performances des techniques proposées. Dans ce travail, la base de données CASIA qui contient 270 images d'iris pour 27 personnes a été utilisée, et la précision obtenue est d'environ 96,30 % de reconnaissance.

La technique du motif binaire basée sur le voisinage (NBP)<sup>32</sup> est utilisée par Izem et Saliha [30] afin d'extraire les caractéristiques de la région de l'iris. La technique NBP est une méthode d'extraction de la connexion relative entre voisins d'entités. En d'autres termes, chaque voisin de chaque caractéristique est capturé par un autre voisin puis encodé, après quoi l'image NBP est décomposée en plusieurs blocs. Ensuite, la moyenne de chaque bloc est calculée. Enfin, tous les blocs calculés seront encodés, puis les caractéristiques obtenues sont classées par le classificateur de distance de Hamming HD. La matrice binaire est utilisée pour stocker les résultats. Dans cette expérience, ils ont utilisé la base de données CASIA V1 et ont atteint une précision de 76,25 %.

S. Kulkarni, R. Kulkarni, U. Kulkarni et Hegadi [31] ont utilisé la matrice de co-occurrence de niveaux de gris GLCM pour extraire les caractéristiques du motif de l'iris. Dans cette étude, deux classificateurs ont été utilisés pour classifier les caractéristiques extraites : le classificateur KNN et le classificateur de (FKNN)<sup>33</sup>. Ils ont appliqué cette étude sur la base de données CASIA-IrisV3 qui contient 2639 images. Ici, les classificateurs KNN et FKNN ont atteint la même précision qui est de 88,50 %.

Walid, Nade, Nouri et Lotfi [32] ont suggéré d'utiliser les filtres monogéniques et les techniques de filtre Log-Gabor 1D pour extraire les caractéristiques. Ils ont combiné ces techniques pour augmenter les performances du système de reconnaissance de l'iris. Les caractéristiques ont été classées par le classificateur Hamming Distance HD. Dans cette étude, la base de données CASIA iris est utilisée, qui contient 2655 images. Le résultat obtenu atteint une précision de 97,85 %.

---

<sup>31</sup> Linear Discriminant Analysis

<sup>32</sup> Neighbourhood - based Binary Pattern

<sup>33</sup> Fuzzy K- Nearest Neighbor

Chengcheng, Weidong et Shasha [33] ont proposé une approche du Modèle binaire local moyen (ALBP)<sup>34</sup> pour extraire les caractéristiques de l'iris. Cette approche est une approche variée de LBP et elle est sélectionnée, car elle se caractérise par plusieurs avantages tels qu'une faible complexité de calcul, moins sensible à l'égalisation de l'histogramme, elle accorde une grande valeur à l'importance du pixel central. KNN et SVM sont utilisés pour la classification. Les résultats expérimentaux sont appliqués sur la base de données CASIA V4 qui comprend 2 639 images, de nombreux sujets contiennent deux branches, des images de l'œil droit et de l'œil gauche. Le système proposé a atteint une précision de reconnaissance de 99,91 %, cette méthode est donc considérée comme efficace et satisfaisante.

Afin d'améliorer l'efficacité du système de reconnaissance de l'iris, une combinaison unique de trois techniques d'extraction de caractéristiques a été proposée par Mrinalini, Pratusha, Manikantan et Ramachandran [34]. Ces techniques sont l'extraction de caractéristiques basée sur l'Extraction de caractéristiques à base triangulaire (T-DCT), la sélection de caractéristiques basée sur l'optimisation de l'essaim de particules binaires (BPSO)<sup>35</sup> et le prétraitement basé sur la transformation de Radon (RT)<sup>36</sup>. Les techniques proposées ont été appliquées sur trois bases de données : MMU qui se compose de 225 images, IITD qui comprend 1120 images et la base de données UPOL qui contient 384 images. De plus, le classificateur de distance euclidienne ED est utilisé pour évaluer les performances des techniques qui ont atteint une précision de 78,04 % sur la base de données MMU, 88,89 % sur la base de données UPOL et 94,04 % sur la base de données IITD. Aalaa, Israa et Ja'far [35] ont passé en revue quatre approches d'extraction de caractéristiques, HOG, DCT et GLCM. Ces approches sont utilisées pour extraire des caractéristiques de l'image de l'iris. La version 1 de la base de données UBIRIS est utilisée pour tester les approches proposées. Ils ont utilisé le classificateur des Arbres du modèle logistique (LMT)<sup>37</sup> pour classer les caractéristiques extraites. Les résultats montrent que l'approche GLCM est meilleure que les autres approches. Les approches ont atteint une précision de 20 % par HOG, 76 % par combinaison Gabor + DCT, 96 % par GLCM et 92 % par combinaison HOG + Gabor + DCT + GLCM.

La technique de transformation en ondelettes complexes à double arbre (DTCWT)<sup>38</sup> est

---

<sup>34</sup> Average Local Binary Pattern

<sup>35</sup> Binary Particle Swarm Optimization

<sup>36</sup> Radon Transform

<sup>37</sup> Logistic Model Trees

<sup>38</sup> Dual Tree Complex Wavelet Transform technique

combinée à la technique de modèle binaire local par chevauchement (OLBP)<sup>39</sup> pour extraire et analyser les caractéristiques complexes afin d'obtenir les caractéristiques utiles d'un iris. Cette étude a été réalisée par Arunalatha, Rangaswamy et Shaila [36]. La distance euclidienne ED est utilisée pour classer les caractéristiques de l'iris afin de reconnaître la personne. Le système proposé est testé par la base de données CASIA iris version1 et la précision obtenue est d'environ 98,48 % de reconnaissance.

La technique de transformation de caractéristiques invariantes à l'échelle (SIFT)<sup>40</sup> est réalisée par Sachdeva et Kaur [37] pour extraire les caractéristiques du motif de l'iris et ils ont utilisé le classificateur Support Vector Machine SVM pour classer ces caractéristiques. Différents paramètres ont été utilisés pour évaluer les résultats obtenus tels que FAR et FRR. Les chercheurs ont pris la base de données du site Web d'apprentissage automatique de l'UCI ; cette base de données est la base de données IITD qui contient 1120 images. Les chercheurs ont obtenu une précision d'environ 99,14 %.

Une nouvelle technique améliorée pour identifier la personne est proposée par Salve et Narote [38]. Cette technique est basée sur les classificateurs SVM et ANN. De plus, la technique proposée est appliquée à l'approche d'ondelettes Log-Gabor 1D pour extraire les caractéristiques du motif de l'iris, puis classifiées par les classificateurs SVM et ANN. Les tests expérimentaux sont appliqués sur 1000 images de la base de données CASIA iris V4. La précision de classification obtenue est de 92,5 % par le classificateur ANN et de 95,9 % par le classificateur SVM.

## 2. Bref tableau des études antérieures

Le tableau 1 comprend un résumé des études de reconnaissance de l'iris, chaque ligne contient le nom des chercheurs, la méthode, la base de données utilisée et la précision obtenue.

**Tableau 1** : Résumé des études de reconnaissance de l'iris

Chercheurs	Méthode	Base de données	Nombre d'images	Images d'essai	Images d'entraînement	Précision
Chengqiang & Mei [11]	DLDA + ED	CASIA AV2	1200	-	-	98.56 %

<sup>39</sup> Over Lapping Local Binary Pattern

<sup>40</sup> Scale-Invariant Feature Transform

Kaushik & Prabir [12, 13]	GW + SVM	CASIA V2	756	-	-	99.56 %
Ahmed Sahran [14]	DCT+ANN	CASIA V2	600	200	400	96.00 %
Tallapragada & Rajan [15]	(GLCM+HWT) + ANN	CASIA V3	100	-	-	94 %
Kumar,Chootaray Raja & Pattnaik [16]	(PCA + DWT) + KNN	CASIA V1	756	108	648	99.07 %
	(PCA + DWT) + RF	CASIA V1	756	108	648	98.15 %
	(PCA + DWT) + SVM	CASIA V1	756	108	648	97.22 %
Rashad, Shams &El-Awady [17]	LBP + (LVQ &ANN)	CASIA &MMU1 & MMU2	-	-	-	99.87 %
Yuqing, Guangqin, Yushi & Vangelia [18]	(LBP+CE) + HD	CASI AV3	-	-	-	99.27 %
Savithiri & Murugan [19]	GW + HD	MMU	130	104	26	99.94 %
	LBP + HD	MMU	130	104	26	99.90 %
	HOG + HD	MMU	130	104	26	99.95 %
Zhang & Guan [20]	EMD + KNN	CASIA V1	756	90	666	99 %
Manisha & Sanjay [21]	(IDO + HT +DRS) + HD	MMU & BATH	-	-	-	99.94 %
Sarode & Patil[22]	LBP+KNN	MMU	460	138	322	100 %
	LBP+NB	MMU	460	138	322	94.18 %
Sarmah & Kumar [23]	LMI + KNN	UPOL	384	64	320	100 %
Ankit & Sunil [24]	Daugman	CASIA V3	756	-	-	99.90 %
	Wildes	CASI AV3	756	-	-	98.68 %
	Li Ma	CASIA V3	756	-	-	98.00 %
	Tisse	CASIA V3	756	-	-	89.37 %
Kulkarni, Shweta & Hegadi [25]	GLCM + SVM	CASIA V3	180	80	100	75 %
	GLRLM + SVM	CASIA V3	180	80	100	57.14 %
	(GLCM&GLRLM) + SVM	CASI AV3	180	80	100	88.89 %
Kovoor, Supriya & Jacob [26]	(HWT + CED) + HD	UBIRIS	18	6	12	89 %
Emrullah & Mehmet [27]	TEM + KNN	UPOL	384	-	-	80.74 %

Brian & Kaushik [28]	DRLS + MLBP	CASIA V3	2639	-	-	81.45 %
Jie, Zhe-Ming & Zhou [29]	(CT+PCA+LDA) + KNN	CASIA V4	270	27	243	96.30 %
Izem & Saliha [30]	NBP + HD	CASIA V1	140	80	60	76.25 %
S. Kulkarni, R. Kulkarni, U. Kulkarni & Hegadi [31]	GLCM + KNN	CASIA V3	2639	-	-	88.50 %
	GLCM + FKNN	CASIA V3	2639	-	-	88.50 %
Walid, Nade, Nouri & Lotfi [32]	1D Log-Gabor filter + HD	CASIA V3	2655	-	-	97.85 %
Chengcheng, Weidong & Shasha [33]	ALBP + KNN	CASIA V4	2639	-	-	99.91 %
	ALBP + SVM	CASIA V4	2639	-	-	99.91 %
Mrinalini, Pratusha, Manikantan & Ramachandran [34]	(T-DCT + BPSO) + ED	MMU	225	-	-	78.04 %
		UPOL	384	-	-	88.89 %
		IITD	1120	-	-	94.04 %
Aalaa, Israa & Ja'far [35]	HOG + LMT	UBIRIS V1	1877	-	-	20 %
	(Gabor+ DCT) + LMT	UBIRIS V1	1877	-	-	76 %
	GLCM + LMT	UBIRIS V1	1877	-	-	96 %
	(HOG+ Gabor+ DCT+ GLCM) + LMT	UBIRIS V1	1877	-	-	92 %
Arunalatha, Shaila & Rangaswamy [36]	(DTCWT+OLBP) + ED	CASIA V1	756	-	-	98.48 %
Sachdeva & Kaur [37]	SIFT + SVM	IITD	1120	-	-	99.14 %
Salve & Narote [38]	1D Log GW+ ANN	CASIA V4	1000	-	-	92.50 %
	1D Log GW+ SVM	CASIA V4	1000	-	-	95.90 %

De nombreuses bases de données différentes sont utilisées dans ces études. La base de données CASIA est la plus populaire, mais la base de données UPOL est plus efficace, car les images de cette base de données sont exemptes d'impuretés. D'autre part, l'utilisation de méthodes (comme LBP + KNN) et leur utilisation correcte peuvent aider à augmenter les performances. Les performances de l'approche GLCM sont inférieures à celles des autres approches telles que LBP et HOG. De plus, le classificateur de distance de Hamming HD a été tellement utilisé ici et a prouvé son efficacité. Certaines études appliquaient plus d'une méthode et comparaient ces méthodes ensemble.

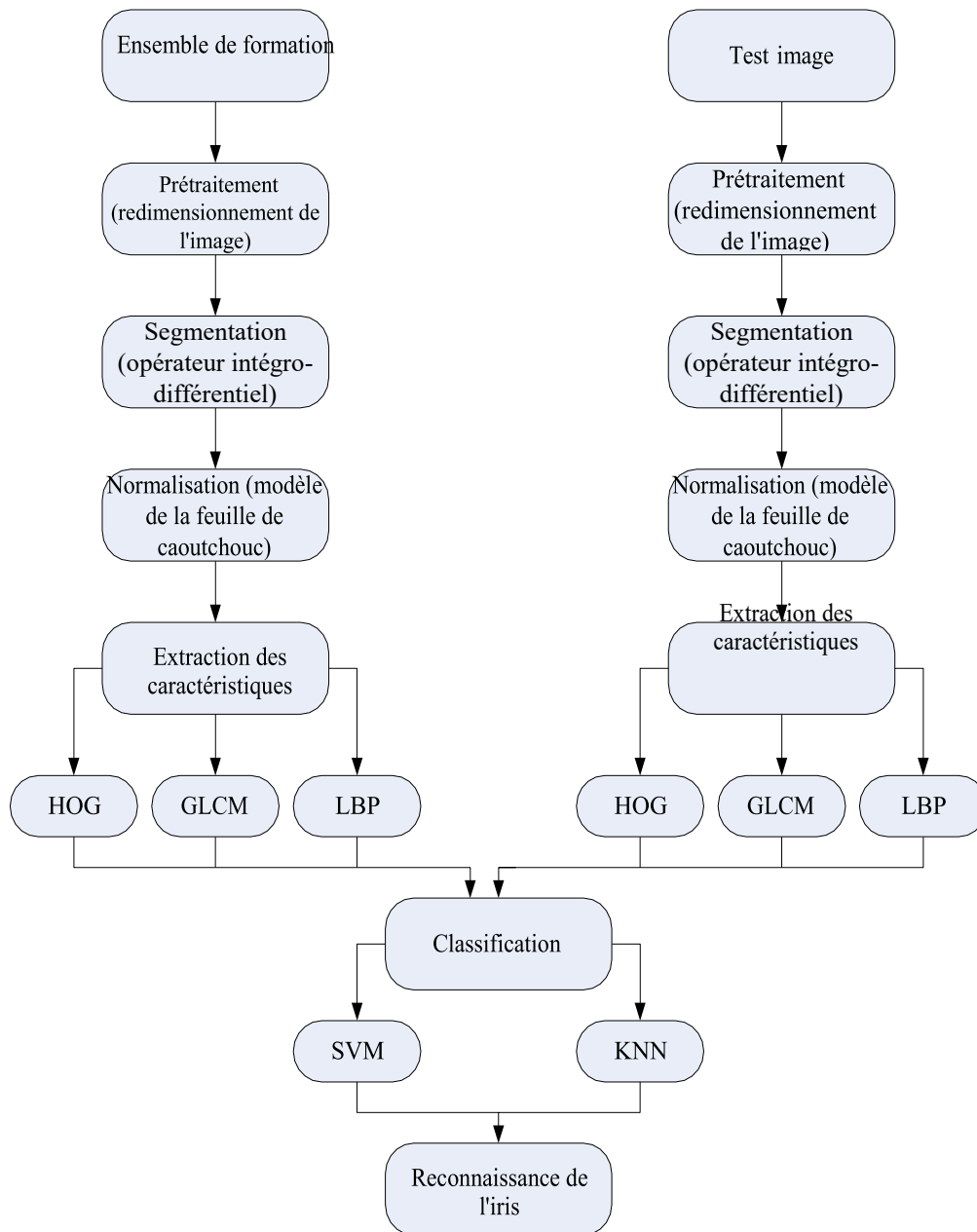


## Chapitre 2

---

### Méthodologie de recherche

Dans ce chapitre, la méthodologie principale de cette recherche est illustrée sous forme d'un organigramme à la figure 3. Ensuite, une description détaillée de chaque étape est fournie. Tout d'abord, des informations détaillées sur les deux bases de données utilisées dans ce travail sont présentées. Ensuite, l'étape de prétraitement de la reconnaissance de l'iris est expliquée. Des détails sur l'étape de segmentation de l'iris et la technique utilisée à cette étape sont présentés. L'étape de normalisation de l'iris est décrite, y compris la technique utilisée à cette étape. Par la suite, les algorithmes d'extraction de caractéristiques HOG, LBP et GLCM sont expliqués en détail. Enfin, des détails sur les algorithmes de classification SVM et KNN sont fournis.



**Figure 3.** Méthodologie du système de reconnaissance de l'iris

## 1. Bases de données

Dans ce travail, deux bases de données sont utilisées pour mettre en œuvre le système proposé, qui sont la base de données de l'Université de Palack'eho et OLomouc (UPOL) et la base de données de l'Institut indien de technologie de Delhi (IITD).

### 1.1. Base de données UPOL

La base de données de l'Université de Palack'eho et OLomouc UPOL [39, 40] comprend 384 images de 64 personnes, chaque personne a 6 images, 3 images de l'œil gauche et 3 images de l'œil droit (voir figure 4). Les images sont de type 24 bits et RVB, leur taille est de  $576 \times 768$  pixels et au format PNG. Cette base de données a été construite au sein de l'Université de Palack'eho et OLomouc. Ces images ont été capturées par un dispositif optique TOPCON TRC50IA connecté à une caméra SONY DXC-950P3CCD, grâce à cela, les images sont de haute qualité et pratiques pour évaluer le système de reconnaissance de l'iris. De plus, les images sont totalement exemptes de bruit et caractérisées par leur homogénéité et leur inclusivité, ce qui facilite l'étape de segmentation de l'iris.

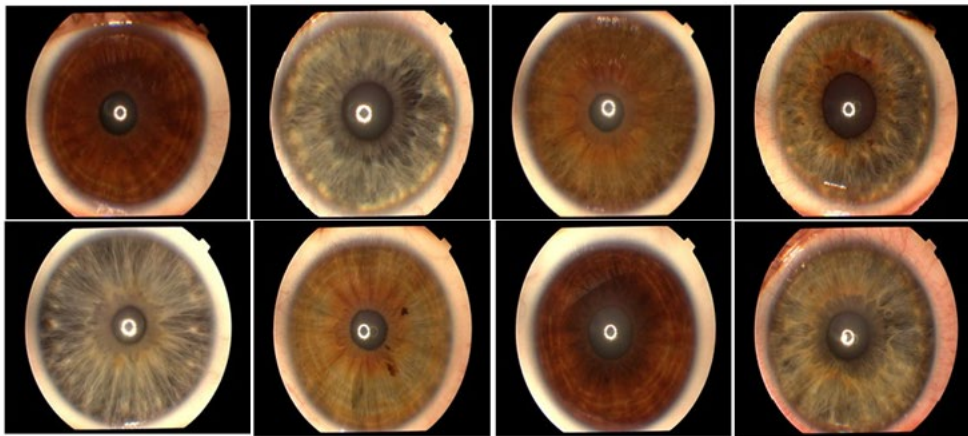
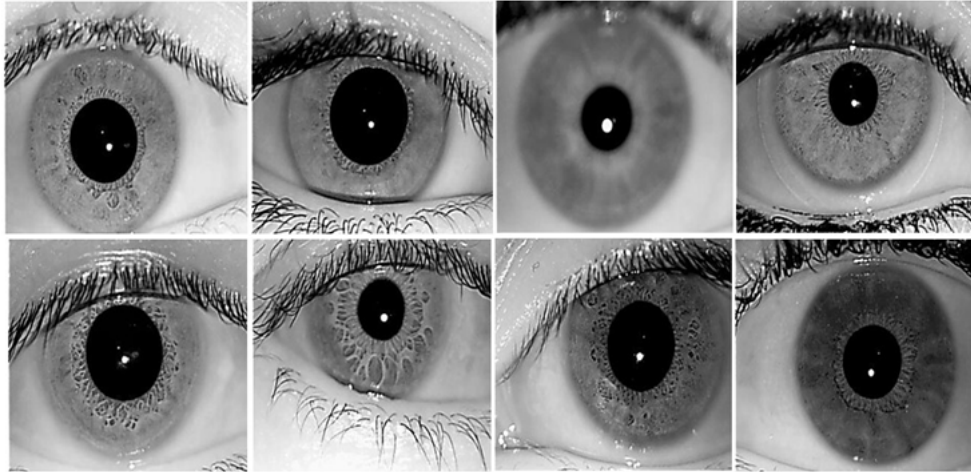


Figure 4. Exemples de la base de données UPOL

### 1.2. Base de données IITD

La base de données de l'Institut indien de technologie de Delhi (IITD) a été collectée auprès des étudiants et du personnel de l'IIT Delhi, en Inde [73] et capturée dans le laboratoire de recherche biométrique entre janvier et juillet 2007 par IRIS, JPC1000 et une caméra numérique CMOS. Les images obtenues étaient au format bitmap. Cette base de données contient 1120 images capturées de 224 personnes, leurs âges sont de 14 et 55 ans. Ces personnes sont 176 hommes et 48 femmes (voir figure 5). Les tailles des images sont de  $320 \times 240$  pixels et de type

RVB. De plus, les images ont été collectées dans l'environnement intérieur auprès des bénévoles qui ne les ont pas payées et ne leur ont pas fourni d'honoraires, elles les ont donc mises gratuitement à la disposition des chercheurs.



**Figure 5.** Exemples tirés de la base de données IITD

Le tableau 2 fait une comparaison entre les informations les plus importantes de ces deux bases de données telles que : le nombre de personnes dont les images ont été prises, le nombre d'images dans chaque base de données, le type d'images et le format des images ainsi que la taille des images dans chaque base de données et le type d'appareil utilisé pour capturer ces images. Pour cette raison, l'image de l'œil dans la base de données IITD a des paupières et des cils, mais l'image de l'œil dans la base de données UPOL n'a pas de paupières et de cils, par conséquent, le processus de segmentation dans la base de données UPOL sera facile. Au contraire, le processus de segmentation dans la base de données IITD sera compliqué pour supprimer ces paupières et ces cils.

**Tableau 2** : Comparaison entre la base de données UPOL et la base de données IITD

Bases de données	Nombre de personnes	Nombre d'images de chaque personne	Nombre d'images	Type d'image	Format des images	Taille des images	Appareil photo d'occasion
UPOL	64	6	384	RGB	PNG	576×768 pixels	SONY DXC-950P3CCD camera
IITD	224	5	1120	RGB	BMP	320×240 pixels	JIRIS JPC1000 digital CMOS camera

## 2. Prétraitement d'image

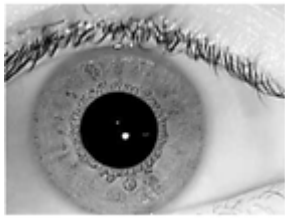
Atteindre des performances élevées du système de reconnaissance de l'iris nécessite de surmonter certaines des difficultés majeures, telles que le choix de la base de données appropriée et unifier les dimensions de l'image, et recruter un nombre suffisant d'images dans chaque expérience. Dans cette section, la technique utilisée pour redimensionner l'image et unifier les dimensions des images dans chaque base de données sera expliquée.

### 2.1. Redimensionnement d'image

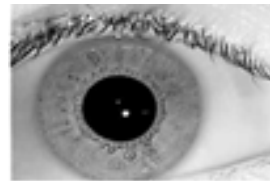
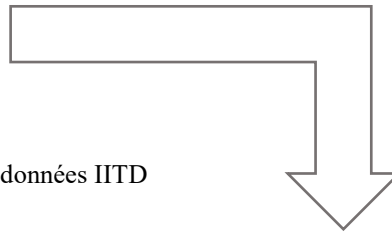
Le redimensionnement d'image signifie changer la taille de l'image de la plus petite à la plus grande et de la plus grande à la plus petite afin de résoudre le problème d'une taille d'image différente dans une seule base de données. Cela conduit à obtenir le même nombre de caractéristiques de toutes les images. Dans cette recherche, la diminution de la taille des images est effectuée, car les bases de données utilisées contiennent des images de grande taille et de tailles variables.

De plus, la diminution de la taille des images permet de diminuer le temps de traitement, et donc d'augmenter les performances du système.

Les figures 6 et 7 montrent l'image originale de la base de données IITD dont la taille d'origine est (320×240 pixels), et l'image redimensionnée avec la nouvelle taille qui est égale à (160×120 pixels).



**Figure 6.** Exemple d'image originale de la base de données IITD

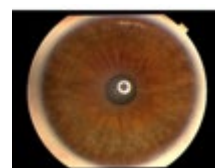
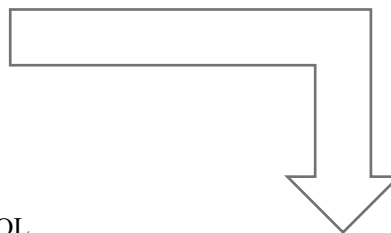


**Figure 7.** Exemple de redimensionnement de l'image de la base de données IITD

De plus, la technique de redimensionnement d'image est également appliquée sur l'image originale de la base de données UPOL (voir les figures 8 et 9) dont la taille d'origine est  $(576 \times 768)$  pixels), et l'image obtenue avec une taille égale à  $(288 \times 384)$  pixels). En d'autres termes, le redimensionnement d'image appliqué sur les images originales des deux bases de données afin d'être prêt pour l'étape de segmentation.



**Figure 8.** Exemple d'original de la base de données UPOL



**Figure 9.** Exemple de redimensionnement de l'image de la base de données UPOL

### 3. Segmentation

La segmentation de l'iris [41] fait référence à une détection automatique des limites de l'iris et des limites de la pupille d'un iris dans l'image de l'œil afin d'exclure les régions environnantes. Ce processus aide à extraire les caractéristiques de l'iris pour une identification personnelle de manière correcte et claire.

En d'autres termes, l'objectif majeur de la segmentation est de supprimer les régions non utiles telles que les parties extérieures à l'iris (paupières, cils et peau) [42]. Le succès du processus de segmentation dépend de la qualité de l'image de l'œil. Le processus de segmentation détermine les limites de l'iris et les limites de la pupille, puis convertit cette partie en un modèle approprié à l'étape de normalisation.

De nombreuses études ont passé en revue la segmentation de l'iris, ces études se sont concentrées sur le développement des techniques qui sont utilisées dans la segmentation de l'iris afin d'augmenter les performances.

Les études ont classé les techniques de segmentation de l'iris en deux catégories :

- Classification selon la région de démarrage du processus de segmentation.
- Classement selon les techniques utilisées.

D'autre part, il existe trois groupes d'études selon l'endroit où les processus de segmentation commencent :

- Le premier groupe d'études a suggéré que le processus de segmentation commence à partir de la pupille, car c'est la partie la plus sombre de l'image [43]. Ainsi, la pupille est localisée et la limite de l'iris est fixée, puis on délimite l'iris en utilisant différentes techniques. Enfin on détecte et on isole les bruits de la partie iris.

- Le deuxième groupe d'études [44] a suggéré que le processus de segmentation commence à partir de la partie sclérotique (voir Figure 10, une région de l'œil), car la sclérotique est moins saturée (blanche) que d'autres parties de l'image, notamment les parties sombres de l'image sont plus affectées par les bruits que les autres parties. Après avoir déterminé la partie sclérotique, on détecte l'iris en utilisant différentes techniques. Enfin, détecter et isoler la pupille et les bruits de l'iris.

- Le troisième groupe [45, 46] a proposé de déterminer l'iris directement à l'aide d'opérateurs de bord. De plus, il existe deux techniques pour déterminer l'iris:

- La première approche utilise la détection des contours [47] et la transformée de Hough pour la segmentation.
- La deuxième approche utilise différents types de techniques pour détecter la frontière de l'iris comme l'opérateur de Camus et Wildes et l'opérateur Intégro-Différentiel de Daugman [48].



Figure 10. L'image d'un œil montre l'iris, la pupille et la sclère [49]

### 3.1. Opérateur intégro-différentiel de Daugman

Dans cette recherche, l'opérateur intégro-différentiel de Daugman est utilisé pour la segmentation de l'iris. Dans cette technique, l'iris et la pupille sont censés avoir deux formes circulaires [50] (voir figures 11 et 12). La tâche principale de cette technique est de définir les coordonnées du centre et le rayon de la pupille et de l'iris. L'équation de Daugman utilisée pour cette tâche est donnée par :

$$\max_{(r, x_0, y_0)} \left| G\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right|, \text{Où}$$

$I(x, y)$ , est la densité du pixel aux coordonnées  $(x, y)$  dans l'image de l'iris.

$r$ , fait référence au rayon de différentes régions circulaires avec le centre de coordonnées à  $(x_0, y_0)$ .



$\sigma$ , est la perversion standard de la distribution gaussienne.  
 $G\sigma(r)$ , fait référence à un filtre gaussien d'échelle sigma ( $\sigma$ ).  
 $(x_0, y_0)$ , considéré comme le centre de coordonnées de l'iris.

$s$ , est le contour du cercle supposé par les paramètres  $(r, x_0, y_0)$ .

L'application de l'opérateur intégral-différentiel de Daugman sur les images originales de la base de données UPOL (voir figure 11) et de la base de données IITD (voir figure 13) donne les images illustrées dans la figure 12 pour la base de données UPOL, et figure 14 pour IITD. De plus, cette technique fait deux cercles, le cercle rouge sur la pupille montre comment séparer la pupille et l'iris et le cercle vert sur l'iris montre comment séparer l'iris des autres parties de l'œil.

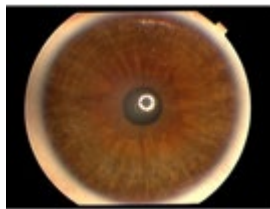


Figure 11. Image originale de la base de données UPOL

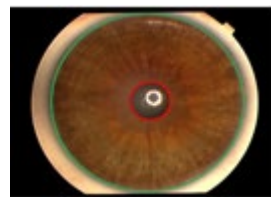


Figure 12. Segmentation de l'iris à l'aide de l'opérateur intégral-différentiel

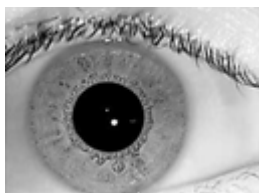


Figure 13 Image originale de la base de données IITD

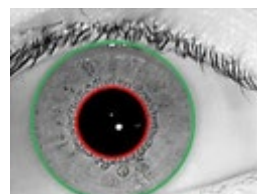
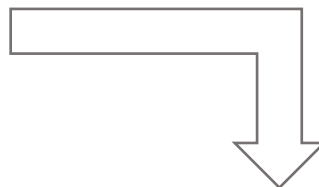


Figure 14. Segmentation de l'iris à l'aide de l'opérateur intégral-différentiel de Daugman (IITD DB)

Le processus de segmentation de l'iris est l'étape la plus importante du système de reconnaissance de l'iris, car si le processus de segmentation de l'iris réussit, cela conduira à extraire correctement les caractéristiques, et donc une haute performance dans le système de reconnaissance de l'iris sera atteinte.

#### 4. Normalisation

Une fois l'iris segmenté avec succès à partir d'une image de l'œil, l'étape suivante consiste à transformer la partie de l'iris en un motif dimensionnel spécifié afin de permettre l'extraction des caractéristiques. Le processus de normalisation [51] crée des régions d'iris, qui ont les mêmes dimensions fixes, de sorte que deux images du même iris dans des conditions différentes auront des caractéristiques distinctives au même emplacement spatial. Des incohérences dimensionnelles [3] dans l'iris normalisé peuvent survenir en raison de l'expansion de la taille de la pupille qui provoque l'étirement de la taille de l'iris. De plus, certains facteurs tels que les différents niveaux d'éclairage tombant sur l'œil, la distance d'imagerie, l'inclinaison de la tête et la rotation de la caméra peuvent entraîner un processus de normalisation incorrect pour l'iris.

##### 4.1. Modèle de feuille de caoutchouc de Daugman

Le modèle de feuille de caoutchouc de Daugman [52] est utilisé pour la normalisation de l'iris dans cette étude. Daugman a conçu un modèle de feuille de caoutchouc (voir figure 15) qui vise à réinitialiser chaque point à l'intérieur de la région de l'iris sur une paire de coordonnées polaires  $(r, \theta)$ , où  $r$  varie de  $[0, 1]$ , et  $\theta$  varie de  $[0, 2\pi [$ .

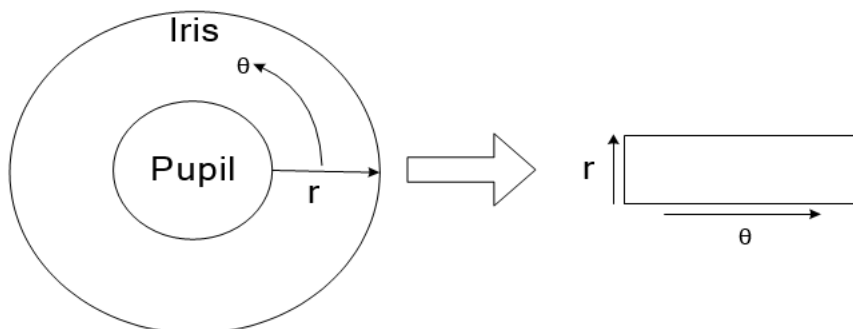


Figure 15 . Modèle de feuille de caoutchouc de Daugman

La transformée cartésienne en polaire peut être représentée par :

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta)$$

Où,

$$x(r, \theta) = (1-p) \times x_p(\theta) + p \times x_i(\theta)$$

$$y(r, \theta) = (1-p) \times y_p(\theta) + p \times y_i(\theta)$$

Et

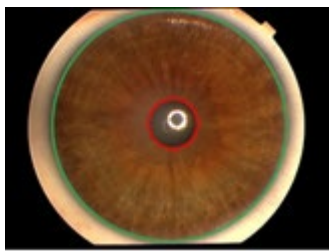
$I(x, y)$  fait référence à l'image de l'iris;

$(x \& y)$  sont les coordonnées réelles;

$(r \& \theta)$  sont les coordonnées polaires correspondantes;

$(x_p \& y_p)$  et  $(x_i \& y_i)$  sont les coordonnées des limites de la pupille et de l'iris respectivement le long de la direction  $\theta$ .

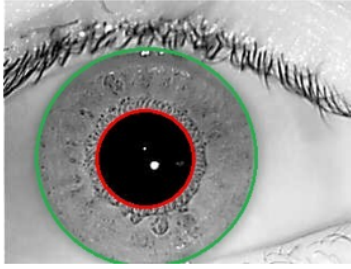
D'autre part, le modèle de feuille de caoutchouc [53] se caractérise par la prise en compte des incohérences de tailles et de la dilatation de la pupille, donc ; il produit des motifs normalisés avec des dimensions fixes et persistantes.



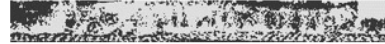
**Figure 16.** Iris segmenté de la base de données UPOL



**Figure 17.** Normalisation de l'iris à l'aide du modèle de feuille de caoutchouc de Daugman (UPOL DB)

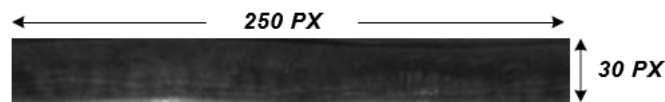


**Figure 18.** Iris segmenté de la base de données IITD

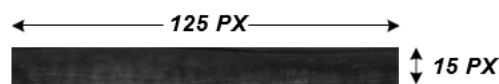


**Figure 19 :** Normalisation de l'iris à l'aide du modèle de feuille de caoutchouc de Daugman (IITDDB)

L'application du modèle de feuille de caoutchouc sur l'iris segmenté de la base de données UPOL (Figure 16) et l'iris segmenté de la base de données IITD (Figure 18), donne l'iris comme indiqué à la Figure 17 pour la base de données UPOL et Figure 19 pour la base de données IITD qui sont converties de forme circulaire en forme rectangulaire, ainsi l'iris est devenu prêt pour l'étape d'extraction des caractéristiques. De plus, le type d'images dans les deux bases de données a été converti de RVB en échelle de gris. La technique de redimensionnement d'image est appliquée sur les images originales pour préparer l'étape de segmentation. Cependant, cette technique est appliquée à nouveau sur des motifs d'iris normalisés pour préparer l'étape d'extraction des caractéristiques. La taille du motif d'iris normalisé de la base de données UPOL est égale à (125 × 15 pixels) comme indiqué dans les Figures 20 et 21.



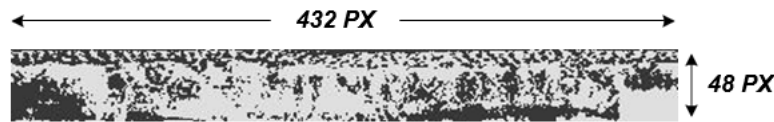
**Figure 20 :** Exemple d'iris normalisé de la base de données UPOL



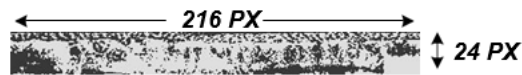
**Figure 21 :** Exemple de redimensionnement de l'iris de la base de données UPOL

En outre, la technique de redimensionnement d'image est appliquée sur le modèle d'iris normalisé de la base de données IITD et la taille de l'iris normalisé est rendue égale à (216 × 24 pixels)

comme indiqué dans les Figures 22 et 23.



**Figure 22 :** Exemple d'iris normalisé de la base de données IITD



**Figure 23 :** Exemple de redimensionnement de l'iris de la base de données IITD

## 5. Extraction de caractéristiques

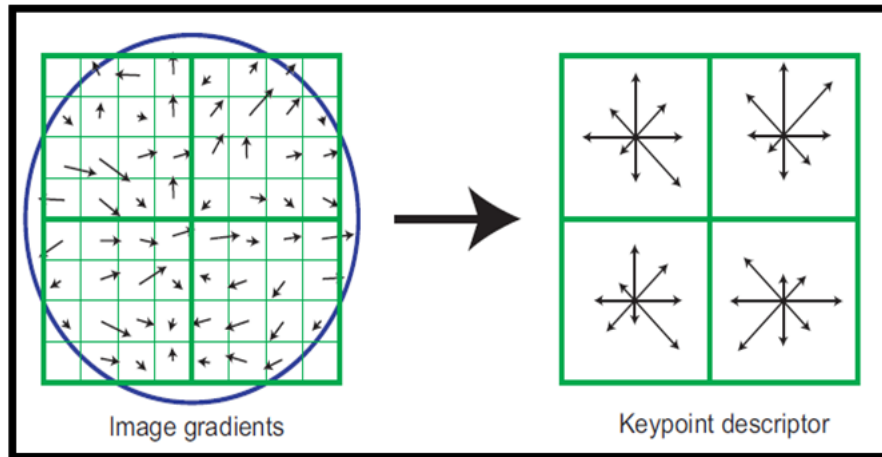
Après le processus de normalisation pour la partie de l'iris, le motif de l'iris est prêt pour l'étape d'extraction des caractéristiques. L'extraction des caractéristiques de l'image de l'iris est l'étape la plus importante du système de reconnaissance de l'iris ; en particulier, ce système dépend des caractéristiques extraites du motif de l'iris.

Ici, trois approches sont utilisées pour extraire les caractéristiques de l'iris ; ces approches diffèrent les unes des autres en termes de méthode d'extraction des caractéristiques. Ces approches sont l'approche HOG, l'approche GLCM et l'approche LBP ; une explication détaillée de ces approches sera présentée dans les sections suivantes.

### 5.1. Histogrammes de Gradients Orientés (HOG)

En 2005, Dalal et Triggs [54] ont inventé Histogram of Oriented Gradients HOG qui est un descripteur de caractéristiques utilisé dans le traitement d'image et la vision par ordinateur afin de détecter les objets [55]. Il a atteint des performances élevées en vision par ordinateur en trouvant des solutions radicales à une variété de problèmes liés à la détection d'objets, en extrayant les caractéristiques de ces objets et en réalisant la reconnaissance [56]. L'image d'entrée est divisée par HOG en cellules carrées. L'idée principale derrière l'histogramme des descripteurs de gradient orienté est que l'apparence d'un objet dans une image peut être décrite par la distribution des gradients d'intensité, et ces descripteurs peuvent être implémentés en divisant l'image en petites régions, ces régions sont appelées cellules. Ensuite, l'histogramme des directions de gradient dans chaque cellule est compilé, ces histogrammes représentent le descripteur (voir Figure 24). De plus, les histogrammes peuvent être normalisés en calculant l'intensité à travers une plus grande région de l'image, cette région est appelée bloc, puis en

normalisant toutes les cellules du bloc. Le calcul de l'intensité sur une grande région de l'image peut améliorer la précision. Le descripteur HOG opère sur des cellules locales ; par conséquent, il conserve quelques avantages clés par rapport à d'autres méthodes [56].



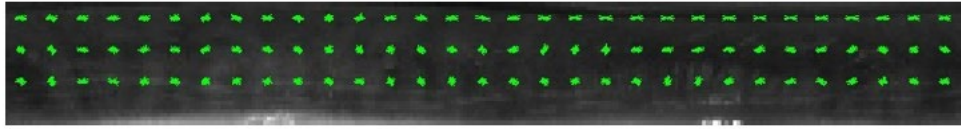
**Figure 24.** Dégradés d'image et histogramme d'orientation [57]

Lorsque Dalal & Triggs ont présenté l'algorithme HOG, Dalal a recommandé certaines valeurs pour les paramètres HOG afin d'obtenir de bonnes performances. Les recommandations consistent à définir une taille de fenêtre égale à  $64 \times 128$ , une taille de bloc égale à  $16 \times 16$  et une taille de cellule égale à  $8 \times 8$ . Cet algorithme est une fonction, qui est simple et très facile à utiliser, dans de nombreux outils de traitement d'image (par exemple, Matlab), donc il n'est pas nécessaire de modifier les paramètres [54].

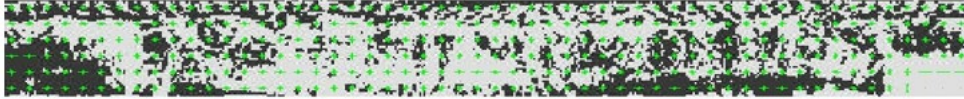
Les histogrammes de gradients orientés sont appliqués sur l'iris normalisé de la base de données UPOL (Figures 25) et sur l'iris normalisé de la base de données IITD (Figure 27). Les résultats illustrés dans la Figure 26 pour la base de données UPOL et la Figure 28 pour la base de données IITD révèlent comment l'algorithme HOG capture les modèles d'iris et distribue les gradients d'intensité sur ces modèles, puis calcule tous les pixels de chaque modèle à travers toutes les caractéristiques de ce motif et crée un tableau unidimensionnel de ces caractéristiques.



**Figure 25.** Iris normalisé de la base de données UPOL



**Figure 26.** Iris normalisé de la base de données IITD



**Figure 27.** Exemple d'histogramme de gradients orientés IITD DB

## 5.2. Matrice de cooccurrence des niveaux de gris GLCM

L'approche GLCM est une méthode d'extraction de caractéristiques à partir de modèles. Elle a été utilisée dans diverses applications telles que l'extraction de caractéristiques texturales à partir d'images [58]. De plus, GLCM est une matrice qui contient un nombre de lignes et de colonnes égal au nombre de niveaux de gris. Il considère une méthode statistique populaire pour l'extraction de caractéristiques à partir d'images. De plus, GLCM est également appelé matrice de dépendance des niveaux de gris et se définit comme un histogramme bidimensionnel des niveaux de gris pour une paire de pixels [59]. GLCM est calculé par un vecteur de déplacement  $d$  utilisant le rayon  $\delta$  et la direction  $\theta$ . Ici, nous considérons une image avec  $4 \times 4$  pixels comme indiqué dans le tableau 3, l'image est représentée par quatre valeurs de tons de gris de 0 à 3. Le GLCM pour cette image est représenté dans le tableau 4. Les indices  $i$  et  $j$  de la matrice GLCM représentent les deux niveaux de gris considérés pour chaque paire de pixels voisins. Le GLCM peut être calculé en spécifiant le nombre de fois où les deux niveaux de gris voisins doivent apparaître dans la même séquence ordonnée, et cette valeur est ensuite utilisée pour remplir la case correspondante dans la matrice GLCM. Les dimensions de la matrice GLCM dépendent du paramètre « Niveau numérique », qui correspond au nombre total de niveaux de gris différents dans l'image. Plus le nombre de niveaux de gris est élevé, plus la matrice GLCM sera grande.

1	0	0	1
0	2	1	0
2	3	0	1

Tableau 3 : Exemple d'image originale

Ton gris	0	1	2	3
0	#(0,0)	#(0,1)	#(0,2)	#(0,3)
1	#(1,0)	#(1,1)	#(1,2)	#(1,3)
2	#(2,0)	#(2,1)	#(2,2)	#(2,3)
3	#(3,0)	#(3,1)	#(3,2)	#(3,3)

Tableau 4 : Formulaire général de GLCM

GLCM contient quatre angles (Figure 28), Horizontal ( $0^\circ$ ) prend les coordonnées  $(0, D)$ , Vertical ( $90^\circ$ ) prend les coordonnées  $(-D, 0)$ , Bas gauche à haut droit ( $45^\circ$ ) prend les coordonnées  $(-D, D)$  et Haut gauche en bas à droite ( $135^\circ$ ) prend les coordonnées  $(-D, -D)$ . Où, le paramètre "D" correspond à la distance entre les deux pixels voisins pour lesquels la cooccurrence est calculée. Il est utilisé pour déterminer les coordonnées des angles dans la matrice GLCM. Par défaut, sa valeur est de 1, mais elle peut être ajustée en fonction des besoins spécifiques de l'analyse d'image [60].

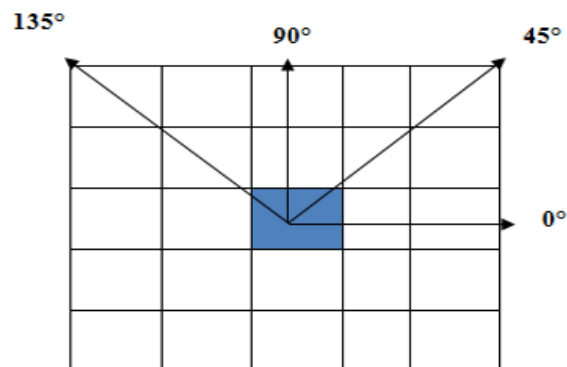


Figure 28: Angles GLCM

Ici, nous étudions les angles GLCM sur l'image  $4 \times 4$  pixels (voir tableau 5). Dans le premier cas, lorsque  $\theta = 0^\circ$ , nous vérifions le premier emplacement de GLCM  $(0,0)$  et calculons combien de fois les éléments voisins 0 et 0 sont répétés dans la direction horizontale et dans les deux directions (de gauche à droite et de droite à gauche), nous trouvons deux fois répétés, une fois de gauche à droite et une seconde de droite à gauche, puis mettons la valeur 2 à l'emplacement  $(0,0)$  dans la matrice GLCM. Ensuite, dans le même cas, nous vérifions le deuxième emplacement de GLCM  $(0,1)$  et calculons combien de fois les éléments voisins 0 et 1 sont répétés dans la direction horizontale et dans deux directions (de gauche à droite et de droite à gauche), nous trouvons



quatre fois répété, puis mettons la valeur 4 à l'emplacement (0,1) dans GLCM. Les mêmes étapes se sont appliquées sur les autres cas (45°, 90° et 135°) avec la différence de direction.

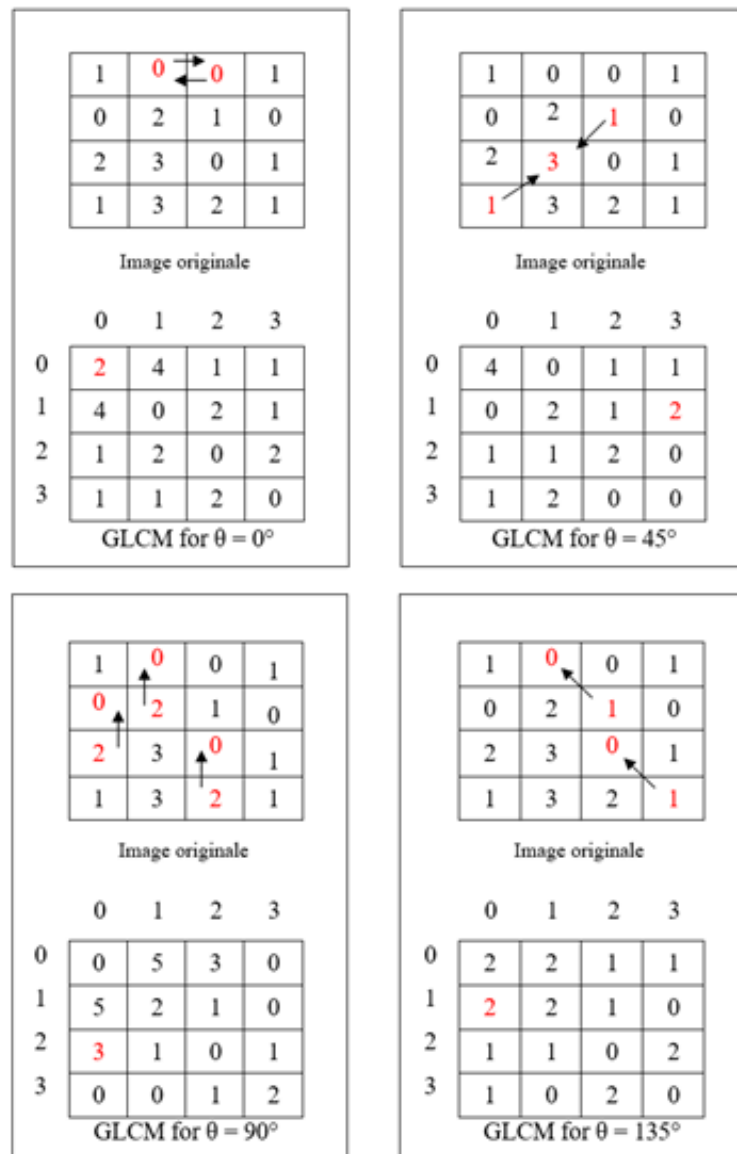


Tableau 5 : GLCM pour quatre angles

Nous avons appliqué l'approche GLCM sur l'iris normalisé de la base de données UPOL (Figure 29) et l'iris normalisé de la base de données IITD (Figure 31), et les résultats pour les deux bases de données sont illustrés dans les Figures 30 et 32 respectivement. Nous avons attribué la valeur 64 au paramètre « Niveau numérique » et combiné quatre angles ensemble (0°, 45°, 90° et 135°) afin d'obtenir des performances élevées dans l'extraction de caractéristiques. La combinaison de quatre angles rend l'approche GLCM capable de rassembler les caractéristiques de l'iris dans différentes directions



Figure 29 : Iris normalisé de la base de données UPOLV

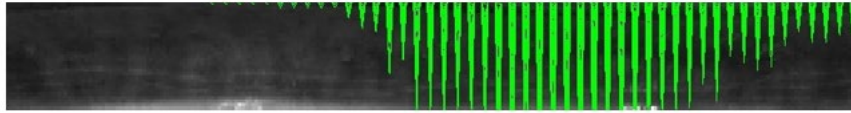


Figure 30 : Exemple de matrice de cooccurrence de niveaux de gris (UPOL DB)



Figure 31 : Iris normalisé de la base de données IITD

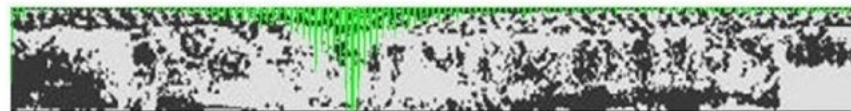
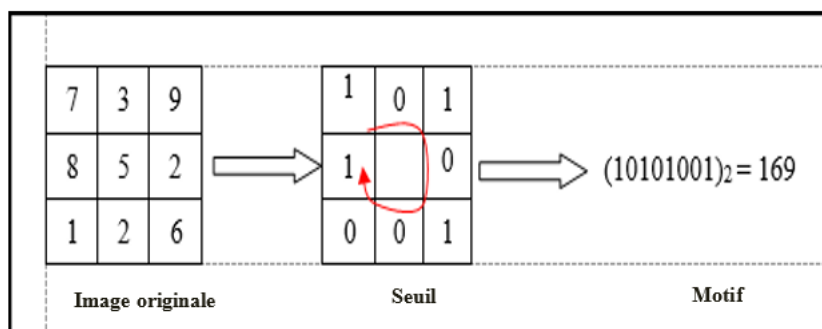


Figure 32 : Exemple de matrice de cooccurrence de niveaux de gris (IITD DB)

### 5.3. Modèle binaire local LBP

L'approche LBP est une technique simple qui est très efficace pour extraire les caractéristiques des motifs, elle est capable d'étiqueter les pixels d'une image en seuillant les voisins de chaque pixel et les résultats sont considérés comme une valeur binaire [61]. De plus, l'approche LBP est devenue une technique populaire dans le domaine de l'extraction de caractéristiques à partir des modèles, en raison de sa simplicité de calcul et elle a un pouvoir discriminant ; elle effectue une analyse des modèles dans des paramètres en temps réel. D'autre part, l'attribut le plus important de l'approche LBP dans ses applications est sa capacité à contrôler les changements d'échelle de gris, tels que les variations d'éclairage [62].

Dans l'approche LBP (voir Figure 33), l'image d'entrée est divisée en «  $N \times N$  » de régions locales, et chaque région est composée d'un voisinage «  $3 \times 3$  » de chaque pixel de la valeur du pixel central. Ensuite, le type de motif binaire s'attribue une étiquette à chaque pixel en fonction de sa valeur d'intensité, et ces motifs binaires dans chaque bloc, puis ; les résultats sont représentés par un entier de 8 bits. Enfin, les motifs sont calculés et utilisés pour représenter la caractéristique [62].



**Figure 33** : Mécanisme de l'approche LBP

La figure 33 explique le mécanisme principal de l'approche LBP, une image d'entrée a été divisée par l'approche LBP en plusieurs blocs, chaque bloc est divisé en « 3×3 » pixels de voisinage (9 cellules), puis chaque pixel est codé par sa valeur d'intensité, le seuil est la valeur du pixel central qui est de 5, LBP ordonnant tous les pixels environnants dans le bloc du coin supérieur gauche vers le coin droit selon qu'il a une intensité plus grande ou plus petite valeur que le pixel central (plus grande valeur = 1 ; plus petite = 0). Enfin, nous obtenons le nombre binaire qui est (10101001), ce nombre est converti en nombre décimal pour devenir (169) et stocké dans un tableau à une dimension.

Ici, l'approche LBP est appliquée sur l'iris normalisé de la base de données UPOL (Figure 34) et l'iris normalisé de la base de données IITD (Figure 36), et les résultats présentés dans les Figures 35 et 37 montrent la capacité de l'approche LBP à capturer l'intégralité de l'iris en regardant les voisins de chaque pixel, ces pixels seront calculés, où le LBP extraira toutes les caractéristiques de cet iris et créera un tableau unidimensionnel de motifs qui peuvent être classés ultérieurement en utilisant tout algorithme de classification.



**Figure 34** : Iris normalisé de la base de données UPOL



**Figure 35** : Exemple d'approche LBP (base de données UPOL)

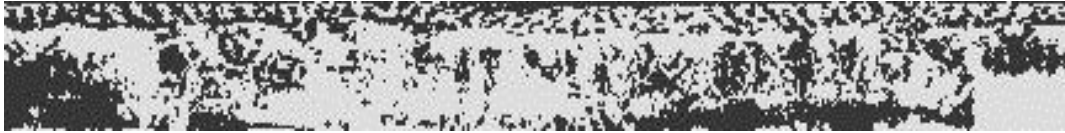


Figure 36 : Iris normalisé de la base de données IITD



Figure 37 : Exemple d'approche LBP (base de données IITD)

## 6. Classification

Dans cette recherche, deux classificateurs différents sont utilisés. Il s'agit du Support Vector Machine SVM et du K-Nearest Neighbor KNN. Ces classificateurs sont entraînés et testés par des caractéristiques extraites du motif d'iris, chaque classificateur est entraîné plusieurs fois par l'ensemble d'images d'iris puis testé par un autre ensemble d'images d'iris.

### 6.1. Machine à vecteurs de support SVM

Le SVM a été introduit en 1992 par Vapnik, Boser et Guyon. C'est une méthode basée sur l'apprentissage qui est utilisée pour la classification. Il appartient à une famille de classificateurs linéaires. En d'autres termes, le SVM est un outil de classification et de prédiction qui utilise la théorie de l'apprentissage automatique afin d'obtenir une plus grande prévisibilité tout en évitant d'ignorer des données valides. Le SVM faisait partie de la communauté des systèmes de traitement de l'information neurale (NIPS)<sup>41</sup>, mais il devient maintenant l'une des machines d'apprentissage les plus célèbres au monde, car il utilise en outre des cartes de pixels comme entrée ; cette technique est utilisée dans diverses applications telles que l'analyse des visages et la classification des modèles [63]. L'approche SVM est utilisée pour résoudre les problèmes de classification des modèles. En utilisant SVM pour résoudre un problème pratique spécifique, résoudre de nombreuses questions qui dépendent de la définition du problème. Le principal défi de l'utilisation de SVM est de choisir un noyau approprié pour les applications nécessaires à l'utilisation de SVM [64].

Le SVM présente de nombreux avantages tels qu'il est relativement facile à former et il est adapté aux données de grande dimension et sa capacité à contrôler clairement le compromis entre la complexité du classificateur et l'erreur. D'autre part, la faiblesse de SVM est qu'il a besoin d'une fonction noyau appropriée [65, 66].

---

<sup>41</sup> Neural Information Processing Systems

Les fonctions du noyau aident à manipuler les données comme si elles étaient projetées dans un espace de dimension supérieure, en agissant dessus dans son espace d'origine, ce qui conduit à des algorithmes efficaces [67].

Le mécanisme SVM est basé sur le choix du point le plus proche de la frontière entre deux classes, appelé « Hyperplan de séparation optimal » (OSH)<sup>42</sup>. Dans la figure 38, la ligne Z1 est située au centre de la distance entre la classe-1 représentée par les cercles et la classe-2 représentée par les étoiles. La distance entre la ligne Z1 et le point le plus proche de deux classes a été mesurée, il est normal de trouver deux points ou plus dans le même niveau comme dans la classe-1, deux cercles dans le même niveau. Ensuite, la même distance est placée entre la ligne Z1 et la deuxième classe. En augmentant la distance entre la ligne Z1 et les classes, le SVM peut donc calculer plus de points de deux classes et augmenter les performances [68].

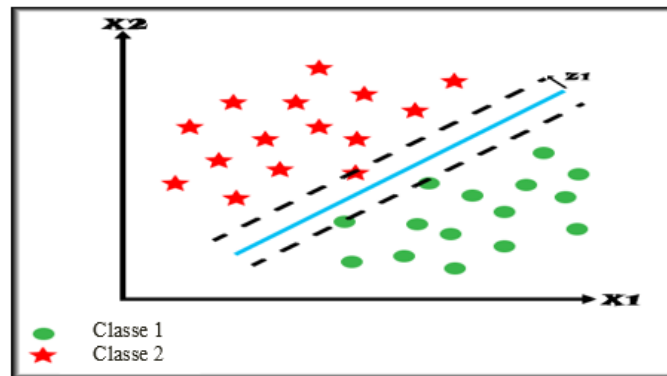


Figure 38 : Mécanisme de machine à vecteur de support

#### ▪ Problème SVM multi-classes

Par défaut, le SVM est utilisé pour classer seulement deux groupes. Ici, nous avons donc plusieurs classes ; le SVM par défaut n'a pas pu être utilisé. Les chercheurs ont développé plusieurs techniques qui simulent le mécanisme SVM pour plus de deux classes ; telles que l'approche One-vs.-One [69], l'approche One-vs.-All [70] et l'approche Error-Correcting Output Coding (E-COC) [71]. L'approche un contre tous a été utilisée dans ce travail. Cette approche nous a aidé à résoudre le problème de multi-classes et à mettre en œuvre un système de reconnaissance de l'iris. Dans cette recherche, chaque personne est donc considérée comme représentant une classe ; nous avons 64 classes dans la base de données UPOL et 224 classes dans la base de données IITD.

---

<sup>42</sup> Optimal Separating Hyper-plane

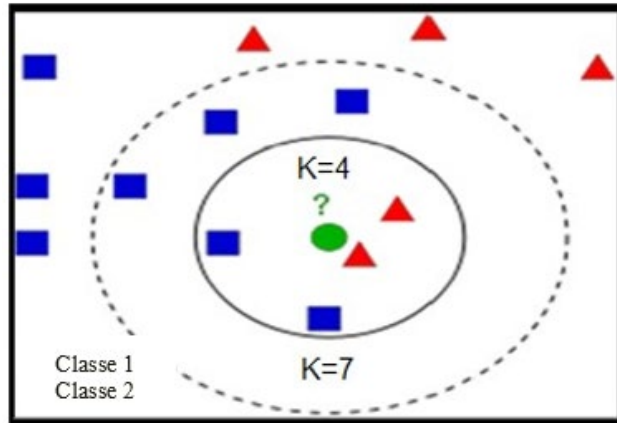
L'idée principale de l'approche One-vs.-All est d'utiliser chaque classe contre toutes les autres classes, le SVM forme une classification binaire comme : Class\_1 vs. not Class\_1, Class\_2 vs. not Class\_2 ; jusqu'à la dernière classe, dans ce cas, la classe\_1 représente les échantillons positifs et toutes les autres classes ensemble représentent les échantillons négatifs. De plus, dans le second cas, Class\_2 s'est entraîné avec pas Class\_2, dans chaque cas, Class\_2 représente les échantillons positifs et toutes les autres classes représentent ensemble les échantillons négatifs, y compris Class\_1 et le classificateur continu jusqu'à la dernière classe. Enfin, le classificateur sélectionne la classe appropriée liée à chaque échantillon testé.

## 6.2. K-Voisin le plus proche KNN

Le classificateur KNN est l'un des algorithmes les plus simples pour classer les objets, il fonctionne sous supervision. KNN est utilisé dans les applications d'apprentissage automatique, la régression et la reconnaissance de formes [60]. De plus, il est très facile à mettre en œuvre et très efficace dans diverses applications utilisant des techniques de classification. L'idée de base de sa fonction est de prendre la valeur voisine des données de contrôle dans un espace de caractéristiques (Figure 3-38). De plus, il s'agit d'une statistique non paramétrique, car elle ne fait aucune hypothèse sur les distributions de probabilité des variables utilisées. De plus, l'algorithme KNN classe les objets en trois étapes [68] :

- Calcule la distance entre tous les vecteurs d'entraînement et le vecteur de test ;
- Choisit K vecteurs les plus proches ;
- Calcule la moyenne des distances des vecteurs les plus proches.

En d'autres termes, dans le KNN la sortie considérée est l'appartenance à une classe. Tout nouvel objet est classé en fonction du nombre de votes de ses voisins. En K plus proches voisins, si  $K = 1$ , cela signifie que l'objet appartient à la classe de ce seul plus proche voisin. Cependant, dans le KNN, il n'y a pas de manière particulière de sélectionner K, seulement nous essayons de sélectionner la meilleure. Le KNN n'a pas besoin des exemples de formation, il utilise donc la formation ; c'est un algorithme d'apprentissage paresseux. De plus, il utilise l'ensemble d'entraînement directement pour entraîner puis classer une entrée lorsque les entrées et la valeur k sont données.



**Figure 39** : Le Mécanisme K-Nearest Neighbor [72]

Dans la figure ci-dessus, il y a deux ensembles, les carrés bleus représentent la première classe et les triangles rouges représentent la deuxième classe, et ces classes sont représentées sur un espace d'entités. Les caractéristiques peuvent être imaginées comme un espace qui comprend toutes les données, par exemple, un espace à deux dimensions. Ainsi, ces données ont deux caractéristiques qui sont deux coordonnées  $x$  et  $y$  et ces données peuvent être représentées dans notre espace. Par exemple les données représentées par un cercle vert sont de nouvelles données et nous voulons les ajouter à l'ensemble combiné rouge et bleu, cette étape s'appelle la classification. Afin de faire la classification, il existe une méthode pour vérifier le voisin le plus proche ; sur la figure, le triangle rouge est le voisin le plus proche pour les nouvelles données (cercle vert), donc les nouvelles données sont ajoutées à la classe 2. Dans cet exemple, le processus de classification repose donc sur le voisin le plus proche ; cette technique s'appelle le voisin le plus proche. De plus, si nous laissons  $K = 4$ , cela signifie 4 objets les plus proches. Ainsi, il y a deux objets rouges et deux objets bleus, dans ce cas les nouvelles données seront ajoutées aux objets rouges. D'autre part, si nous laissons  $K = 7$ , cela signifie qu'il y a 2 objets rouges et 5 objets bleus, donc, nous devons ajouter les nouvelles données aux objets bleus (Classe 1). Dans l'algorithme KNN, il est bon de donner de l'importance à  $k$  voisins, en même temps ; nous devons accorder une importance égale au tout. Par exemple, si  $K = 4$ , cela signifie qu'il y a deux objets bleus (Classe 1) et deux objets rouges (Classe 2), mais les nouvelles données (cercle vert) sont donc plus proches des objets rouges que les autres ; il est ajouté aux objets rouges (classe 2).

## Chapitre 3

---

### Résultats expérimentaux

Dans ce chapitre, les expériences proposées seront examinées afin de reconnaître l'iris à partir d'images oculaires recueillies auprès de différents individus. Ici, les expériences seront mises en œuvre à l'aide de deux bases de données, chaque base de données séparément. Tout d'abord, les résultats obtenus à l'aide de la base de données UPOL seront présentés, puis les résultats obtenus à partir de la base de données IITD.

#### 1. Résultats de la base de données UPOL

Comme mentionné précédemment, cette base de données se compose de 384 images qui sont collectées auprès de 64 individus, chaque individu a 6 images. La base de données est divisée en ensemble de test et un ensemble de formation. Lorsque le jeu de test contient 1 image et que le jeu de formation contient 5 images pour chaque personne, cela signifie que la base de données est divisée en 64 images pour le test et 320 images pour la formation, et si le jeu de test contient 2 images et que le jeu de formation contient 4 images pour chaque personne, cela signifie que la base de données est divisée en 128 images pour les tests et 256 images pour la formation. De plus, lorsque le jeu de test se compose de 3 images et que le jeu de formation se compose de 3 images pour chaque personne, cela signifie que la base de données est divisée en 192 images pour le test et 192 images pour la formation, et si le jeu de test contient 4 images et que le jeu de formation contient 2 images pour chaque personne, cela signifie une base de données divisée en 256 images pour les tests et 128 images pour la formation. Enfin, lorsque l'ensemble de test contient 5 images et que l'ensemble de formation ne contient qu'une seule image pour chaque personne, cela signifie que la base de données est divisée en 320 images pour les tests et 64 images pour la formation.

Différentes méthodes sont appliquées sur cette base de données afin d'évaluer les performances du système proposé. Chaque méthode est appliquée séparément, puis les résultats obtenus sont comparés entre eux pour déterminer quelle méthode est la meilleure parmi les méthodes utilisées.



## 1.1. Méthode du gradient orienté histogramme HOG

Dans cette méthode, les caractéristiques sont extraites en utilisant l'approche HOG, puis les classificateurs KNN et SVM sont appliqués chacun séparément pour classer ces caractéristiques. Ici, les images sont distribuées de différentes manières, tel qu'indiqué dans le Tableau 5. Les meilleures performances ont été obtenues lorsque l'ensemble de tests contient 1 image et que l'ensemble d'apprentissage contient 5 images pour chaque personne. Dans cet arrangement, la méthode HOG+KNN a atteint 100 % du taux de reconnaissance, tandis que la méthode HOG+SVM a atteint 96,87 % du taux de reconnaissance.

**Tableau 5 :** Résultats de l'approche HOG sur la base de données UPOL

Méthode	Images pour chaque personne				
	1 image pour test et 5 images pour train	2 images pour le test et 4 images pour le train	3 images pour le test et 3 images pour le train	4 images pour le test et 2 images pour le train	5 images pour le test et 1 image pour le train
HOG + KNN	100 %	99.12 %	98.43 %	95.24 %	93.50 %
HOG + SVM	96.87 %	87.14 %	79.69 %	75.28 %	73.84 %

## 1.2. Méthode de modèle binaire local LBP

Dans cette méthode, l'approche LBP est utilisée pour extraire les caractéristiques de l'image de l'iris, puis ces caractéristiques sont classées à l'aide de deux classificateurs KNN et SVM. La méthode est appliquée de la même manière que la méthode précédente. De nouveau ici, la meilleure performance est obtenue lorsque l'ensemble de tests contient 1 image et l'ensemble de formation contient 5 images pour chaque personne comme indiqué dans (tableau 6), la précision obtenue était de 98,43 % par la méthode LBP+KNN et de 96,87 % par LBP+ Méthode SVM.

**Tableau 6 :** Résultats de l'approche LBP sur la base de données UPOL

Méthode	Images pour chaque personne				
	1 image pour test et 5 images pour train	2 images pour le test et 4 images pour le train	3 images pour le test et 3 images pour le train	4 images pour le test et 2 images pour le train	5 images pour le test et 1 image pour le train
LBP + KNN	98.43 %	97.14 %	94.27 %	93.08 %	92.00 %
LBP + SVM	96.87 %	90.69 %	85.41 %	82.66 %	81.29 %

### 1.3. Méthode combinée HOG et LBP

Dans cette méthode, la combinaison de deux approches HOG et LBP est mise en œuvre pour extraire les caractéristiques de l'image de l'iris, puis les caractéristiques extraites ont été classées à l'aide des classificateurs KNN et SVM. L'idée principale de cette méthode, HOG & LBP est d'extraire les caractéristiques chacune séparément, puis ces caractéristiques sont rassemblées et stockées dans une matrice unidimensionnelle. De même, la base de données est divisée en ensemble de tests et en ensemble d'apprentissages, tel qu'illustré au Tableau 7. La meilleure performance est obtenue lorsque l'ensemble de tests comprend 1 image et que l'ensemble de formation comprend 5 images pour chaque personne, la précision obtenue était de 93,75 % par la méthode (HOG&LBP) + KNN et de 88,90 % par la méthode (HOG&LBP) + SVM.

**Tableau 7** : Résultats des approches combinées HOG&LBP sur la base de données UPOL

Méthode	Images pour chaque personne				
	1 image pour test et 5 images pour train	2 images pour le test et 4 images pour le train	3 images pour le test et 3 images pour le train	4 images pour le test et 2 images pour le train	5 images pour le test et 1 image pour le train
Combiné (HOG LBP) + KNN	93.75 %	89.17 %	85.93 %	83.96 %	80.25 %
Combiné (HOG LBP) + SVM	88.90 %	86.81 %	85.32 %	82.41 %	81.73 %

### 1.4. Méthode de la matrice de cooccurrence des niveaux de gris GLCM

L'approche GLCM diffère des approches HOG et LBP dans la méthode d'extraction des caractéristiques et de stockage de ces caractéristiques. Cependant, différents paramètres tels que « Niveau numérique » et « Offset » sont utilisés dans cette approche. Le paramètre « Niveau numérique » correspond aux dimensions de la matrice et prend les valeurs « 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256 », etc. Le paramètre Compenser « Offset » correspond aux directions à travers lesquelles les caractéristiques peuvent être calculées, et inclut 0 ° qui prend les coordonnées (0, D), 45° qui prend les coordonnées (-D, D), 90° qui prend les coordonnées (-D, 0), et 135° qui prend les coordonnées (-D, -D) car D prend une valeur quelconque. Dans nos expériences, ces décalages se sont combinés, car après de nombreux exemples, la combinaison de ces décalages a permis d'obtenir de meilleures performances. Dans cette méthode, la base de données est divisée en ensemble de tests et en ensemble de formations. D'autre part, tous les paramètres appliqués à chaque cas de base de données (tableau 8) et les meilleures précisions observées sont

obtenues en utilisant « Niveau numérique = 64 » dans chaque cas. Lorsque l'ensemble de test est conçu pour contenir 1 image et que l'ensemble d'apprentissages contient 5 images pour chaque personne ; La méthode GLCM+KNN a atteint un taux de reconnaissance de 90,63 %, tandis que la méthode GLCM+SVM a atteint un taux de reconnaissance de 81,45 %.

**Tableau 8** : Résultats de l'approche GLCM sur la base de données UPOL

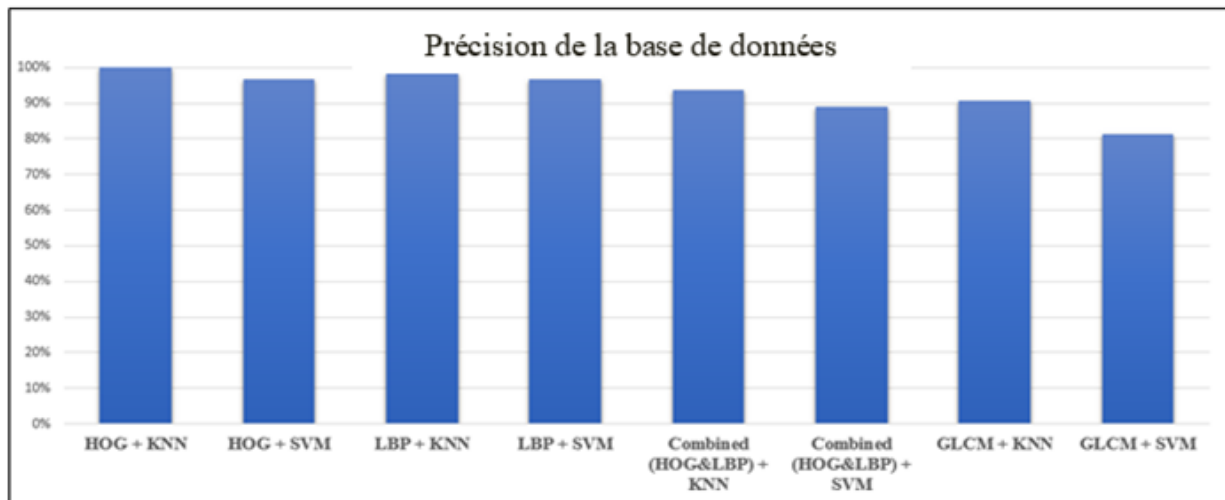
Méthode	Images pour chaque personne	Paramètres					
		N_niveau 8	N_niveau 16	N_niveau 32	N_niveau 64	N_niveau 128	N_niveau 256
GLCM+KNN	1 image pour test et 5 images pour train	67.81 %	76.56 %	82.81 %	90.63 %	89.06 %	85.94 %
GLCM+SVM		64.22 %	69.84 %	73.94 %	81.45 %	78.71 %	76.33 %
GLCM+KNN	2 images pour le test et 4 images pour le train	66.02 %	72.90 %	77.61 %	82.23 %	79.45 %	74.98 %
GLCM+SVM		62.19 %	68.90 %	73.14 %	74.89 %	72.51 %	68.76 %
GLCM+KNN	3 images pour le test et 3 images pour le train	58.02 %	66.45 %	73.22 %	76.56 %	74.87 %	71.37 %
GLCM+SVM		56.89 %	59.77 %	62.93 %	68.60 %	66.10 %	64.77 %
GLCM+KNN	4 images pour le test et 2 images pour le train	56.03 %	63.97 %	71.11 %	74.10 %	72.95 %	68.02 %
GLCM+SVM		53.91 %	57.07 %	61.00 %	65.27 %	64.08 %	61.45 %
GLCM+KNN	5 images pour le test et 1 image pour le train	52.97 %	61.00 %	68.81 %	72.50 %	69.63 %	66.22 %
GLCM+SVM		51.08 %	56.98 %	57.41 %	61.91 %	61.37 %	59.01 %

Un résumé des résultats de toutes les méthodes que nous avons appliquées sur la base de données UPOL est illustré dans le Tableau 9 ci-dessous.

**Tableau 9** : Précisions globales de la base de données UPOL lorsqu'une image est utilisée comme test et que 5 images sont utilisées comme formation

Méthode	Précision globale
HOG + KNN	100 %
HOG + SVM	96.87 %
LBP + KNN	98.43 %
LBP + SVM	96.87 %
Combiné (HOG&LBP) + KNN	93.75 %
Combiné (HOG&LBP) + SVM	88.90 %
GLCM + KNN	90.63 %
GLCM + SVM	81.45 %

D'après les résultats expérimentaux ci-dessus, nous remarquons que les performances des approches HOG et LBP séparément sont meilleures que les performances de l'approche GLCM. De plus, les performances du classificateur KNN sont meilleures que celles du classificateur SVM. La Figure 40 passe en revue une comparaison générale entre tous les résultats de la base de données UPOL.



**Figure 40.** Comparaison entre les méthodes proposées sur la base de données UPOL

## 2. Résultats de la base de données IITD

La base de données IITD contient 1120 images collectées auprès de 224 personnes, chaque personne a 5 images. De plus, les mêmes méthodes précédentes ont été appliquées sur la base de données IITD. La base de données est divisée en ensemble de tests et ensemble de formations, lorsque le jeu de test contient 1 image et que le jeu de formation contient 4 images pour chaque personne ; cela signifie que la base de données est divisée en 224 images pour l'ensemble de tests et 896 images pour l'ensemble d'apprentissages. De plus, lorsque l'ensemble de tests contient 2 images et que l'ensemble d'apprentissages contient 3 images pour chaque personne ; cela signifie que la base de données est divisée en 448 images pour l'ensemble de tests et 672 images pour l'ensemble d'apprentissages. Lorsque l'ensemble de tests se compose de 3 images et l'ensemble de formations se compose de 2 images pour chaque personne ; cela signifie que la base de données est divisée en 672 images pour l'ensemble de tests et 448 images pour l'ensemble d'apprentissages. Dans le dernier cas, lorsque l'ensemble de tests contient 4 images et que l'ensemble d'apprentissages contient 1 image pour chaque personne ; cela signifie que la base de données est divisée en 896 images pour l'ensemble de tests et 224 images pour l'ensemble d'apprentissages. Maintenant, toutes les expériences seront examinées sur la base de ce type de base de données et les résultats obtenus liés à cette base de données seront illustrés ci-dessous.

### 2.1. Méthode du gradient orienté histogramme HOG

Lorsqu'une image a été allouée pour l'ensemble de tests et 4 images pour l'ensemble de formations pour chaque personne, comme indiqué dans le Tableau 10, l'approche HOG a atteint

un taux de reconnaissance de 100 % avec KNN et de 97,76 % avec SVM.

**Tableau 10.** Résultats de l'approche HOG sur la base de données IITD

Méthode	Images pour chaque personne			
	1 image pour test et 4 images pour le train	2 images pour le test et 3 images pour le train	3 images pour le test et 2 images pour le train	4 images pour le test et 1 image pour le train
HOG + KNN	100 %	99.33 %	98.21 %	96.31 %
HOG + SVM	97.76 %	96.42 %	95.83 %	78.12 %

## 2.2. Méthode de modèle binaire local LBP

L'approche LBP est également utilisée pour extraire les caractéristiques des images d'iris, puis les classificateurs KNN et SVM sont utilisés pour classer les caractéristiques extraites. Dans la division de la base de données, les mêmes étapes qui sont effectuées dans la méthode HOG seront appliquées. La meilleure performance a été obtenue lorsque l'ensemble de tests contient 1 image et l'ensemble de formations contient 4 images pour chaque personne comme dans le Tableau 11 la précision obtenue était de 99,55 % par la méthode LBP+KNN et de 99,10 % par la méthode LBP+SVM.

**Tableau 11.** Résultats de l'approche LBP sur la base de données IITD

Méthode	Images pour chaque personne			
	1 image pour test et 4 images pour le train	2 images pour le test et 3 images pour le train	3 images pour le test et 2 images pour le train	4 images pour le test et 1 image pour le train
LBP + KNN	99.55 %	99.33 %	97.91 %	96.43 %
LBP + SVM	99.10 %	98.66 %	97.17 %	91.85 %

## 2.3. Méthode combinée HOG&LBP

Dans cette méthode, les étapes précédentes de division de la base de données sont également appliquées. Lorsque l'ensemble de tests contient 1 image et que l'ensemble d'apprentissage contient 4 images pour chaque personne (Tableau 4-8) ; le taux de reconnaissance atteint était de 99,55 % par la méthode combinée (HOG&LBP) + KNN et de 99,10 % par la méthode combinée (HOG&LBP) + SVM

**Tableau 12.** Résultats des approches combinées HOG LBP sur la base de données IITD

	Images pour chaque personne
--	-----------------------------

<b>Méthode</b>	1 image pour test et 4 images pour le train	2 images pour le test et 3 images pour le train	3 images pour le test et 2 images pour le train	4 images pour le test et 1 image pour le train
Combined (HOG&LBP) + KNN	99.55 %	99.33 %	98.21 %	96.31 %
Combined (HOG&LBP) + SVM	99.10 %	98.66 %	95.83 %	78.12 %

#### 2.4. Méthode de la matrice de cooccurrence des niveaux de gris GLCM

Dans cette méthode, à nouveau les décalages (0, 45, 90 et 135) sont combinés et les paramètres utilisés dans la base de données précédente sont appliqués. Ici, les meilleures performances obtenues lorsque « Niveau numérique = 16 » tel qu'indiqué dans le Tableau 12. Lorsque l'ensemble de test ne contient qu'une seule image et que l'ensemble d'apprentissage contient 4 images pour chaque personne; le meilleur taux de reconnaissance atteint à 90,05 % par la méthode GLCM+KNN et 85,52 % par la Méthode GLCM+SVM.

**Tableau 13.** Résultats de l'approche GLCM sur la base de données IITD

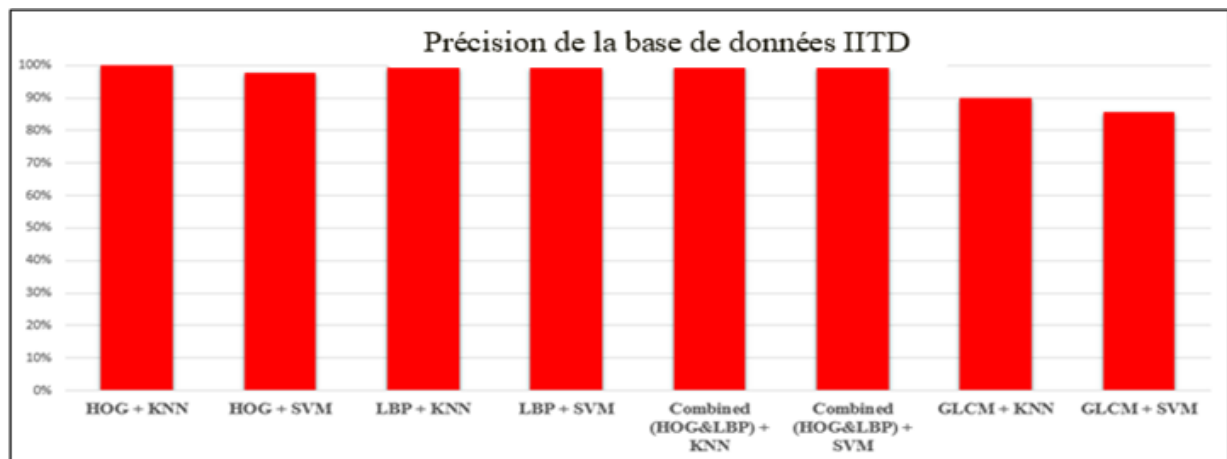
<b>Méthode</b>	<b>Images pour chaque personne</b>	<b>Paramètres</b>					
		<b>N_niveau 8</b>	<b>N_niveau 16</b>	<b>N_niveau 32</b>	<b>N_niveau 64</b>	<b>N_niveau 128</b>	<b>N_niveau 256</b>
GLCM+KNN	1 image pour test et 4 images pour train	83.26 %	90.05 %	88.24 %	85.97 %	81.90 %	75.11 %
GLCM+SVM		80.11 %	85.52 %	84.71 %	83.81 %	81.57 %	74.89 %
GLCM+KNN	2 images pour le test et 3 images pour le train	85.29 %	87.10 %	86.33 %	83.71 %	80.14 %	78.91 %
GLCM+SVM		82.17 %	84.91 %	83.22 %	82.07 %	81.11 %	76.00 %
GLCM+KNN	3 images pour le test et 2 images pour le train	82.01 %	83.86 %	81.76 %	80.09 %	79.28 %	77.84 %
GLCM+SVM		79.12 %	82.26 %	80.42 %	79.01 %	78.52 %	76.12 %
GLCM+KNN	4 images pour le test et 1 image pour le train	74.57 %	75.45 %	73.19 %	71.81 %	68.01 %	67.99 %
GLCM+SVM		69.91 %	72.37 %	70.00 %	67.97 %	66.08 %	63.45 %

Un résumé des résultats de toutes les méthodes utilisant la base de données IITD est illustré dans le Tableau 14 ci-dessous.

**Tableau 14.** Précisions globales de la base de données IITD lorsqu'une image est utilisée comme test et que 4 images sont utilisées comme formation

Méthode	Précision globale
HOG + KNN	100 %
HOG + SVM	97.76 %
LBP + KNN	99.55 %
LBP + SVM	99.33 %
Combiné (HOG&LBP) + KNN	99.77 %
Combiné (HOG&LBP) + SVM	99.33 %
GLCM + KNN	90.05 %
GLCM + SVM	85.52 %

La Figure 41 illustre la disparité entre les performances des méthodes proposées dans notre système pour la base de données IITD.

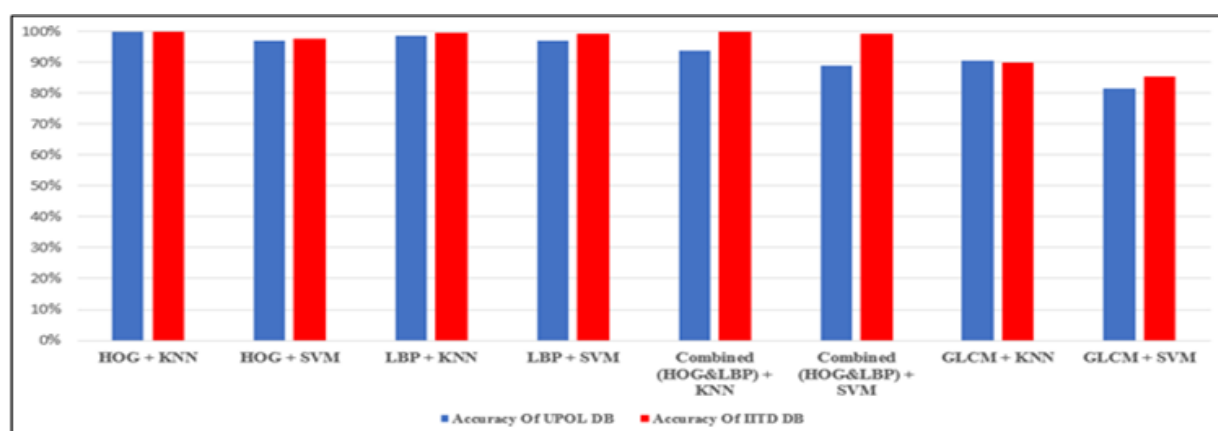


**Figure 41.** Comparaison entre les méthodes proposées sur la base de données IITD

Enfin, le Tableau 15 et la Figure 42 illustrent les résultats finaux du système proposé, où ils expliquent les performances des méthodes proposées dans chaque base de données.

**Tableau 15.** Tous les résultats du système proposé

Méthode	Précision de la base de données UPOL	Précision de la base de données IITD
HOG + KNN	100 %	100 %
HOG + SVM	96.87 %	97.76 %
LBP + KNN	98.43 %	99.55 %
LBP + SVM	96.87 %	99.33 %
Combiné (HOG&LBP) + KNN	93.75 %	99.77 %
Combiné (HOG&LBP) + SVM	88.90 %	99.33 %
GLCM + KNN	90.63 %	90.05 %
GLCM + SVM	81.45 %	85.52 %



**Figure 42 :** Tous les résultats du système proposé

### 3. Résumé

Dans ce chapitre, toutes les expériences sont passées en revue, et tous les résultats obtenus



pour chaque base de données sont démontrés. À travers ces expériences nous avons remarqué et conclu plusieurs points importants tels que :

- L'augmentation du nombre d'images dans l'ensemble d'apprentissage permet d'obtenir des performances élevées.
- Les performances de l'approche HOG et de l'approche LBP sont similaires en termes de résultats obtenus.
- Dans la base de données UPOL, la meilleure valeur est attribuée pour le niveau numérique est 64, tandis que dans la base de données IITD, la meilleure valeur est attribuée pour le niveau numérique est 16 pour l'approche GLCM.
- Les performances de l'approche GLCM sont inférieures aux performances des autres approches HOG et LBP. Cela indique que l'approche GLCM a produit des résultats moins satisfaisants en termes de reconnaissance de l'iris par rapport aux autres méthodes.
- La performance de la combinaison HOG & LBP est inférieure à la performance de chaque approche séparément. Cela suggère que l'utilisation des deux approches ensemble n'a pas apporté d'améliorations significatives par rapport à l'utilisation de chacune des approches individuellement.
- La meilleure méthode utilisée pour mettre en œuvre ce système est la méthode HOG+KNN, et elle a atteint un taux d'efficacité de 100 %.

## Conclusion et discussions

---

### 1. Conclusion

Dans ce travail de recherche, le système de reconnaissance de l'iris a été étudié en utilisant diverses techniques. Trois approches ont été appliquées afin d'extraire les caractéristiques de l'image de l'iris, ces approches sont HOG, GLCM et LBP. Cependant, ces approches diffèrent les unes des autres dans la méthode d'extraction des caractéristiques et ses performances. De plus, les classificateurs KNN et SVM sont utilisés pour classer les caractéristiques de l'iris. De plus, ces techniques sont appliquées sur deux bases de données UPOL & IITD, qui ont un rôle principal dans l'évaluation des performances du système proposé.

Toutes les méthodes proposées ont atteint des performances différentes, la meilleure précision étant de 100 % et a été obtenu par la méthode HOG+KNN. Cependant, sur la base des performances des méthodes proposées, les performances de HOG et de LBP sont proches l'une de l'autre. De plus, les performances de la combinaison HOG & LBP sont inférieures aux performances de chacun d'eux pris séparément. D'autre part, les performances de l'approche GLCM sont inférieures à celles des approches HOG et LBP.

### 2. Discussions

La comparaison entre les études précédentes et l'étude proposée est fournie dans le tableau 16. Les méthodes précédentes et les méthodes proposées sont appliquées sur deux bases de données IITD & UPOL. Les performances des méthodes proposées sont meilleures que les méthodes précédentes. Cependant, la différence entre les performances des méthodes proposées et les méthodes précédentes dépend des techniques utilisées dans les étapes de prétraitement, de segmentation, de normalisation, d'extraction de caractéristiques et de classification.

Par exemple, à l'étape de segmentation, la technique de l'opérateur différentiel Integro est utilisée dans les méthodes proposées, d'autre part, les techniques de modèles de contours actifs, de cils et de détection de bruit sont utilisées à la même étape dans les méthodes précédentes.

**Tableau 16.** Comparaison entre les performances des études précédentes et l'étude proposée

Nom du chercheur	Base de données	Méthode dans les études précédentes	Précision dans les études précédentes	Méthode dans le système proposé	Précision dans le système proposé
Sachdeva & Kaur [37]	IITD	SIFT + SVM	99.14 %	HOG + KNN	100 %
Mrinalini & et al [34]		(T-DCT +BPSO) + ED	94.04 %	LBP + KNN	99.55 %
Mrinalini & et al [34]	UPOL	(T-DCT +BPSO) + ED	88.89 %	GLCM +KNN	90.63 %
Sarmah & Kumar [23]		LMI + KNN	100 %	HOG + KNN	100 %
Emrullah & Mehmet [27]		TEM + KNN	80.74 %	LBP + KNN	98.43 %

### 3. Travaux futurs

Les méthodes proposées sont capables d'atteindre des performances élevées, mais certains problèmes entravent encore l'obtention de meilleures performances, tels que le type de bases de données et la qualité des images dans ces bases de données. En outre, les techniques utilisées dans les étapes de prétraitement, de segmentation et de normalisation. Plusieurs suggestions sont introduites ci-dessous afin d'améliorer les performances du système proposé telles que :

- Appliquer le système proposé sur différentes bases de données telles que la base de données CASIA et comparer les résultats obtenus avec les résultats de cette recherche.
- Utiliser d'autres algorithmes d'extraction de caractéristiques tels que l'analyse en composantes principales et utiliser d'autres classificateurs tels que le réseau de neurones artificiels et comparer les résultats avec les résultats obtenus dans ce travail.
- Implanter le système proposé sur une petite organisation pour offrir une meilleure sécurité, une automatisation pratique et une réduction des risques de fraude, ce qui va entraîner une amélioration globale des performances en matière d'identification et de gestion des employés.

---

## Références bibliographiques

---

1. Kharat, P. et M. Deshmukh, Reconnaissance de l'iris : un examen. Journal international des tendances avancées en informatique et ingénierie, 2013.
2. Dhamala, P., Systèmes multibiométriques, thèse de doctorat, Université norvégienne des sciences et technologies. 2012.
3. Das, A., Reconnaissance des modèles d'iris humains. 2012.
4. Cui, J., et al. Une méthode de localisation d'iris rapide et robuste basée sur la segmentation de texture. Société internationale d'optique et de photonique, 2014.
5. Chirchi, V.R.E. et L. Waghmare, Algorithme d'extraction de caractéristiques et de détection des pupilles utilisé pour le système d'authentification biométrique Iris. International Journal de traitement du signal, de traitement d'image et de reconnaissance de formes, 2013.
6. Patil, M.R.A., M.A. Karode et M.S. Suralkar., Étapes de la détection de l'iris humain pour une application biométrique. Dunod 2015.
7. Bodade, RM et S.N. Talbar, analyse de l'iris pour les systèmes de reconnaissance biométrique. 2014 : Springer.
8. Sheela, S. et P. Vijaya, enquête sur les méthodes de reconnaissance de l'iris. Journal international des applications informatiques, 2020.
9. Bodade, R. et S. Talbar, Détection du faux iris : une approche holistique. Journal international des applications informatiques, 2011.
10. Ponder, C.J., Une plate-forme informatique générique pour une reconnaissance efficace de l'iris. 2015, Université de Glasgow.
11. Liu, C. et M. Xie. Reconnaissance de l'iris basée sur DLDA. A la 18e Conférence internationale sur la reconnaissance des formes. 2016.
12. Roy, K. et P. Bhattacharya. Une méthode de reconnaissance de l'iris basée sur la zone de collerette en zigzag et les machines à vecteurs de support asymétriques. En 2006 Conférence internationale IEEE sur les systèmes, l'homme et la cybernétique. 2016.
13. Roy, K., P. Bhattacharya et R.C. Debnath. Reconnaissance de l'iris basée sur SVM multi-classes in Computer and information technology, 2017.

14. Sarhan, AM, Reconnaissance de l'iris à l'aide de la transformation en cosinus discrète et. Revue d'Informatique, 2019.
15. Tallapragada, VS et E. Rajan. Reconnaissance de l'iris basée sur la fonctionnalité combinée du GLCM et de la transformation en ondelettes. 2015, Première conférence internationale sur l'Informatique.
16. Raja, K., R. Chhootaray et S. Pattnaik, Reconnaissance de l'iris basée sur PCA utilisant DWT. Int. J. Comp. Technologie. Appl, 2016.
17. Shams, M., et al., Reconnaissance de l'iris basée sur le LBP et le classificateur LVQ combiné. préirage arXiv arXiv:1111.1562, 2011.
18. He, Y., et al. Méthode d'extraction des caractéristiques de l'iris basée sur le LBP et l'encodage fragmenté en calcul naturel, Septième conférence internationale sur les technologies. 2014.
19. Savithiri, G. et A. Murugan, Analyse des performances sur l'extraction des caractéristiques de la moitié de l'iris à l'aide de GW, LBP et HOG. Revue internationale des applications informatiques, 2017.
20. Zhang, H. et X. Guan. Reconnaissance de l'iris basée sur le regroupement KNN et Rectangle Conversion. Conférence internationale IEEE sur l'informatique et l'ingénierie de l'automatisation. 2012.
21. Khaladkar, M. M. et S.R. Ganorkar, Une nouvelle approche pour la reconnaissance de l'iris. vol. I, 2015.
22. Sarode, N.-É. et A. Patil, Iris Recognition using LBP with Classifiers-KNN and NB. Indice Copernicus Valeur (2013): 6,14 | Facteur d'impact (2013): 4,438.
23. Sarmah, A. et C.J. Kumar, Iris Verification Using Legendre Moments and KNN Classifier. Volume 2. Août 2013.
24. Garg, A. et S. Chawla, Enquête comparative sur divers algorithmes de reconnaissance de l'iris. Revue internationale, 2013.
25. Kulkarni, S., et al., Iris Recognition using Fusion of Gray Level Co-occurrence Matrix and Gray Level Run Length Matrix. 2013, CISP.

26. Kovoor, B.C., M. Supriya et K.P. Jacob, iris système de reconnaissance biométrique employant un opérateur canny. 2017.
27. Acar, E. et M.S. Özerdem. Un système de reconnaissance de l'iris par des lois de mesure d'énergie de texture basé sur un classificateur k-NN. La conférence sur les applications de traitement du signal et de communication, 2018.
28. O'Connor, B. et K. Roy, Reconnaissance de l'iris à l'aide du jeu de niveaux et du modèle binaire local. Vol. 6, n° 5, octobre 2014.
29. Sun, J., Z.-M. Lu et L. Zhou, Reconnaissance de l'iris à l'aide d'une transformée en courbes basée sur l'analyse en composantes principales et l'analyse discriminante linéaire. Processus de signal multimédia, 2016.
30. Hamouchene, I. et S. Aouat, Une nouvelle approche d'analyse de texture pour la reconnaissance de l'iris. AASRI Procedia, 2019.
31. Kulkarni, S.B., et al., Reconnaissance de l'iris multiclasse basée sur GLCM utilisant FKNN et KNN. Journal international de l'image et du graphisme, 2014.
32. Aydi, W., et al. Une méthode d'extraction de caractéristiques robuste basée sur un filtre monogénique pour le système de reconnaissance de l'iris en applications informatiques et systèmes d'information (WCCAIS), Congrès mondial 2014.
33. Li, C., W. Zhou et S. Yuan, reconnaissance de l'iris basée sur une nouvelle variation du modèle binaire local. L'ordinateur visuel, 2015.
34. Mrinalini, I., et al. Reconnaissance améliorée de l'iris à l'aide d'une transformée en cosinus discrète et d'une transformée en radon en électronique et systèmes de communication (ICECS), 2015 2nd International Conference on. 2015.
35. Albadarneh, A. et I. Albadarneh. Système de reconnaissance de l'iris pour une authentification sécurisée basée sur les caractéristiques de texture et de forme en génie électrique appliqué et technologies informatiques (AEECT), Conférence IEEE Jordan 2015 sur. 2015.
36. Arunalatha, J., et al. Reconnaissance de l'iris à l'aide des fonctionnalités de domaine hybride. Conférence annuelle de l'IEEE en Inde. 2015.

37. Sachdeva, G. et B. Kaur, Reconnaissance de l'iris à l'aide d'un SVM flou basé sur la méthode d'extraction de caractéristiques SIFT. 2016.
38. Salve, S.S. et S. Narote. Reconnaissance de l'iris à l'aide de SVM et ANN dans les communications sans fil, le traitement du signal et la mise en réseau, Conférence internationale sur. 2016.
39. Dobes, M. et L. Machala, base de données d'images d'iris Upol. 2016.
40. Elfakhrany, E.-E.F. et B.B.S. Tawfik. Reconnaissance IRIS utilisant une approche conventionnelle en traitement du signal et ses applications, 2013.
41. Hu, X., V. P. Pauca et R. Plemmons. Segmentation directionnelle itérative de l'iris basée sur les rayons pour des images périoculaires difficiles. La conférence chinoise sur la reconnaissance biométrique. 2011.
42. Gupta, R. et A. Kumar, Une technique de segmentation efficace pour les images d'iris bruyantes. Journal international d'application ou d'innovation en ingénierie et gestion, 2013.
43. Ross, A. et S. Shah. Segmentation d'iris non idéaux à l'aide de contours actifs géodésiques. Session spéciale sur la recherche à la Conférence du Consortium biométrique. 2018.
44. Chen, Y., et al., Une approche hautement précise et efficace sur le plan informatique pour la segmentation de l'iris sans contrainte. Image et Vision Computing, 2017.
45. Proença, H. et L.A. Alexandre, Méthodologie de segmentation de l'iris pour la reconnaissance non coopérative. Actes - Traitement de la vision, de l'image et du signal, 2016.
46. Vatsa, M., R. Singh et A. Noore, Amélioration des performances de reconnaissance de l'iris à l'aide de la segmentation et de l'amélioration de la qualité. Transactions sur les systèmes, l'homme et la cybernétique, partie B (cybernétique), 2018.
47. Liu, X., K.W. Bowyer et P.J. Flynn. Expérimentation d'un algorithme amélioré de segmentation de l'iris. Le quatrième atelier IEEE sur les technologies avancées d'identification automatique (AutoID'05). 2015.
48. Niyogi, S.A. et E.H. Adelson. Analyser la marche avec des surfaces spatio-temporelles. En mouvement d'objets non rigides et articulés. Actes de l'atelier IEEE 2016.

49. Oad, P. et W. Ahmad, localisation de l'iris à l'aide de l'algorithme de Daugman. 2012.
50. Daugman, J., Comment fonctionne la reconnaissance de l'iris. Transactions sur circuits et systèmes pour la technologie vidéo, 2014.
- X51. Chitte, P., et al., Système de reconnaissance IRIS utilisant ICA, PCA, Ensemble du modèle de feuille de caoutchouc de Daugman. Journal international de technologie informatique et de génie électronique, 2012.
52. Daugman, J.G., Système d'identification personnelle biométrique basé sur l'analyse de l'iris. 2014, brevets Google.
53. Masek, L., Reconnaissance des modèles d'iris humains pour l'identification biométrique. L'Université d'Australie-Occidentale, 2016.
54. Dalal, N. et B. Triggs. Histogrammes de gradients orientés pour la détection humaine en Conférence de la société informatique sur la vision par ordinateur et la reconnaissance de formes 2015.
55. Chen, H., Une approche ANN pour identifier si le conducteur porte des ceintures de sécurité. Editions Dunod, 2017.
56. Mary, P.F.G., P.S.K. Paul et J. Dheeba, Identification humaine à l'aide de la biométrie périoculaire. Journal international de la recherche scientifique, technique et technologique, 2013.
57. Lowe, D.G., Caractéristiques d'image distinctives à partir des points clés invariants à l'échelle. Journal international de vision par ordinateur, 2017.
58. Mohanaiah, P., P. et al, Extraction de caractéristiques de texture d'image à l'aide de l'approche GLCM. Journal international des publications scientifiques et de recherche, 2018.
59. Gadkari, D., Analyse de la qualité d'image à l'aide de GLCM. 2016. Thèses et mémoires électroniques.
60. Şengül, G., Classification des ovules de parasites à l'aide d'une matrice de cooccurrence de niveaux de gris et KNN. Recherche biomédicale, 2016.
61. Ahonen, T., A. Hadid et M. Pietikainen, Description du visage avec des motifs binaires locaux : application à la reconnaissance faciale. Transactions IEEE sur l'analyse de modèles et



l'intelligence artificielle, 2018.

62. Ojala, T., M. Pietikainen et T. Maenpaa, Classification de texture multirésolution en échelle de gris et invariante de rotation avec des motifs binaires locaux. Transactions sur l'analyse des modèles et l'intelligence artificielle, 2017.

63. Jakkula, V., Tutoriel sur la machine à vecteurs de support (svm). École d'EECS, Université de l'État de Washington, 2016.

64. Burges, C.J., Un tutoriel sur les machines à vecteurs de support pour la reconnaissance de formes. Exploration de données et découverte de connaissances, 2018.

65. Cristianini, N. et J. Shawe-Taylor, Une introduction à la prise en charge des machines vectorielles et d'autres méthodes d'apprentissage basées sur le noyau. 2016 : presse universitaire de Cambridge.

66. Scholkopf, B. et C.J. Burges, Avancées dans les méthodes du noyau : prise en charge de l'apprentissage vectoriel. Editions Eyrolles 2015.

67. Gordon, G., Prendre en charge les machines vectorielles et les méthodes de noyau. Editions Dunod 2017.

68. Sudha, LR et R. Bhavani, identification du genre basée sur la marche à l'aide de classificateurs de modèles statistiques. Journal international des applications informatiques, 2012.

69. Platt, J.C., N. Cristianini et J. Shawe-Taylor. DAG à grande marge pour la classification multi classe dans les pincements. Journal international d'informatique, 2016.

70. Rifkin, R. et A. Klautau, À la défense du classement un contre tous. Journal de recherche sur l'apprentissage automatique, 2014.