REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITEMOHAMEDBOUDIAFM'SILA

FACULTEDETECHNOLOGIE **FILIERE : Electronique**

DEPARTEMENTD'ELECTRONIQUI **OPTION :……..**

***N°*:**

Mémoire présenté pour l'obtention

Du diplôme de Master Académique

Par:Mammeri Radja

Aouina Omayma

THÈME

Reconnaissance des visages humaines basé sur les HMM

Soutenu devant le jury composé de :

Dr. Zerdoumi Zohra	Université M^{ed} Boudiaf –M'sila	Président
Dr. Lalaoui Lahouaoui	Université M^{ed} Boudiaf –M'sila	Rapporteur
Dr Khalfa Ali	Université M^{ed} Boudiaf –M'sila	Examinateur

Année universitaire : 2021 /2022

Dédicace

Nous dédions ce modeste travail Ă nos parents
Aucun mot ne saurait exprimer nos respects
Et nos amours éternels.

Ă nos familles Vos présences et vos soutiens

Tout au long de nos cursus étaient nos honneurs.

Nos souhaits pour vous Que du bonheur et de santé.

Ă nos familles ainsi que tous nos amis, nous vous aimons tous.

Mammeri Radja

Aouina Omayma

Remerciements

Nous remercions ALLAH le Tout-Puissant qui nous a donné lecourage pour élaborer ce modeste travail.

Ce travail a étéaccomplià l'aidedeplusieurspersonnes

Que nous tenons à Remercier absolument.

Nous remercions tout d'abord notre encadreur:Lalaoui Lahouaouide nous avoir apporté ses valeureux conseils et soutiensdurantlaréalisationde cemémoire.Nous remercionségalement les membres de jury de nous avoir fait l'honneur enacceptantd'examineretdejugernotretravail.Nos remerciements vont aussi à tous nos enseignants et toutesles personnes qui nous ont soutenus jusqu'au bout, et qui n'ont pas ces ser denousdonnerdesconseilsprécieux.

Finalement, nous remercions tous ceux qui

ont participé de prêt ou de loin

dans l'élaboration de cet ravail.

Résumé

Le travail présenté et réalisé dans cette mémoire dans le domaine des images, qui est la reconnaissance des visages humains sur la base du modèle de Markov caché (HMM) et ceci dans le but d'identifier les sections de visage réel de l'image, et ce se fait en appliquant les algorithmes des modèles de Markov cachés puis en atteignant la possibilité de reconnaître l'image du visage, ces algorithmes ont la capacité de reconnaître des objets liés aux images faciales.

Mots-clés : Reconnaissance, HMM, Classification d'images.

Abstract

The work presented and completed in this thesis in the field of images, which is the recognition of human faces on the basis of the hidden Markov model (HMM) and this is for the purpose of identifying the real face sections of the image, and this is done by applying the algorithms of the hidden Markov models and then reaching the possibility of recognizing the face image, these algorithms have The ability to recognize objects related to facial images.

Keywords: Recognition, HMM, Image Classification.

الملخص

العمل المقدم والمنجز في هذه الاطروحة في مجال الصور والذي يتمثل في التعرف على الوجوه البشرية

على اساس نموذج ماركوف المخفيوهذا لغرض التعرف على اقسام الوجه الحقيقية للصورة HMMو

هذا يتم من خلال تطبيق خوارزميات نماذج ماركوف المخفية ثم التوصل الى امكانية التعرف على صورة الوجه فهذه الخوارزميات لها القدرة على التعرف على الاشياء التابعة لصور الوجه.

الكلمات المفتاحية: الاعتراف, HMM , تصنيف الصور.

Tabledes matieres

Chapitre 01: généralité sur le traitement d'image ..... *Erreur ! Signet non défini.*

1.1. Introduction **5**

1.2. Historique **5**

1.3. Définition - Que signifie le traitement d'image? **6**

1.4. La numérisation **6**

1.5. Définition d'une image numérique **6**

1.6. Les Types d'images **6**

1.6.1. Image binaire 7

1.6.2. Image en niveaux de gris 7

1.6.3. Image couleur (ou RGB) 7

1.7. Traitement d'images **8**

1.8. Caractéristiques d'une image numérique **9**

1.8.1. Dimension 9

1.8.2. Résolution 9

1.8.3. Bruit 9

1.8.4. Histogramme 10

1.8.5. Luminance 11

1.8.6. Contraste 11

1.8.7. Images à niveaux de gris 12

1.8.8. Images en couleurs 12

1.9. Les étapes du système de traitement d'image **13**

1.10. Domaines d'application Le traitement d'images **13**

1.11. Conclusion **14**

Chapitre 02: Classification des images ..... *Erreur ! Signet non défini.*

2.1. Introduction **16**

2.2. La classification : **16**

2.3. Les motivations de la Classification des images **16**

2.4. Etapes de création d'un système de classification d'image **18**

2.5. Classification des images et les réseaux de neurones **18**

2.6. Classification des images et l'apprentissage machine : **20**

2.7. Méthode de Classification **21**

2.8. Les types de classification **24**

2.8.1. La classification supervisée 24

2.8.1.1. Quelques algorithmes de classification supervisée 24

a. Algorithmes de Bayes :....24
b. Algorithmes K plus proche voisins (K-PPV) 25
c. Méthodes basées sur les réseaux de neurones artificiels....26
2.8.2. La classification non supervisée 26
2.8.2.1. Quelques algorithmes de classification non supervisée....27
2.9. Conclusion 28
Chapitre 03: Modèle de Markov Caché (HMM) 30
3.1. *Introduction* 30
3.2. *modèle de Markov caché (HMM)* 30
3.2.1. Définition 1 (modèle de Markov caché) 30
3.3. *HMM pour la reconnaissance visage*....32
3.4. *Modèle HMM pour la reconnaissance faciale* [....33
3.5. *Algorithme de Viterbi* 34
3.6. *Topologie HMM* 35
3.7. *Les Deux types de HMM*....38
3.8. *Applications* 39
3.9. *Les avantages et les inconvénients des Modèles de Markov Cachées*....39
3.10. *Conclusion*....40
Conclusion Générale.... 48
Bibliographie 49

Listes des Figures

Chapitre 01

figure.1.1:image numérique 6
figure.1.2: Exemple d'une image binaire 7
figure.1.3: Exemple d'une image en niveaux de gris 7
figure.1.4: Exemple d'une image couleur 8
figure.1.5: Résolution d'image 9
figure.1.6 L'image avec et sans son bruit 10
figure.1.7: Histogramme d'une image 10
figure.1.8:image avec contraste différent 11
figure.1.9: images à niveaux de gris 12

Chapitre 02

figure2.1: Principe de classification 16
figure2.2: Etapes de création d'un système de classification 18
figure2.3: Classification supervisée 24
figure2.4 Classification non supervisée selon différents critères de similarité. 27

Chapitre 03

Figure3.1: Exemple de modèle de Markov caché. 31
Figure3.2: Face régions de haut en bas. 34
Figure3.3: Technique d'échantillonnage pour les HMM ergodiques. 35
Figure3.4: données de formation et moyens d'état agrandis pour le modèle ergodique. 37
Figure3.5: Technique d'échantillonnage pour les HMM de haut en bas. 37
Figure3.6: HMM à 5 états de haut en bas. 37
Figure3.7: données de formation et moyennes agrandies pour le modèle haut-bas. 38
Figure3.8: Le Hmm gauche-droite à quatre états. 38

Chapitre 04

Listes des tableaux

Chapitre 02

Tableau2.1: Taxonomie des méthodes de clustering 28

Chapitre 03

Tableau 3.1 : Les avantages et les inconvénients des Modèles de Markov Cachées .....**Erreur ! Signet non défini.**

Liste des Acronymes

HMM: Modèle de Markov caché.

RGB: Rouge, vert, bleu.

l'IRM:L'imagerie par résonance magnétique.

R.V.B : Rouge, Vert et Bleu.

Pixel : Picture element.

FFT: La transformation de Fourier rapide.

$\boldsymbol{x, y}$: Coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

f $(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ **:** Niveau de gris en ce point.

K-PPV:L'algorithme des k plus proches voisins.

Introduction Générale

Le traitement d'images est une branche de l'informatique et des mathématiques appliquées qui analyse les images numériques et leurs modifications afin d'améliorer leur qualité ou d'en extraire des informations. Il est important dans pratiquement tous les domaines d'améliorer leur qualité ou d'en extraire des informations. Pratiquement tous les secteurs où la recherche automatique d'informations dans les photographies est une difficulté Il existe une demande d'informations dans les photographies.

La classification est une activité mentale qui intervient fréquemment dans la vie courante. En effet, les objets sont souvent répertoriés par rapport à des classes ou des catégories auxquelles ils sont censés appartenir. Cette appartenance est, la plupart du temps, vague et/ou graduelle. Des modificateurs linguistiques tels que très, trop, assez, insuffisamment, traduisent l'incertitude que l'on peut rencontrer concernant les caractéristiques ou les propriétés de certaines entités.

La classification des images consiste à répartir systématiquement des images selon des classes établies au préalable, classer une image lui fait correspondre une classe, marquant ainsi sa parenté avec d'autres images. En général reconnaître une image est une taché aisée pour un humain au fil de son existence, il a acquis des connaissances qui lui permettent de s'adapter aux variations qui résultent de conditions différents d'acquisition.il lui est par exemple relativement simple de reconnaître un objet dans plusieurs orientations partiellement caché par un autre de près ou de loin et selon diverses illuminations.

Les approches précédentes de la reconnaissance faciale incluent la géométrie méthodes basées sur les fonctionnalités, méthodes basées sur les modèles, et plus récemment le modèle de Markov caché (HMM) – basé méthodes. Cette dernière approche exploite le fait que les caractéristiques faciales les plus significatives d'une image de face frontale se produisent dans un ordre naturel, de haut en bas, même si les images subissent de petites rotations dans le plan image, et/ou rotations dans le plan perpendiculaire au plan image. Par conséquent, l'image d'un visage peut être modélisée à l'aide d'une image unidimensionnelle.

Le but de notre travail est de reconnaître rapidement et efficacement les visages humains, c'est pourquoi nous nous sommes appuyés sur l'un des Modèles de Markov Cachés qui est le HMM (Modèle de Markov Caché).

Ce mémoire s'articule autour de quatre chapitres qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail.

Le premier chapitre est une généralité sur le traitement d'images, il présente la définition de quelques concepts fondamentaux tels que la numérisation, codification d'une image numérique, luminance, contraste, contour, texture, etc. Ensuite nous avons présentés dans le deuxième chapitre les notions de la classification ainsi que leurs intérêts dans le domaine d'imagerie et on a parlé aussi sur les types de classification Et on va bien détailler quelques algorithmes de classification non supervisée et supervisée.

Dans le troisième chapitre on a présenté le HMM (Modèle de Markov Caché) et le quatrième chapitre est la partie des simulations et résultats, nous terminons ce travail par une conclusion générale.

Chapitre 01 :

Généralité sur le traitement d'images

1.1. **Introduction**

L'image est en train de devenir l'un des moyens les plus essentiels de communication entre les personnes. Il s'agit d'un mode de communication universel au contenu riche qui permet à des personnes d'âges et de cultures différents de communiquer entre elles. C'est également le moyen de communication le plus efficace, car chaque personne peut interpréter l'image à sa manière, se forger une impression et en extraire des informations spécifiques.**[1]**

Le traitement d'images est un ensemble de méthodes et de techniques qui opèrent sur des images afin d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations utiles pour diverses applications telles que la reconnaissance, la classification, etc.

1.2. **Historique**

Le traitement d'images a fait l'objet de premières recherches dans les années 1920 pour la transmission d'images sur le câble sous-marin New York-Londres. Maynard D. Macfarlane et Harry G. Bartholomew ont été les premiers à utiliser le balayage d'images et la compression de données pour envoyer des télécopies de Londres à New York. Le temps de transfert est ainsi réduit de moitié, passant de plus d'une semaine à seulement trois heures. Après cela, jusqu'à la période d'après-guerre, il n'y a pas d'évolution substantielle.**[2]**

David Marr a été la première personne à codifier la détection exacte des bords en 1980. Au cours des années 1980, le traitement des images et, en particulier, la compréhension des images par des systèmes experts, sont devenus extrêmement populaires. Les ambitions étaient bien trop élevées, ce qui rend l'échec d'autant plus douloureux.

Tout au long des années 1990, les opérateurs ont continué à s'améliorer. Le traitement d'images est très demandé dans la recherche médicale pour améliorer les diagnostics effectués à l'aide de diverses modalités d'imagerie médicale, dont la plus populaire est l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Grâce au logiciel Photoshop, les publicitaires et finalement le grand public se sont familiarisés avec la retouche d'images, et le traitement d'images à des fins esthétiques est devenu courant avec l'introduction d'autres logiciels spécialisés (The Gimp, Paint Shop Pro). Enfin, la décennie s'achève avec la manie des ondelettes et des images multimodales.

1.3. **Définition - Que signifie le traitement d'image?**

Le traitement d'image est un terme assez large dans l'informatique moderne qui fait référence à l'utilisation de divers moyens pour traiter ou améliorer les images. De nombreuses définitions de ce terme spécifient des opérations mathématiques ou des algorithmes comme outils pour le traitement d'une image.**[3]**

1.4. **La numérisation**

Le processus consistant à transformer une image analogique (avec une distribution continue des intensités lumineuses dans un plan (xOy) en une image représentée par une matrice de points ou de valeurs numériques $f\ (x, y)$, parfois appelés pixels, est connu sous le nom de numérisation.

x, y : Coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$f\ (x, y)$: Niveau de gris en ce point**.[4]**

1.5. **Définition d'une image numérique**

Image : Une image est une représentation visuelle de quelque chose (objet, être vivant, concept…).

Numérique : Se dit des techniques qui permettent de produire, de stocker et de traiter des informations informatiquement, au moyen de chiffres sous forme binaire. L'image numérique : Se représente sous la forme d'un tableau à deux dimensions contenant des valeurs entières.**[5]**

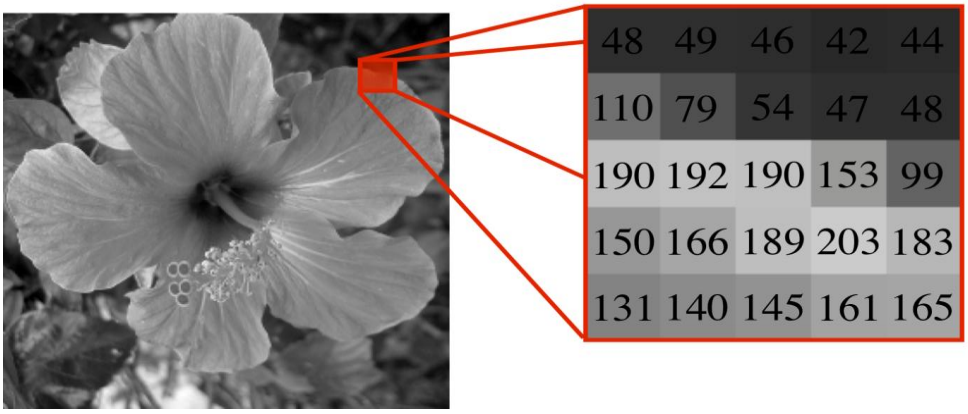


figure.1.1:image numérique .

1.6. **Les Types d'images**

Nous distinguons quatre types d'images **[6]** :

1.6.1. Image binaire

C'est soit blanc, soit noir pour chaque pixel. Comme chaque pixel n'a que deux valeurs, un seul bit est utilisé pour le coder.

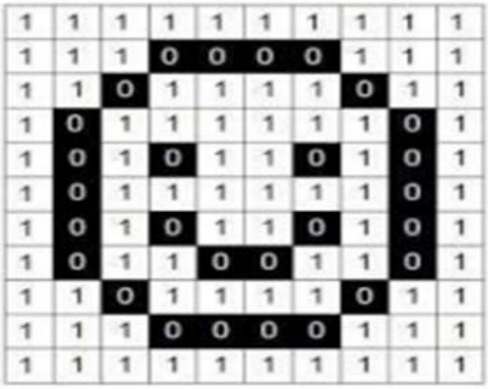


***figure.1.2: Exemple d'une image binaire.*[7]**

1.6.2. Image en niveaux de gris

Chaque pixel représente un niveau de gris, qui va de 0 (noir) à 255 (blanc). Chaque pixel est codé sur huit bits avec cette gamme de valeurs (un octet). La reconnaissance de la plupart des éléments d'une scène peut généralement se faire avec 256 niveaux de gris.

***figure.1.3: Exemple d'une image en niveaux de gris.*[8]**

1.6.3. Image couleur (ou RGB)

La quantité de rouge (R), de vert (G) et de bleu (B) dans chaque pixel détermine sa couleur (B). Chacune de ces trois composantes est codée entre 0 et 255, ce qui donne un total de 255^3 = 16 777 216 couleurs différentes. Un pixel est codé sur 24 bits.

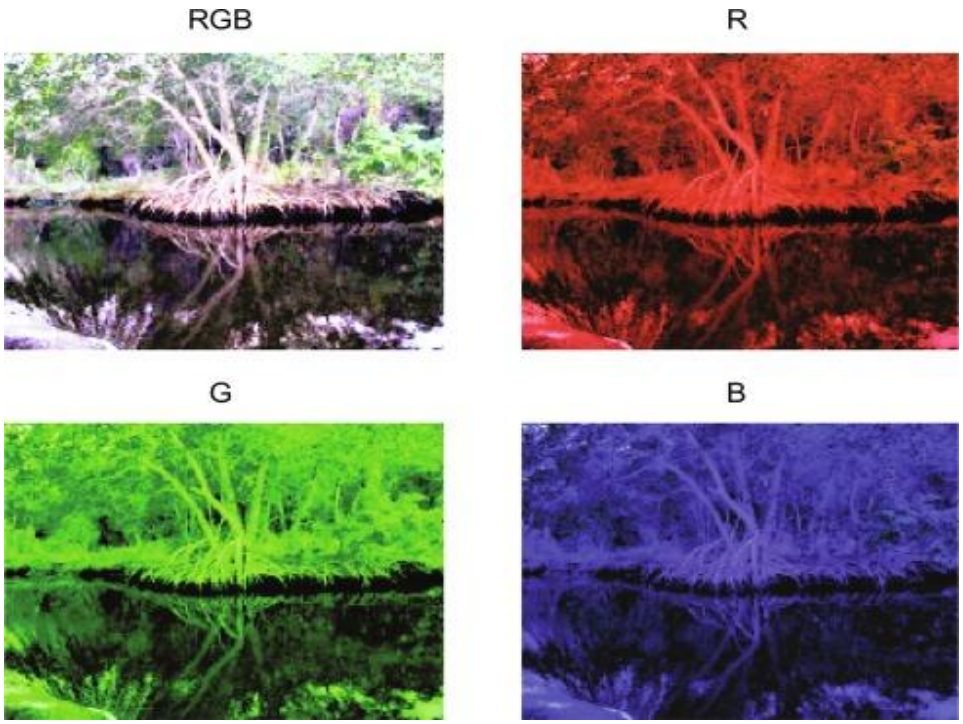


***figure.1.4: Exemple d'une image couleur.*[9]**

1.7. **Traitement d'images**

Le traitement d'image fait référence aux étapes franchies par une image avant son achèvement. Dans des domaines tels que la photographie professionnelle et la publicité, le traitement d'image peut décrire le montage et la segmentation d'une image par une photographie ou une illustration avant de produire l'effet approprié. Toutefois, lorsque ce terme est utilisé dans des domaines tels que la robotique ou l'informatique, il est souvent utilisé pour décrire la vision par ordinateur, un processus par lequel un ordinateur reconnaît les images du monde réel. La plupart des cours de traitement d'images font partie de programmes académiques. Toutefois, ils peuvent également faire partie de programmes de développement professionnel conçus pour les professionnels actifs qui souhaitent en savoir plus sur les nouvelles technologies et pratiques.

Lorsque les cours de traitement de l'image sont suivis par des professionnels de la création qui souhaitent travailler dans la photographie ou le design, ils peuvent être hébergés dans des écoles de graphisme ou des écoles d'art. Les cours présentent aux étudiants des méthodes pour améliorer la résolution et l'apparence générale d'une image.

Ils apprennent également aux étudiants comment modifier les images pour mieuxtransmettre certains messages. Par exemple, un professionnel de la création publicitaire en herbe peut apprendre à mettre en valeur des idées courantes en marketing.**[10]**

1.8. Caractéristiques d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants: **[11]**

1.8.1. Dimension

Il s'agit de la taille de l'image, Celle-ci prend la forme d'une matrice, dont les éléments (pixels) sont des valeurs numériques représentant l'intensité lumineuse. Le nombre total de pixels d'une image est calculé en multipliant le nombre de lignes par le nombre de colonnes de cette matrice.

1.8.2. Résolution

Il s'agit du degré de clarté ou de finesse des détails atteint par un écran ou une imprimante lors de la création d'images. Le nombre de pixels par unité de mesure sur un écran d'ordinateur est appelé résolution (pouce ou centimètre). Le nombre total de pixels qui peuvent être affichés horizontalement ou verticalement sur un moniteur est également appelé résolution ; plus ce nombre est élevé, plus la résolution est grande.

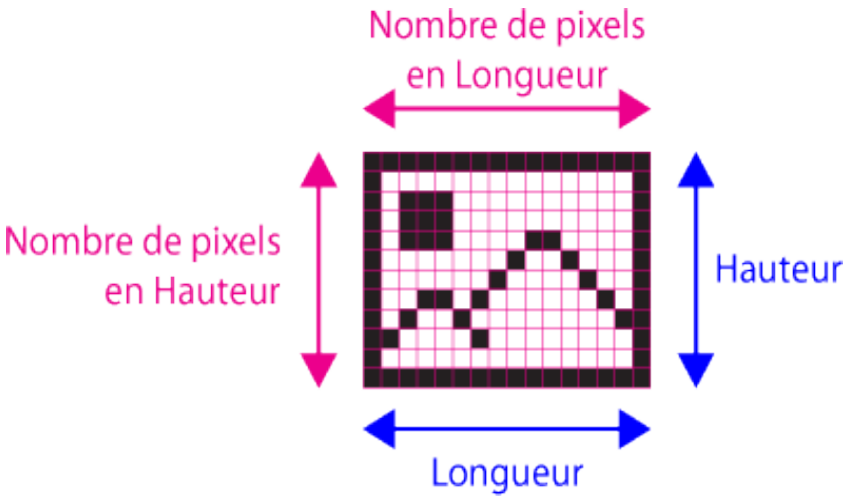


***figure.1.5: Résolution d'image.*[12]**

1.8.3. Bruit

L'éclairage des équipements optiques et électroniques du capteur provoque du bruit (parasite) dans une image, qui se définit comme un phénomène de variation brutale de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins.

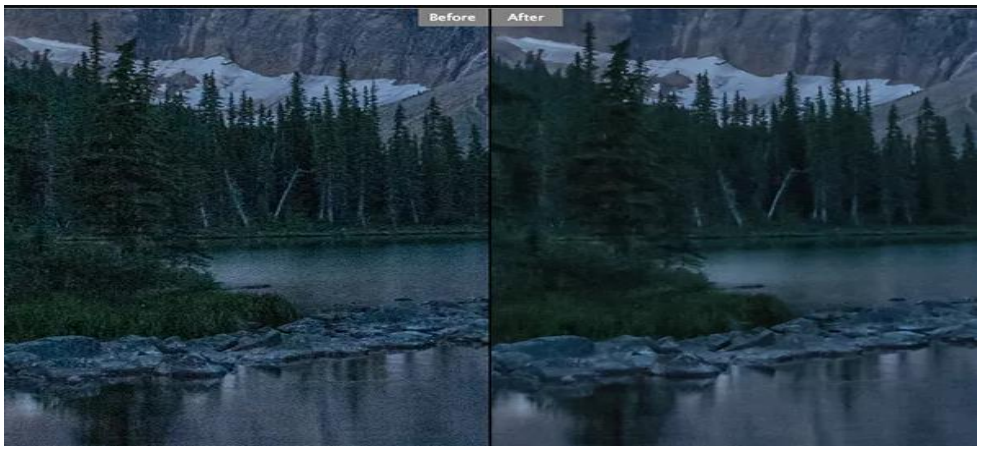


figure.1.6L'image avec et sans son bruit .

1.8.4. Histogramme

La fréquence de présence de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image est donnée par l'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image. Il fournit de nombreuses informations sur la répartition des niveaux de gris (couleur) et permet d'observer dans quelles limites se répartissent la majorité des niveaux de gris (couleur) dans le cas d'une image trop claire ou trop sombre.

Elle peut être utilisée pour améliorer la qualité d'une image (Image Enhancement) en y apportant quelques modifications afin d'en extraire des informations pertinentes. Pour réduire l'erreur de quantification, comparer deux photos prises dans des conditions d'éclairage différentes, ou évaluer des attributs particuliers de l'image. Modifie fréquemment l'histogramme associé.

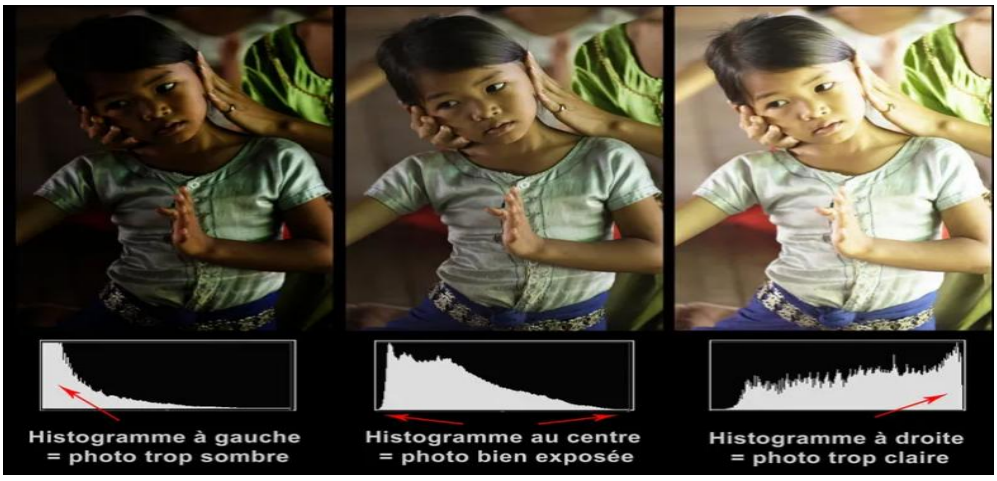


*figure.1.7: Histogramme d'une image.***[13]**

1.8.5. Luminance

Elle désigne la luminosité des points de l'image. Elle est également définie comme le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par sa surface apparente. Pour un observateur éloigné, le mot luminance est utilisé à la place du mot éclat, qui correspond à la luminosité d'un objet. Les caractéristiques suivantes définissent une bonne luminance :

- les photos ayant un aspect brillant (luisant) ;

- les images ayant une bonne plage de contraste : évitez les images dont la plage de contraste penche vers le blanc ou le noir ; ces images perdent de leur clarté dans les endroits sombres ou lumineux.

- Il n'y a pas de parasites.

1.8.6. Contraste

Il s'agit du contraste net entre deux portions visuelles, plus précisément entre les zones sombres et claires de l'image. Le contraste est déterminé par les luminances de deux zones de l'image. Le contraste C est défini par le rapport : Si L1 et L2 sont les degrés de luminosité de deux zones environnantes A1 et A2 d'une image, respectivement, le contraste C est défini par le rapport :

$$C=\frac{L1-L2}{L1+L2} \qquad (1.1)$$

***figure.1.8:image avec contraste différent.*[14]**

1.8.7. Images à niveaux de gris

Le niveau de gris est l'intensité de la lumière à un endroit spécifique. La couleur d'un pixel peut aller du noir au blanc, avec un nombre fini de niveaux intermédiaires entre les deux. Pour représenter les photos en niveaux de gris, nous pouvons attribuer à chaque pixel de l'image une valeur qui correspond à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise entre 0 et 255, par exemple. Par conséquent, chaque pixel est représenté par un octet plutôt que par un bit. Pour ce faire, le matériel utilisé pour afficher l'image doit être capable de produire les différents niveaux de gris requis.

Le nombre de niveaux de gris est déterminé par le nombre de bits nécessaires pour définir la "couleur" de chaque pixel. Plus ce nombre est important, plus le nombre de niveaux envisageables est grand.

***figure.1.9: images à niveaux de gris.*[15]**

1.8.8. Images en couleurs

Même si la possibilité d'afficher des images en noir et blanc est souvent avantageuse, les applications multimédia utilisent presque toujours des graphiques en couleur. Les couleurs sont représentées de la même manière que les images monochromes, à quelques exceptions près. Il est vrai que l'étape initiale consiste à choisir un modèle de représentation. Les couleurs peuvent être représentées par leurs composants fondamentaux. Les systèmes qui émettent de la lumière (écrans d'ordinateurs, etc.) fonctionnent sur le principe de la synthèse additive, ce qui signifie que les couleurs sont constituées d'un mélange de rouge, de vert et de bleu (modèle R.V.B.).

1.9. Les étapes du système de traitement d'image

Les différentes transformations qu'on trouve dans un système de traitement d'image passe par quatre niveaux :**[4]**

(Niveau 0) Représentation de l'image :

- L'acquisition d'une image est nécessaire.

- Conversion d'une image analogique en une image numérique (numérisation).

- Compression de l'image pour faciliter le stockage et la transmission.

Transformation d'une image en une autre (niveau 1) :

- Amélioration de la qualité de l'image par le rehaussement et la restauration (faible contraste, bruit, flou).

- La segmentation consiste à déterminer les contours ou les sections d'une image.

Transformation d'une image en un paramètre (niveau 2) :

- L'extraction et le suivi de formes.

- La description de l'image.

L'étape du paramètre à la décision (niveau 3) est la suivante :

- Reconnaissance des formes.

- Contextualisation.

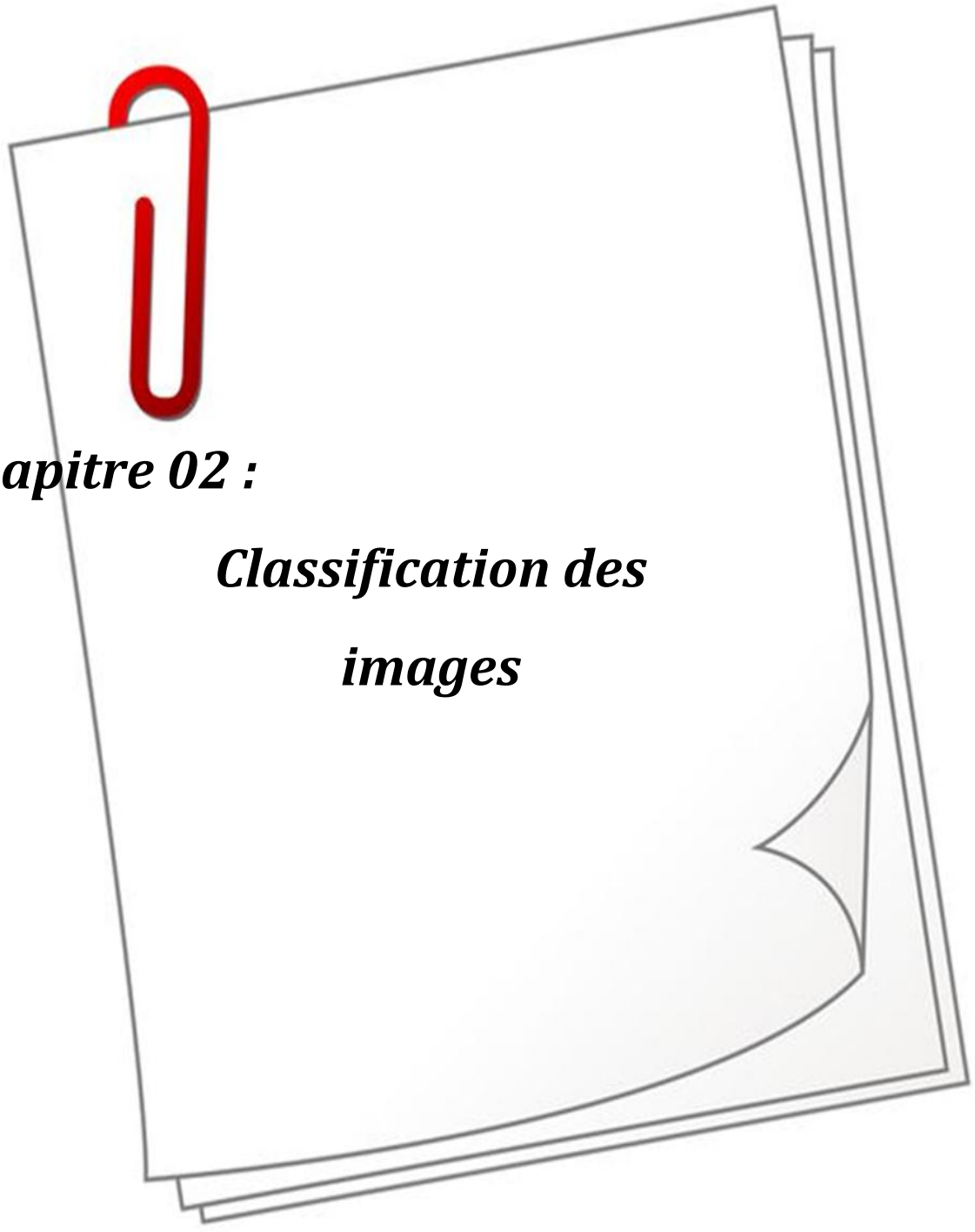
1.10. Domaines d'application Le traitement d'images

Posé de l'aspect multidisciplinaire. On trouve ses applications dans des domaines très variés tels que les télécommunications (T.V., vidéo, publicité,...), la médecine (radiographie, ultrasons,...), biologie, astronomie, géologie, l'industrie (robotique, sécurité), la météorologie, l'architecture, l'imprimerie, l'armement (application militaire). De nouvelle applications pratiques sont possibles aujourd'hui et touchent tous les domaines d'activités, tels que : métiers du spectacle, de la radio, créations artistiques,...**[4]**

1.11. **Conclusion**

Le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dont le but est de rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations utiles.

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents concepts liés à l'image numérique, on a parlé sur les types d'une image, ces caractéristiques et quelques formats d'images, on a expliqué aussi et finalement nous avons présenté quelques traitements d'images usuels.



Chapitre 02 :

Classification des images

2.1 Introduction

La classification est une action mentale courante dans la vie quotidienne. Les objets sont fréquemment catégorisés et répertoriés en référence aux classes ou catégories auxquelles ils sont censés appartenir. La plupart du temps, ce sentiment d'appartenance est flou et/ou progressif. Très, trop, raisonnablement, insuffisamment, et d'autres modificateurs linguistiques montrent l'incertitude que l'on peut éprouver en décrivant les attributs ou les propriétés d'objets particuliers.**[16]**

2.2 La classification :

La reconnaissance des formes est utilisée dans le processus de classification. Il s'agit de la relation entre une scène d'une image se manifestant généralement par leurs valeurs radiométriques et des classifications connues a priori ou non par l'utilisateur en télédétection. Les fonctions discriminantes sous forme de règles de décision ou de distances géométriques effectuent la mise en correspondance.**[17]**

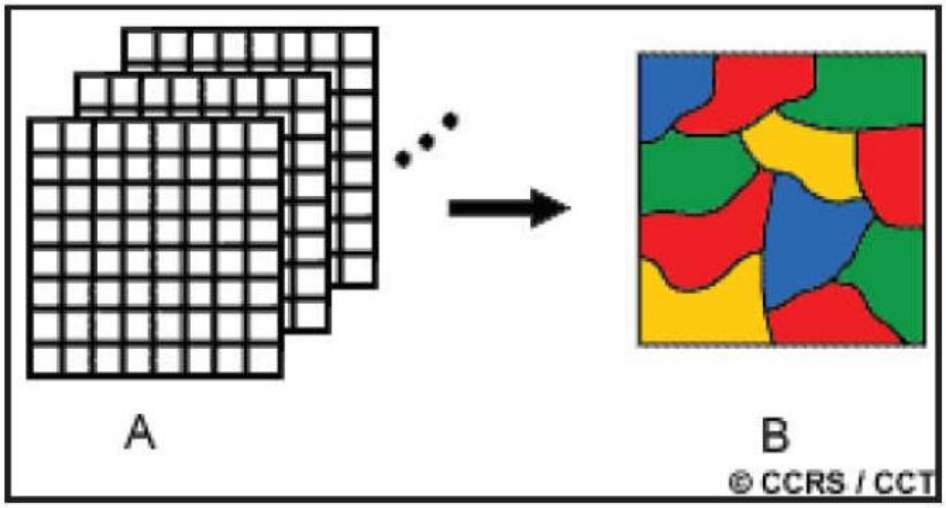


figure2.1: Principe de classification

2.2Les motivations de la Classification des images [18]

La catégorisation des images consiste à répartir systématiquement les images dans des classes préalablement définies. Lorsqu'une image est classée, elle est affectée à une classe, indiquant son lien avec d'autres images. En général, la reconnaissance d'une image est une tâche simple pour un être humain puisqu'il a acquis des connaissances qui lui permettent de s'adapter aux changements qui découlent des différents paramètres d'acquisition. Par exemple, reconnaître un objet dans de nombreuses orientations,

partiellement obscurci par un autre, de près ou de loin, et sous différents éclairages est assez simple.

Cependant, au fur et à mesure que les technologies d'acquisition (microscopes, caméras, capteurs) et de stockage d'images progressent, des bases de données riches en informations sont créées, multipliant les domaines d'application, rendant difficile l'analyse par l'homme de ce grand nombre d'images. Le temps nécessaire, le caractère répétitif de la tâche et la concentration requise sont autant de problèmes. Cette tâche n'est cependant pas toujours simple pour un programme informatique qui traite une image comme une collection de données numériques.

L'objectif de la classification d'images est de créer un système capable de donner automatiquement une classe à une image. Par conséquent, cette technologie permet à un humain d'effectuer une tâche experte qui serait autrement coûteuse à acquérir en raison de limites physiques telles que la concentration, la lassitude ou le temps requis par un vaste volume de données visuelles.

La catégorisation automatique d'images a un large éventail d'utilisations, de l'analyse de documents à la médecine et à l'armée. La reconnaissance des cellules et des tumeurs, ainsi que la reconnaissance de l'écriture manuscrite pour les chèques et les codes postaux, sont des exemples d'utilisations médicales. Dans le domaine urbain, par exemple, la reconnaissance des panneaux de signalisation, la reconnaissance des piétons, la détection des véhicules et la reconnaissance des bâtiments pour aider à leur localisation. La reconnaissance du visage, des empreintes digitales et de l'iris sont des exemples de biométrie. Toutes ces applications ont un point commun : elles nécessitent toutes la création d'une chaîne de traitement à partir des images disponibles, qui se compose de nombreuses étapes afin d'offrir une décision de sortie. Chaque phase de la mise en œuvre d'un tel système de classification, à savoir la phase d'extraction de caractéristiques et la phase d'apprentissage, nécessite la recherche d'approches acceptables pour une performance globale optimale. Dans la plupart des cas, nous disposons de données images dont nous devons extraire des informations pertinentes sous forme de vecteurs numériques. Cette phase d'extraction nous permet de travailler dans un environnement numérique. Ensuite, dans la phase d'apprentissage, nous devons développer une fonction de décision basée sur ces données initiales afin de déterminer si les données entrantes appartiennent à l'une des classes actuelles.

2.3 Etapes de création d'un système de classification d'image

Les étapes suivantes constituent un système de classification automatique d'images : L'acquisition des images ; le prétraitement pour "nettoyer" les images ; la phase d'extraction des caractéristiques, qui utilise des opérateurs discriminants ou des descripteurs pour décrire les informations pertinentes contenues dans l'image ; et la phase d'apprentissage, qui construit une frontière de décision pour identifier la classe d'une image présentée à l'entrée du système. Ces trois phases sont cruciales dans le développement du système de classification. Les différentes mesures à suivre pour respecter ces trois phases sont représentées dans la (figure 2.2), et nous les approfondirons dans les sections suivantes **: [18]**

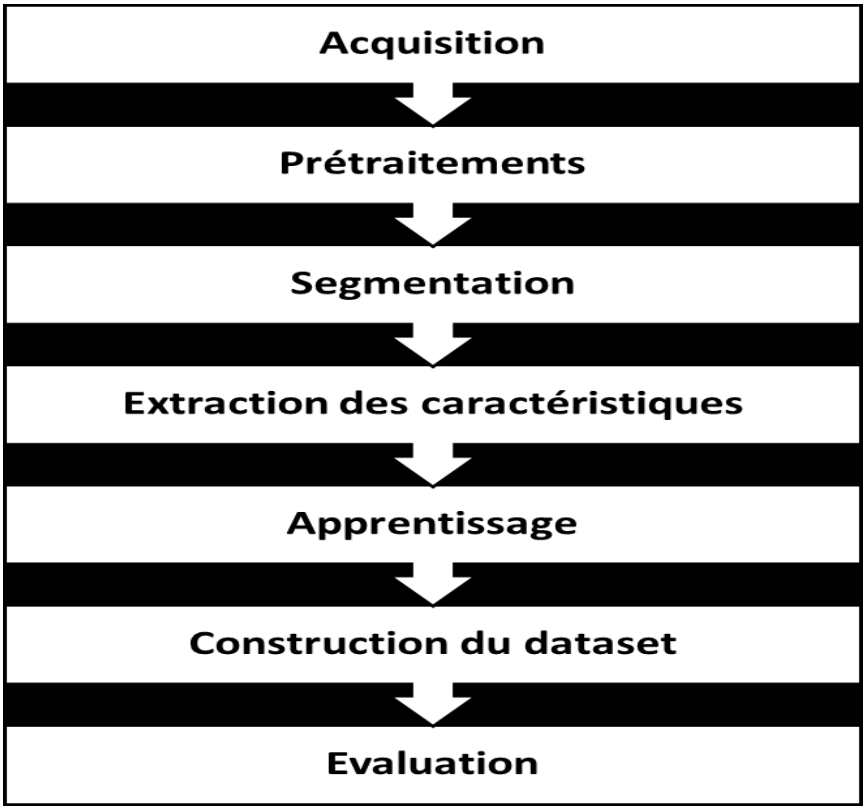


figure2.2: Etapes de création d'un système de classification

2.4 Classification des images et les réseaux de neurones

Le problème avec la méthode traditionnelle d'identification des images est qu'un extracteur de caractéristiques décent est extrêmement difficile à créer et doit être développé pour chaque nouvelle application. C'est là que l'apprentissage profond entre en jeu. Il s'agit d'une classe d'algorithmes dont les idées sont connues depuis la fin des

années 1980, mais dont l'application n'a gagné en popularité que récemment, en gros depuis 2012.

Le concept est simple : le système entraînable est composé d'une séquence de modules, chacun d'entre eux représentant une étape de traitement. Chaque module est entraînable, avec des paramètres qui sont similaires aux poids d'un classificateur linéaire. Du début à la fin, le système est entraîné : à chaque exemple, tous les paramètres de tous les modules sont modifiés pour rapprocher la sortie du système du résultat souhaité. Le qualificateur profond est dérivé de la superposition séquentielle de ces composants. Pour entraîner le système de cette manière, nous devons d'abord déterminer dans quelle direction et de combien le paramètre de chaque module doit être ajusté. Pour ce faire, il faut déterminer un gradient, c'est-à-dire la quantité dont l'erreur de sortie augmentera ou diminuera lorsque le paramètre est modifié d'une quantité spécifique pour chaque paramètre ajustable. L'approche de rétro propagation, utilisée depuis le milieu des années 1980, est utilisée pour calculer ce gradient.

Dans sa forme la plus basique, une architecture profonde est un réseau multicouche d'éléments simples couplés par des poids entraînables, comparables à des classificateurs linéaires. C'est ce que l'on appelle un réseau neuronal multicouche.

Quelle est la signification du terme "neurone" ? Dans un modèle trop simplifié des neurones du cerveau, ceux-ci calculent une somme pondérée et activent leur sortie lorsqu'elle dépasse un certain seuil. L'efficacité des synapses, ou le poids des connexions entre les neurones, se modifie sous l'effet de l'apprentissage. Un réseau neuronal est un modèle conceptuel ou fonctionnel des circuits du cerveau, plutôt qu'un modèle précis du câblage du cerveau. Le cerveau inspire le réseau neuronal de la même manière que l'oiseau inspire l'avion.

Les architectures profondes ont l'avantage de pouvoir apprendre à représenter le monde de manière hiérarchique. Il n'est pas nécessaire de concevoir un extracteur de caractéristiques manuellement, car toutes les couches peuvent être entraînées. Cela sera pris en charge lors de l'apprentissage. De plus, les premières couches extrairont des informations simples (la présence de contours), qui seront combinées par les couches suivantes pour construire des concepts de plus en plus compliqués et abstraits : assemblage de contours en motifs, motifs en parties d'objets, parties d'objets en objets, et ainsi de suite.**[19]**

2.5Classification des images et l'apprentissage machine :

Les architectures profondes ont l'avantage de pouvoir apprendre à représenter le monde de manière hiérarchique. Il n'est pas nécessaire de concevoir un extracteur de caractéristiques manuellement, car toutes les couches peuvent être entraînées. Cela sera pris en charge lors de l'apprentissage. De plus, les premières couches extrairont des informations simples (la présence de contours), qui seront combinées par les couches suivantes pour construire des concepts de plus en plus compliqués et abstraits : assemblage de contours en motifs, motifs en parties d'objets, parties d'objets en objets, et ainsi de suite.

Comment une machine peut-elle convertir la séquence de chiffres d'un signal sonore en mots tout en ignorant le bruit ambiant, l'accent du locuteur et les particularités de sa voix ? Lorsque l'apparence d'un chien ou d'une chaise, ainsi que des éléments qui les entourent, peut fluctuer à l'infini, comment une machine peut-elle identifier un chien ou une chaise dans la table des nombres d'une image ?

Il est presque impossible de développer un programme qui fonctionne de manière fiable en toutes circonstances. L'apprentissage machine (également appelé apprentissage automatique) peut y contribuer. C'est l'apprentissage qui alimente tous les systèmes des grandes entreprises de l'internet. Ils l'utilisent depuis longtemps pour filtrer les éléments indésirables, organiser les résultats de recherche, faire des suggestions et sélectionner les informations pertinentes pour chaque utilisateur.

Un système entraînable peut être vu comme une boite noire avec une entrée, par exemple une image, un son, ou un texte, et une sortie qui peut représenter la catégorie de l'objet dans l'image, le mot prononcé, ou le sujet dont parle le texte. On parle alors de systèmes de classification ou de reconnaissance des formes.

Dans sa forme la plus utilisée, l'apprentissage machine est supervisé: on montre en entrée de la machine une photo d'un objet, par exemple une voiture, et on lui donne la sortie désirée pour une voiture. Puis on lui montre la photo d'un chien avec la sortie désirée pour un chien. Après chaque exemple, la machine ajuste ses paramètres internes de manière à rapprocher sa sortie de la sortie désirée. Après avoir montré à la machine des milliers ou des millions d'exemples étiquetés avec leur catégorie, la machine devient capable de classifier correctement la plupart d'entre eux. Mais ce qui est plus

intéressant, c'est qu'elle peut aussi classifier correctement des images de voiture ou de chien qu'elle n'a jamais vues durant la phase l'apprentissage. C'est ce qu'on appelle la capacité de généralisation.

Jusqu'à présent, les systèmes de reconnaissance d'images étaient constitués de deux composants : Un extracteur de caractéristiques et un classificateur de base pouvant être formé. L'extracteur de caractéristiques est "programmé à la main" et il convertit le tableau d'entiers de l'image en une séquence de nombres, appelée vecteur de caractéristiques, dont chacun indique la présence ou l'absence d'un motif de base dans l'image. Le classificateur linéaire est un type typique de classificateur qui reçoit ce vecteur. Ce dernier calcul un total pondéré des caractéristiques en multipliant chaque nombre par un poids (positif ou négatif) avant de les additionner. La classe est reconnue si le montant dépasse un certain seuil.

Les poids servent de "prototype" pour la classe à laquelle le vecteur de caractéristiques est comparé. Les poids des classificateurs de chaque classe sont différents et sont ajustés tout au long de la formation. Les premiers algorithmes de classification linéaire entraînables ont été développés à la fin des années 1950 et sont toujours utilisés aujourd'hui. Perceptron ou régression logistique sont les termes utilisés pour les décrire.**[20]**.

2.6 Méthode de Classification[21]

Afin de trouver des caractéristiques d'image discriminantes, nous appliquons une première étape de calcul d'un grand nombre de différentes caractéristiques d'image, à partir desquelles les caractéristiques les plus informatives sont ensuite sélectionnées. Pour extraction de caractéristiques d'image, nous utilisons les algorithmes suivants, décrits plus en détail dans (Orlov et al., 2007):

- Fonctions de transformation de Radon (Lim, 1990), calculées pour les angles 0, 45, 90, 135 degrés, et chacune des séries résultantes est ensuite convoluée en un histogramme à 3 cases, fournissant un total de 12 caractéristiques d'image.
- Chebyshev Statistics (Gradshtein&Ryzhik, 1994) - Un histogramme à 32 cases d'un 1 × 400 vecteur produit par transformée de Chebyshev de l'image d'ordre N=20.
- Gabor Filters (Gabor, 1946), où le noyau se présente sous la forme d'une convolution avec une fonction harmonique gaussienne (Gregorescu, Petkov &

Kruizinga, 2002), et 7 différentes fréquences sont utilisées (1,2…,7), fournissant 7 valeurs de descripteur d'image.

- Histogrammes multi-échelles calculés à l'aide d'un nombre varié de bacs (3, 5, 7 et 9), comme proposé par Hadji dementriou, Grossberg&Nayar (2001), fournissant 3+5+7+9=24 descripteurs d'images.
- Les 4 premiers moments, de la moyenne, de l'écart type, de l'asymétrie et de l'aplatissement calculés sur image "rayures" dans quatre directions différentes (0, 45, 90, 135 degrés). Chaque ensemble de rayures est ensuite échantillonné dans un histogramme à 3 cases, fournissant $4 \times 4 \times 3 = 48$ descripteurs d'image.
- Caractéristiques de la texture Tamura (Tamura, Mori &Yamavaki, 1978) de contraste, la directionnalité et la grossièreté, de sorte que les descripteurs de grossièreté sont sa somme et sa Histogramme à 3 cases, fournissant 1+1+1+3=6 descripteurs d'image.
- Fonctionnalités Edge Statistics calculées sur le gradient de Prewitt (Prewitt, 1970), et inclure la moyenne, la médiane, la variance et l'histogramme à 8 cases de l'amplitude et les composantes directionnelles. Les autres caractéristiques de bord sont le nombre total de pixels de bord (normalisé à la taille de l'image), l'homogénéité de direction (Murphy et al., 2001), et la différence entre les cases d'histogramme de direction à un certain angle α et $\alpha + \pi$, échantillonné dans un histogramme à quatre cases.
- Statistiques d'objets calculées sur tous les 8 objets connectés trouvés dans le masque binaire Otsu de l'image (Otsu, 1979). Les statistiques calculées incluent le nombre d'Euler (Gray, 1971), et le minimum, le maximum, la moyenne, la médiane, la variance et un histogramme à 10 cases des zones d'objets et des distances entre les objets et le centre de gravité de l'image.
- Les caractéristiques de Zernike (Teague, 1979) sont les valeurs absolues des coefficients de Approximation polynomiale de Zernike de l'image, comme décrit dans (Murphy et al., 2001), fournissant 72 descripteurs d'images.
- Caractéristiques de Haralick (Haralick, Shanmugam&Dinstein, 1973) calculées sur la matrice de cooccurrence de l'image telle que décrite dans (Murphy et al., 2001), et contribuent 28 valeurs de descripteur d'image.

- Caractéristiques de Chebyshev-Fourier (Orlov el al., 2007) - Histogramme 32-bin du coefficients polynomiaux d'une transformée de Chebyshev – Fourier avec le polynôme le plus élevé ordre de N=23.

Étant donné que les caractéristiques d'image extraites des transformations des pixels bruts sont également informatives (Rodenacker&Bengtsson, 2003; Gurevich&Koryabkina, 2006; Orlov et al., 2008), image les descripteurs de contenu de cette expérience sont extraits non seulement des pixels bruts, mais aussi de plusieurs transformées de l'image et transformées de transformées. Les transformées d'image sont FFT, Ondelettes (Symlet 5, niveau 1) décomposition bidimensionnelle de l'image, et Chebyshev transformer. Une autre transformation qui a été utilisée est EdgeTransform, qui est simplement la magnitude composante du gradient de Prewitt de l'image, binarisée par le seuil global d'Otsu (Otsu, 1979).

Dans le procédé de classification d'image décrit, différentes caractéristiques d'image sont extraites de différentes transformations d'image ou transformations composées. Les caractéristiques de l'image qui sont extraites de toutes les transformations sont les statistiques et les caractéristiques de texture, qui incluent les 4 premiers moments, Haralick textures, histogrammes multi-échelles, textures Tamura et fonctionnalités Radon. Polynôme les fonctionnalités de décomposition, qui incluent les fonctionnalités de Zernike, les statistiques de Chebyshev et Chebyshev-Les coefficients du polynôme de Fourier sont également extraits de toutes les transformées, à l'exception de la Fourier et les transformées en ondelettes de la transformée de Tchebychev, et les transformées en ondelettes et de Tchebychev transformées de la transformée de Fourier. De plus, les caractéristiques de contraste élevé (statistiques de bord, objet statistiques et filtres de Gabor) sont extraites des pixels bruts. L'ensemble des fonctionnalités de l'image extraites de toutes les transformations d'image sont décrites dans la figure 1 et consistent en un total de 2633 descripteurs numériques de contenu d'image.

Bien que cet ensemble de fonctionnalités d'image fournisse une description numérique du contenu de l'image, toutes les caractéristiques de l'image sont supposées être également informatives, et certaines de ces caractéristiques sont attendues pour représenter le bruit. Afin de sélectionner les fonctionnalités les plus informatives tout en rejetant les fonctionnalités bruyantes, chaque caractéristique d'image se voit attribuer un simple score de Fisher (Bishop, 2006). Les vecteurs caractéristiques peuvent ensuite

être classés par une règle pondérée du plus proche voisin, de sorte que les poids des caractéristiques sont les scores de Fisher.

Le code source complet est disponible en téléchargement gratuit dans le cadre de la suite logicielle OME (Swedlow et al., 2003 ; Goldberg et al., 2005) sur www.openmicroscopy.org, ou sous forme de « tarball » sur

http://www.phy.mtu.edu/~lshamir/downloads/ImageClassifier.

2.7 Les types de classification

On a généralement le choix entre deux approches : la classification supervisée et non supervisée .

2.7.A La classification supervisée

L'objectif de la classification supervisée (également appelée classification ou classification inductive) est d'"apprendre". Elle implique la création d'une fonction qui attribue une ou plusieurs classes à chaque élément d'information. Cette méthode suppose qu'un expert attribue à l'avance des étiquettes à chaque donnée, ces étiquettes étant des classes d'appartenance.**[22]**

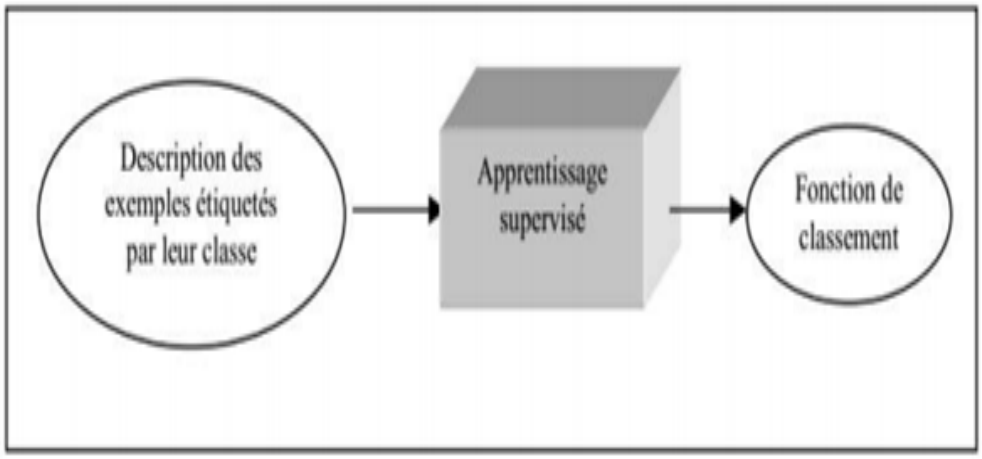


figure2.3: Classification supervisée .

2.7.A.1 Quelques algorithmes de classification supervisée[16]

2.7.A.1.1 Algorithmes de Bayes :

Ces techniques sont basées sur la théorie de Bayes, un fondement théorique des approches statistiques des problèmes de classification. Voici le postulat de base de cette théorie : Soit Xj un vecteur de forme avec une classe inconnue que l'on souhaite déterminer, soit Ci une hypothèse (Xj appartient à la classe Ci par exemple). Nous

souhaitons connaître P(Ci/Xj), qui est la probabilité que Ci soit vérifiée après observation de Xj. P(Ci/Xj) est la probabilité postérieure (après avoir connu Xj), alors que P(Ci) représente la probabilité a priori de vérification de Ci pour chaque vecteur de forme. En utilisant les probabilités P (Ci), P (Xj), et P (Xj/Ci), le théorème de Bayes fournit une méthode pour déterminer P(Ci/Xj).

$$\boldsymbol{P\left(\frac{C_i}{X_j}\right) = \frac{P(C_i)P\left(\frac{X_j}{C_i}\right)}{\sum_{K=1}^{c} P(C_k)P\left(\frac{X_j}{C_k}\right)} \forall i \in [1 \dots C]} \qquad \textbf{2. 1}$$

$P(Ci/Xj)$ est donc la probabilité d'appartenance de Xj à la classe Ci , P (Ci) la probabilité d'apparition de la classeCi (peut être calculée comme le rapport entre le nombre d'échantillons appartenant à la classe Ci et le nombre total d'échantillons). P (Xj/Ci) peut être considérée comme la probabilité d'apparence de chaque valeur des attributs de Xj dans les attributs des échantillons appartenant à la classe Ci. Alors l'algorithme cherche à déterminer pour chaque élément Xj la classe Ci qui maximise la probabilité de contenir cet élément.

2.7.A.1.2 Algorithmes K plus proche voisins (K-PPV)

L'algorithme des k-plus proches voisins (kNN) est une méthode de classification supervisée non paramétrique. Il est couramment utilisé dans [23]la segmentation d'images et la classification d'images en général. Il est basé sur la notion simple et intuitive de classification des personnes en fonction de leur lieu de résidence.

L'algorithme de *K Plus Proche Voisin* se base essentiellement sur les deux éléments principaux suivants :

1. le nombre de cas les plus proches (*K*) à utiliser et une métrique pour mesurer le plus proche voisin.

2. La valeur de *K* est spécifiée à chaque utilisation de l'algorithme puisqu'ildétermine le nombre de cas existants qui sont considérés pour prédire un nouveaucas.

Le K Plus Proche Voisinest basé sur le concept de distances. Une métrique est nécessaire pour déterminer les distances, cette dernière est à la fois importante car le choix de métrique influe beaucoup sur la qualité des prédictions et arbitraire du fait qu'il n'existe pas de définition préalable sur ce qui constitue une bonne métrique.

La méthode des *k* plus proches voisins repose sur le regroupement des pixels en fonction de leur voisinage : chaque point est affecté à la classe la plus représentée parmi ses *k* plus proches voisins. Cette méthode requiert l'établissement d'une règle de distance et la détermination du nombre de voisins à prendre en considération, ainsi qu'un ensemble d'apprentissage représentant les différentes classes.

2.7.A.1.3 Méthodes basées sur les réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones est constitué d'un certain nombre d'unités élémentaires (neurones) fortement interconnectés (neurones) fonctionnant en parallèle et organisée en couches avec un flux d'informations à anticipation. L'architecture du perceptron multicouche est organisée de la manière suivante: les signaux flux successivement dans les différentes couches de l'entrée à la couche de sortie. Les couches intermédiaires sont appelées couches cachées. Pour chaque couche, chaque unité élémentaire calcule un produit scalaire entre un vecteur de poids et le vecteur de sortie donné par la couche précédente. Une fonction de transfert est alors réalisée à la suite de faire une entrée pour la couche suivante. Les poids des connexions sont ajustés au cours du processus d'apprentissage pour obtenir la relation d'entrée/sortie désirée du réseau. De nombreux modèles de réseaux existent (réseaux de Hopfield, perceptrons multicouche, etc.),

Les méthodes de segmentation supervisée ,offrent l'avantage d'être plus rapides et plus reproductibles que les méthodes non supervisées. Toutefois, leur inconvénient est de rester très dépendant de la base d'apprentissage. C'est pourquoi il est intéressant de développer des algorithmes entièrement automatiques "*non supervisée*", qui présenteront l'avantage d'offrir un résultat reproductible et indépendant des actions de l'opérateur.**[16]**

2.7.B La classification non supervisée

La classification non supervisée (clustering) encore appelé apprentissage à partir d'observations ou découverte, consiste à déterminer une classification« sensée »à partir d'un ensemble d'objets ou de situations données (des exemples non étiquetés), ou bien est un outil très performant pour la détection automatique de sous-groupes pertinents (ou clusters) dans un jeu de données ou d'objet.

Les membres d'un même cluster doivent êtres similaires entre eux, contrairement aux membres des clusters différents (homogénéité interne et séparation externe).**[22] [24]**

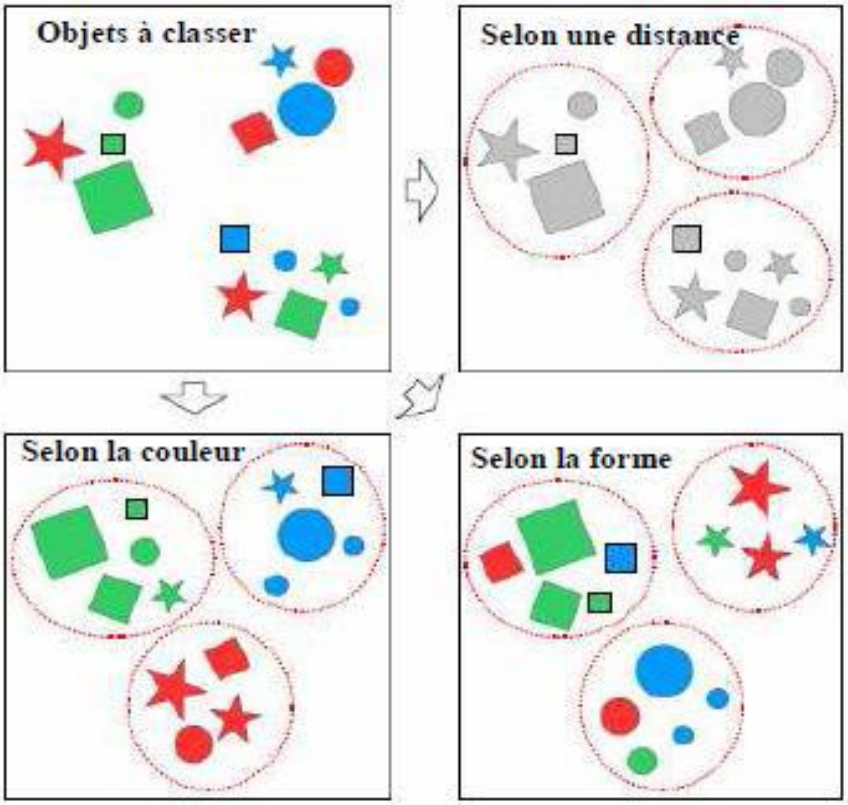


figure2.4 Classification non supervisée selon différents critères de similarité.[25]

2.7.B.1 Quelques algorithmes de classification non supervisée

Les méthodes de classification non supervisée peuvent être regroupées en cinq grandes catégories : les méthodes hiérarchiques, les méthodes de clustering par partitionnement, les méthodes basées sur la densité des objets dans leur espace de représentation, les méthodes basées sur le réseau de neurone et les méthodes probabilistes. Cette taxonomie est présentée dans le tableau suivant **[25] [26]**

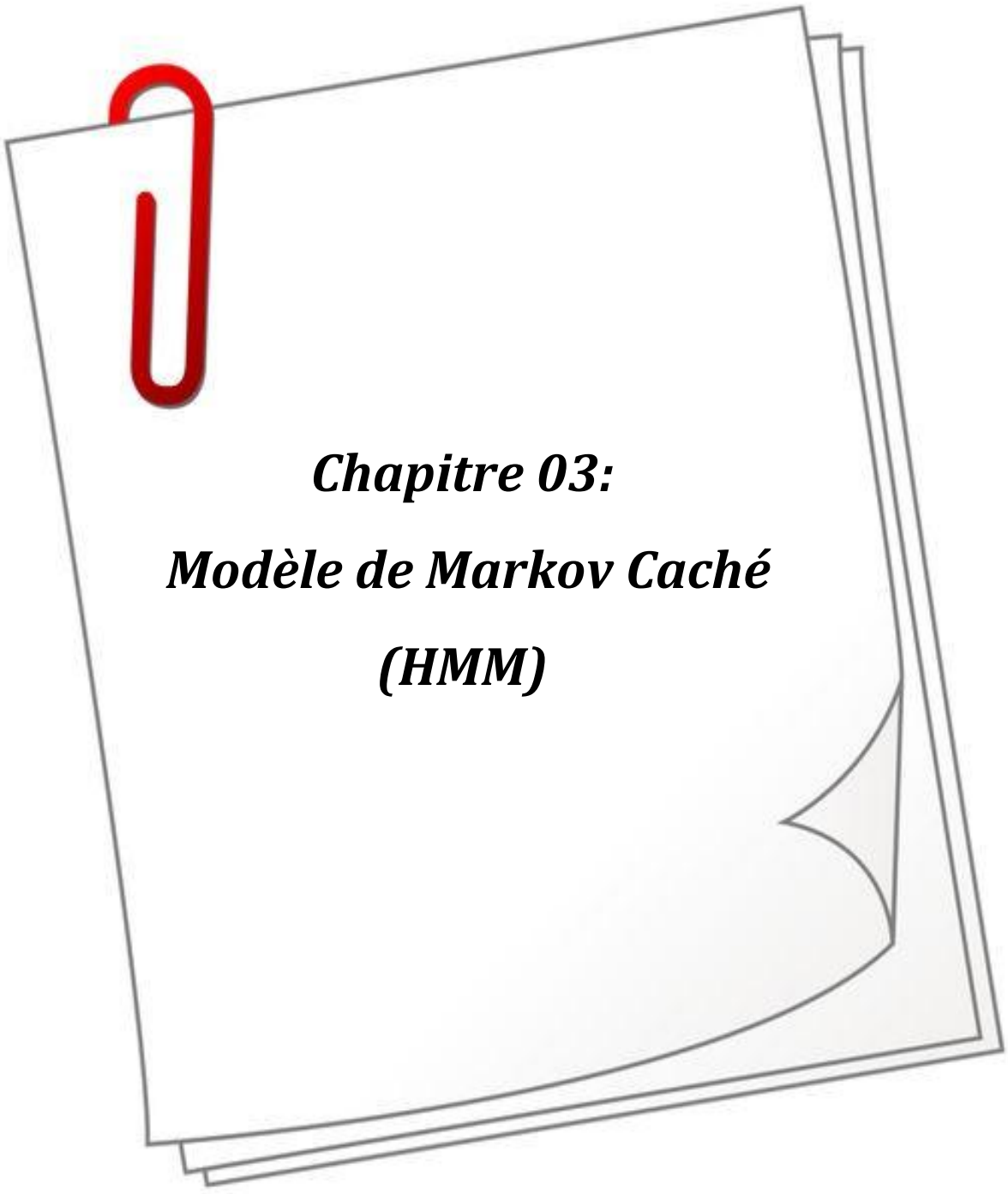
Les approches de classification non supervisée	Les algorithmes
Approche hiérarchique.	Classification hiérarchique ascendante CAH, Classification hiérarchique descendante CURE,BIRCH, l'algorithme

	de Ward, etc.
Approche par partitionnement.	IsoData, Fuzzy C-Means, Fast Global KMeans,K-Means++, etc.
Approche de clustering basé sur la densité.	Soustractive clustering, Denclust, Mean-scihft,Density based spatial clustering of applicationswith noise (DBSCAN), etc.
Approche de clustering basé sur le réseau de neurone.	Kohonen, Adaptive Resonance, etc.
Approche de clusteringprobabiliste.	Expectation maximisation (EM).

Tableau2.1: Taxonomie des méthodes de clustering.

2.8Conclusion

Nous avons consacré ce chapitre à la présentation des notions de la classification ainsi que leurs intérêts dans le domaine d'imagerie et on a parlé aussi sur les types de classification Et on va bien détailler Quelques algorithmes de classification non supervisée et supervisée.



Chapitre 03:

Modèle de Markov Caché (HMM)

3 Modèle de Markov Caché*(HMM)*

1.1. *Introduction*

Un système d'identification faciale peut être utilisé pour détecter l'emplacement des visages de déférentes scènes et les reconnaître comme l'un des visages stockés dans une base de données. Le système doit fonctionner dans une variété de conditions, telles que des éclairages variables et arrière-plans, et il doit être capable de gérer images faciales non frontales d'hommes et de femmes de déférentes âges et races.

Les approches précédentes de la reconnaissance faciale incluent la géométrie méthodes basées sur les fonctionnalités, méthodes basées sur les modèles, et plus récemment le modèle de Markov caché (HMM) – basé méthodes. Cette dernière approche exploite le fait que les caractéristiques faciales les plus significatives d'une image de face frontale se produisent dans un ordre naturel, de haut en bas, même si les images subissent de petites rotations dans le plan image, et/ou rotations dans le plan perpendiculaire au plan image. Par conséquent, l'image d'un visage peut être modélisée à l'aide d'une image unidimensionnelle.

HMM en attribuant chacune de ces régions à un état .Le HMM unidimensionnel a été étendupar Samarie à un pseudo HMM bidimensionnel en ajoutant un bloc marqueur à la fin de chaque ligne de l'image, et l'introduction d'un état de fin de ligne supplémentaire à la fin dechaque HMM horizontal pour préserver les deux dimensions structure des données.**[27]**

3.1 modèle de Markov caché (HMM)

Un modèle de Markov caché (HMM) est un modèle probabiliste bien établi, basé essentiellement sur une notion d'état du système à la base de tout HMM se trouve une chaîne de Markov modélisant (de manière probabiliste) les transitions du système entre un ensemble d'états internes. Chaque état de cette chaîne est associé à une distribution de probabilité particulière sur l'ensemble des résultats possibles (observations).

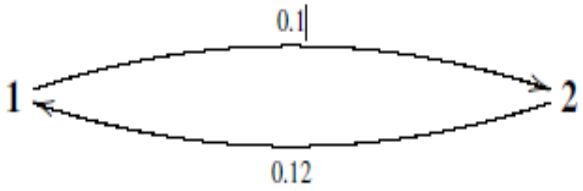
La sortie d'un HMM est une séquence de résultats où chaque résultat est échantillonné selon la distribution de probabilité de l'état sous-jacent**..[28]**

3.1.A Définition 1 (modèle de Markov caché)

Un modèle de Markov caché (discret) (HMM) est un tuple$(\lambda = Q, \pi, A, O, B)$où Q est un ensemble fini d'étatsπ; est une distribution sur Q la distribution initiale ; $A: Q \times Q \rightarrow [0\ ;\ 1]$ est la matrice de transition d'état, avec $A_{ij} = P\ (q_{t+1} = j\ |q_t =$

i) et P$\sum_{j\in Q} A_{ij} = 1$; O est un ensemble fini d'observations possibles ; et $B : Q \times O \rightarrow [0\,;\,1]$ est la matrice P de probabilité d'observation, avec $B_{ik} = P\,(o_t = k|q_t = i), \sum_{k\in O} B_{ik} = 1$.

Les HMMs offrent à la communauté de la confiance informatique plusieurs avantages évidents : ils sont largement utilisés dans les applications scientifiques, et sont équipés d'algorithmes efficaces pour calculer les probabilités d'événements et pour l'estimation des paramètres.



$\pi_1 = 0.5$ $\quad\quad$ $\pi_2 = 0.5$

$B(1, s) = 0.95$ $\quad O = \{s, f\}$ $\quad B(2, s) = 0.05$

$B(1, f) = 0.05$ $\quad\quad$ $B(2, f) = 0.95$

Figure3.1: Exemple de modèle de Markov caché.

Un HMM est une généralisation du modèle Beta. En effet, dans le contexte de la confiance informatique, la représentation du comportement d'un principal p par un HMM p fournit une distribution différente B_j sur O pour chaque état possible$j$ de$p$. Distribution différente B_j sur O pour chaque état possible j de$p$. En particulier, les états de $p$peuvent être vus comme une collection de modèles Bêta indépendants, dont les transitions sont gouvernées par la chaîne de Markov formée par et A, lorsque le principal $p$change d'état interne Selon la définition ci-dessus des HMM, la probabilité d'une séquence de résultats :

$h = o_1 o_2 \ldots o_n$, on donnée par un HMM λ est donnée par l'équation suivante.

$$p(h|\lambda) = \sum_{q_1 \ldots, q_n \in Q} \pi(q_1).B_{q_1 O_1}.A_{q_1 q_2}.B_{q_2 O_2} \ldots A_{q_{n-1} q_n}.B_{q_n O_n} 3.1$$

La probabilité ci-dessus est évaluée de manière efficace par un algorithme appelé l'algorithme avant-arrière. Une instance de cet algorithme, appelée instance forward, est basée sur l'évaluation inductive (au temps t) l'évaluation de la variable forward $\alpha_t(j) = P(o_1 o_2 \ldots o_t;\ q_t = j\ |\lambda)$, c'est-à-dire la probabilité conjointe que la

séquence partielle $o_1 o_2 \dots o_t$ soit observée et que l'état soit j à l'instant t La probabilité requise $P(h|\lambda\ )$ s'obtient alors comme suit :

$$\boldsymbol{P(h|\lambda) = \sum_{j \in Q} \alpha_n\,(j)}\textbf{3. 2}$$

On peut aussi obtenir$P(h|\lambda\ )$en utilisant l'instance arrière de l'algorithme, où la variable arrière$\beta_t(\,j) = P(o_{t+1} o_{t+2} \dots o_n;|\, q_t = j\,|\lambda)$, est évaluée (temps$t$) évaluée inductivement.

Un autre problème majeur des HMMs est de trouver le modèle qui maximise la probabilité ci-dessus d'une séquence h. Ce problème a été abordé par Baum et ses collègues probabilité d'une séquence h, dont les efforts ont abouti à l'algorithme de Baum-Welch Cet a l'algorithme estime itérativement les paramètres d'un HMM qui maximise la probabilité d'une séquence donnée de résultats h. une séquence donnée de résultats h. L'une des limites de cet algorithme est qu'il trouve un maximum local dans l'espace du modèle plutôt qu'un minimum local dans l'espace du modèle plutôt qu'un maximum global.

Lafigure3.2 montre un HMM à deux états sur l'ensemble d'observations$\{s, f\}$. Les deux états sont relativement stables. C'est-à-dire que la probabilité de réaliser les deux transitions 1 →2 et 2 →1 sont relativement faibles (0.1, 0.12 respectivement). De même, à l'état 1, il est très probable d'observer$s$ (avec une probabilité de 0.95), tandis qu'à l'état 2, il est très probable d'observer f (avec une probabilité de 0.95). Ce HMM décrit le comportement d'un principal stable dont l'état interne est peu susceptible de changer.

Dans le domaine de la confiance, nous remarquons que les modèles markoviens ont également été utilisés pour modéliser l'évolution de la confiance des utilisateurs de systèmes d'information collaboratifs. Cependant, dans notre travail, les HMMs modélisent le comportement du principal sur lequel la confiance est calculée.**[28]**

3.2 HMM pour la reconnaissance visage

Les HMM sont utilisés pour la modélisation stochastique des non-stationnaires séries chronologiques vectorielles. A ce titre, ils disposent d'une application immédiate et évidente dans le traitement de la parole applications, notamment la reconnaissance, où le signal d'intérêt est naturellement représenté comme un temps variable séquence d'estimations spectrales. De ce fait, une grande partie de le développement des HMMces dernières années a été fait dans le domaine de la parole. Un tutoriel complet décrivant

les HMM est donnée par Rabiner », et une bonne le traitement moderne de la reconnaissance vocale basée sur HMM est donnée par Rabiner et Juang ».**[29]**

3.3 Modèle HMM pour la reconnaissance faciale **[30]**

Le processus de reconnaissance est basé sur des vues de face. L'image du visage est divisée de haut en bas en sept régions : Cheveux, front, sourcils, yeux, nez, bouche et menton (Figure 3.2). Ceux-ci sont désignés comme les états cachés dans le Markov maquette. Supposons un bloc qui se déplace de haut en bas de la l'image du visage et à tout moment ce bloc montre l'un des sept Régions. Le bloc bouge en conséquence et il ne peut pas rater un état. Par exemple, si nous avons un bloc dans l'état "yeux", le l'état suivant ne peut être que "nez". D'où la probabilité de se déplacer d'un état à l'autre est de 50% et rester dans le même l'état est de 50%. L'état initial du système est toujours "cheveux" avec une probabilité de 1. Et l'état final du système est toujours "menton". Ainsi la distribution d'état initial (vecteur π) est :

Cheveux	F	E	Yeux	Nez	Bouche	Menton
π	1	0	0	0	0	0

La matrice de transaction A est :

	H	F	E	Yeux	N	M	C
Cheveux	0.5	0.5	0	0	0	0	0
Front	0	0.5	0.5	0	0	0	0
Sourcil	0	0	0.5	0.5	0	0	0
Oeil	0	0	0	0 .5	0.5	0	0
Nez	0	0	0	0	0.5	0.5	0
Bouche	0	0	0	0	0	0 .5	0.5
Menton	0	0	0	0	0	0	1

La matrice d'émission B est :

$$\boldsymbol{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{11} & \dots & \mathbf{1} \\ \mathbf{11} & \dots & \mathbf{1} \\ \vdots\vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{11} & \dots & \mathbf{1} \end{bmatrix} / \prod_{\boldsymbol{j=1}}^{\boldsymbol{n}} \boldsymbol{l_j}$$

Où $\prod_{j=1}^{n} l_j$ est la combinaison de toutes les observations possibles niveaux. {π, A, B} définit le modèle HMM générique pour le visage reconnaissance. Pour chaque sujet, un HMM individuel est formé avec le sous-ensemble d'images d'apprentissage.

Figure 3.3: Face régions de haut en bas.

3.4 Algorithme de Viterbi **[31]**

L'algorithme de Viterbi (Viterbi 1967) est mis en œuvre pour trouver la séquence d'étiquettes la plus probable dans l'espace d'état de la distribution possible des étiquettes basée sur les probabilités **[32]** de transition temps linéaire. L'idée derrière l'algorithme est que de toutes les séquences d'états, seule la plus probable de ces séquences doit être considérée. De plus, le HMM semble de plus en plus utilisé dans la reconnaissance des NE en raison de l'efficacité duAlgorithme d'état.

La L'algorithme de Viterbi nous permet de trouver les balises optimales en de Viterbi [Viterbi67] utilisé pour décoder la séquence d'états de classe NE-séquence d'état de classe.**[33]**

Les paramètres de l'algorithme HMM Viterbi sont les suivants :

- Ensemble d'états, S où |S|=N. Ici, N est le nombre total d'états.
- Observations O où |O|=k. Ici, k est le nombre d'alphabets de sortie.
- Probabilité de transition, A
- Probabilité d'émission B
- Probabilités d'état initial π

HMM peut être représenté par : $\lambda = (A, B, \pi)$. **[34]**

3.5 Topologie HMM [35]

Les HMM ont été largement utilisés dans la parole, où les données sont naturellement unidimensionnelles (1D) le long de l'axe du temps. Les images sont en deux dimensions (2D)et aucun équivalent des HMM 1D n'existe pour les signaux 2D, où un HMM 2D entièrement connecté conduirait à un Problème NP-complet26. Nous avons expérimenté avec diverses techniques d'échantillonnage pour convertir les données d'image en une séquence 1 D appropriée 0.

En général, les états d'un HMM peuvent être arbitrairement connectés lui permettant de représenter des signaux ergodiques.

Cependant, pour les applications de reconnaissance de formes, il est généralement préférable d'impliquer certaines contraintes sur la valeur autorisée transitions d'état pour refléter les propriétés connues des données. En particulier, les topologies HMM dites kft-right sont souvent employées, qui ont la propriété que l'État l'indice doit augmenter de manière monotone lors de la progression à travers la séquence d'observation. Pour les visages, le l'ordre naturel est de parcourir le visage de haut en bas et donc, haut-bas est une désignation plus naturelle que kft-droite. Dans cette section. Ergodique et haut-bas les HMM sont comparés.

Un HMM ergodique simple peut être construit en utilisant le technique d'échantillonnage illustrée à la figure3.4.

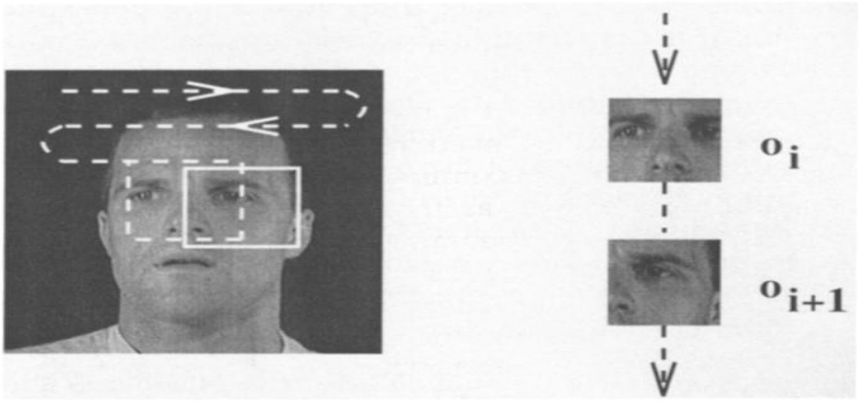


Figure3.5: Technique d'échantillonnage pour les HMM ergodiques.

Les images (256 x 256 pixels, niveau de gris 8bit) sont utilisées pour entraînement. L'échantillonnage est effectué à l'aide d'un 64 x 64 pixels fenêtre coulissante de gauche à droite avec des pas de 48 pixels. Lorsque la marge droite de l'image est atteinte, la fenêtre glisse verticalement vers le bas de 48 pixels et démarre échantillonnage à nouveau de droite à gauche. Etc. Un 8 état modèle est utilisé, car

environ huit régions distinctes semblent apparaître dans l'image du visage (yeux, bouche, front. cheveux, arrière-plan, épaules et deux extra états pour les régions frontières). La figure3.6montre les images d'entraînement et la moyenne de la distribution gaussienne calculée pour chaque état HMM. Certains États, telscar l'oeil, le cou et le fond sont reconnaissables.Pour construire ce modèle, aucune utilisation d'informations structurelles(c'est-à-dire le fait que l'image contient un visage) a été fait Différentes extractions de caractéristiques peuvent être obtenues à l'aide de la technique d'échantillonnage illustrée à la figure 3.5. Dans ce cas, un la séquence d'observation 0 est générée à partir d'uneXxYimage utilisant une fenêtre d'échantillonnage XxL avec $X \times M$ les pixels se chevauchent. Chaque vecteur d'observation est un bloc de L lignes. Il y a un chevauchement de la ligne M entre les observations. En supposant que chaque face est dans un montant, position frontale. les fonctionnalités se produiront de manière prévisible ordre, c'est-à-dire le front, puis les yeux, puis le nez. etc.

Cet ordre suggère l'utilisation d'un haut-bas (non ergodique) modèle, où seules les transitions entre états de haut en bas seront autorisées. La figure3.6 montre le modèle d'un HMM à 5 états, avec les régions faciales attendues comme indiqué. Les fonctionnalités extraites avec ce model peut être observé sur la figure 3.7, où cinq images (I 84 x 224 pixels, niveau de gris 8-bit) sont utilisées pour former un HMM de haut en bas. Chaque image d'entraînement est échantillonnée par un bloc de 16 lignes descendant par pas de quatre lignes (c'est-à-dire avec un chevauchement de 12 lignes). Le chevauchement permet aux caractéristiques d'être capturées d'une manière qui est indépendant de la position verticale où un disjointe partitionnement de l'image peut entraîner la troncature de caractéristiques se produisant à travers les limites des blocs. Échantillonnage et le paramétrage sont discutés plus en détail dans la section suivante. Chacune des cinq moyennes des distributions calculées par le HMM représentent une main,/kwtuw. Ces les bandes de caractéristiques sont les valeurs de p, obtenues par la Méthode de Baum-Welch pour maximiser localement la probabilité d'observer les données d'entraînement, compte tenu du modèle.

Nous pouvons associer subjectivement les bandes de caractéristiques avec caractéristiques telles que comprises par les humains. Par exemple. La seconde bande semble contenir les yeux, qui représentent une des caractéristiques saillantes utilisées pour l'identification par humains". Les bandes caractéristiques correspondent au visage régions prédites intuitivement dans la figure3.6.

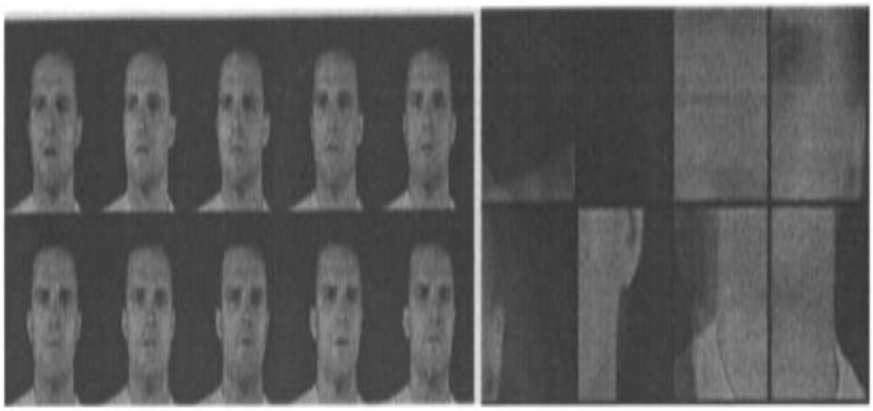


Figure3.7: données de formation et moyens d'état agrandis pour le modèle ergodique.

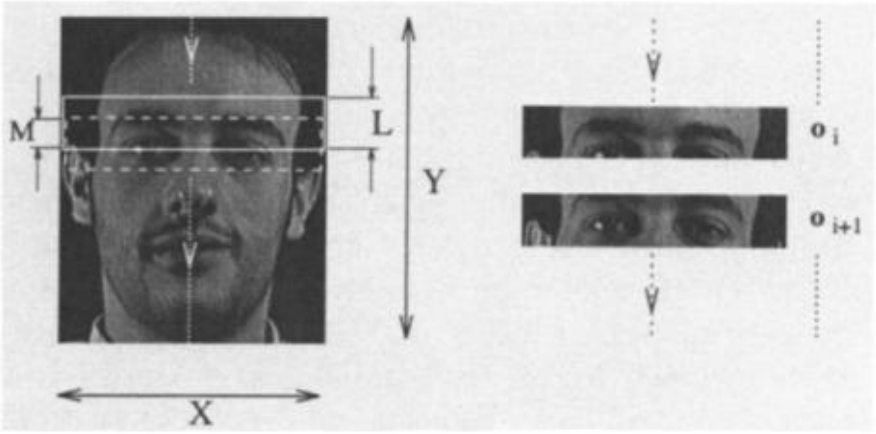


Figure3.8:Technique d'échantillonnage pour les HMM de haut en bas.

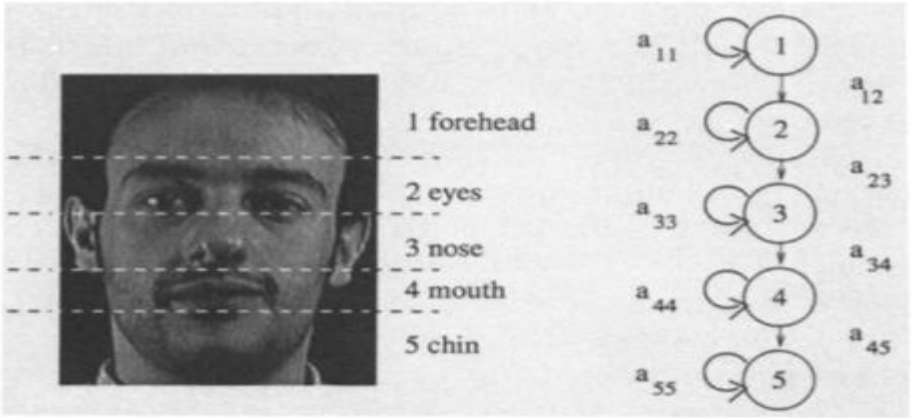


Figure3.9: HMM à 5 états de haut en bas.

Figure3.10: données de formation et moyennes agrandies pour le modèle haut-bas.

3.6 Les Deux types de HMM

Le modèle ergodique et le modèle gauche-droite sont les deux formes de modèles de Markov cachés utilisées dans la pratique.

- Toutes les transitions d'un état à un autre sont incontrôlées dans le modèle ergodiquesont concevables.

- Le modèle gauche-droite est un modèle dont les limitations proviennent du choix de l'option gauche-droite.

Certaines valeurs de a_{ij} sont nulles. L'état I est le modèle le plus utilisé, comme le montre la figure 2.5. Seuls trois états sont reliés par une transition de probabilité non nulle : lui-même, l'état $\boldsymbol{i+1}$, et l'état i.ainsi que l'état $\boldsymbol{i+2}$. Par conséquent, ce modèle est connu sous le nom de modèle gauche-droite.**[36]**

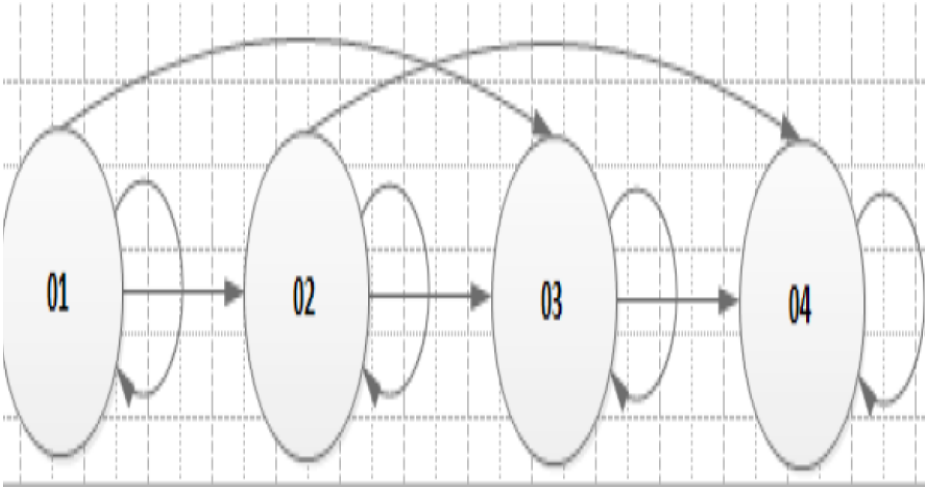


Figure3.11: Le Hmm gauche-droite à quatre états.

3.7Applications

Les HMM sont actuellement les outils d'apprentissage les plus efficaces pour la classification des séquences : ils ne réclament que peu de connaissances a priori; à condition de disposer de suffisamment de données d'apprentissage, ils sont très efficaces. Un grand nombre de raffinements leur ont été apportés, en particulier pour résoudre des problèmes aussi complexes que celui de la reconnaissance de la parole ou de l'écriture manuscrite. Ces outils sont également très employés dans les séquences biologiques, en particulier pour la prédiction des structures secondaires et tridimensionnelles des protéines. On les utilise aussi en fouille de données, pour la recherche approchée de séquences dans des textes ou dans des masses de données de bio-séquences.

La quasi-totalité des systèmes de reconnaissance vocale actuels, par exemple, sont basés sur HMM, qui est parfois combiné à des réseaux connexionnistes. La plupart du temps, les données phonétiques, lexicales et syntaxiques sont "assemblées" en un HMM de plusieurs centaines d'états, dont chacun aspire à avoir une signification linguistique ; l'apprentissage se fait sur de très grandes quantités de données. La méthode de Viterbi est utilisée pour récupérer la séquence d'états pour la reconnaissance. **[37] [38] [39]**

3.8 Les avantages et les inconvénients des Modèles de Markov Cachées **[40]**

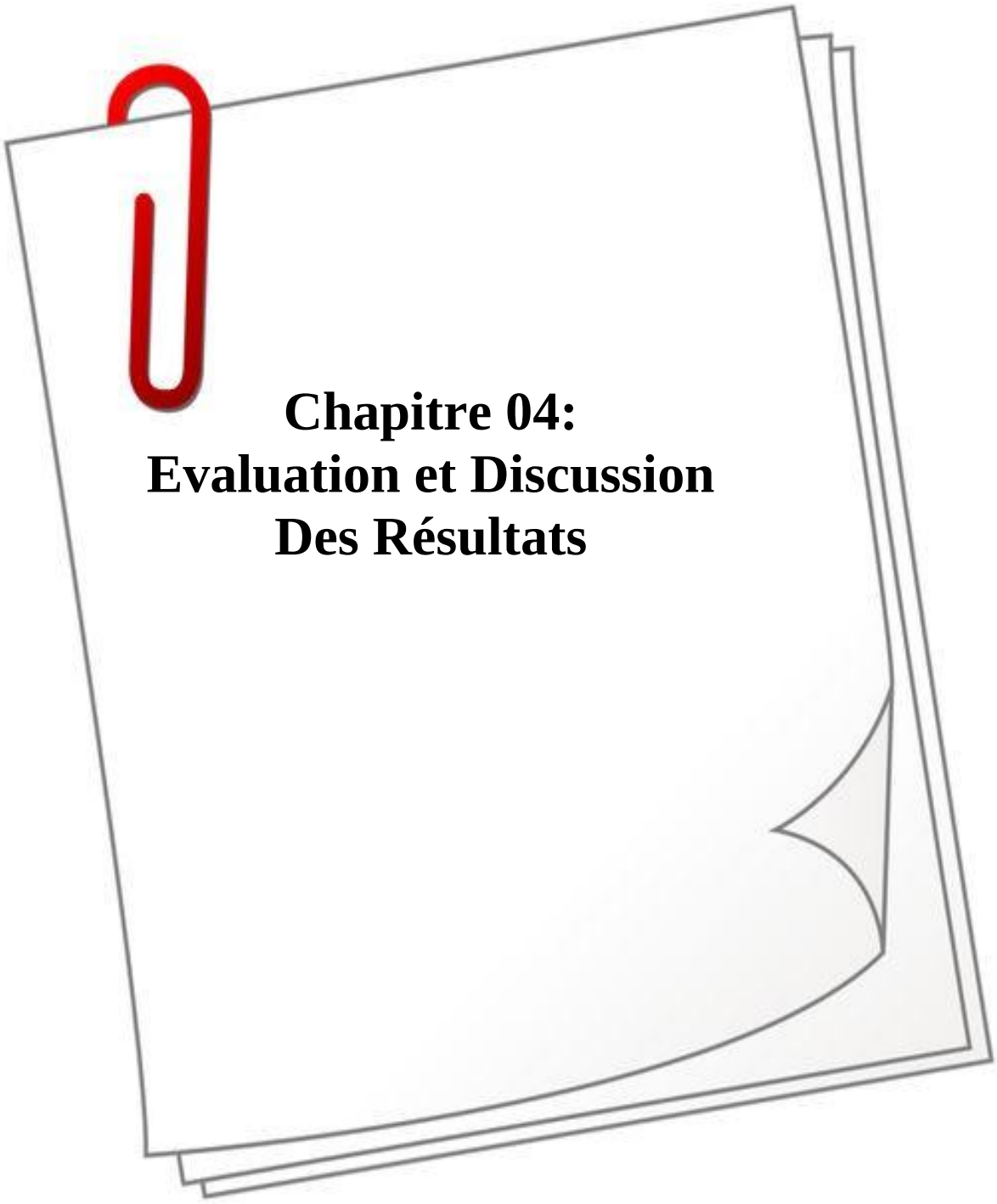
Avantage :	Inconvenient
- Base mathématique solide pour comprendre son fonctionnement. - Variabilité de la forme. - Reconnaissance réalisée par un simple calcul de probabilité cumulée. - Décision globale sans obligation d'utiliser des seuils. - Séparation franche entre données et algorithmes.	- Le choix à priori de la typologie des modèles (nombre d'état, transitions autorisées et règles de transitions). - Dégradation des performances si l'apprentissage n'est pas suffisant.

Tableau 3.1 : Les avantages et les inconvénients des Modèles de Markov Cachées .

3.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le modèle de Markov caché, qui est un La méthode utilisée, qui est initialement utilisée pour la prédiction, puis appliquée à Domaines généraux d'identification et de classification.

Nous définissons le concept de base d'une chaîne de Markov cachée comme un état caché, alphabet de symboles, matrice de transition et matrice d'émission, qui sont élément par élément Briques pour ces modèles. Dans le prochain chapitre nous avons appliqué notre algorithme HMM sur une base de données des visages humains.**[40]**



Chapitre 04:
Evaluation et Discussion Des Résultats

4.1 Introduction

Le dernier chapitre est consacré à l'application de la technologie Hidden Markov (HMM) qui permettra d'identifier les personnes grâce à la reconnaissance faciale. Le programme sera encodé en MATLAB, et son rôle sera d'identifier les visages connus.

Pour mener à bien ce processus, plusieurs étapes sont nécessaires, dont l'étape d'extraction des caractéristiques, qui est la plus importante car les performances du système en dépendent.

4.2Présentation l'outil de développement

MATLAB (matrix laboratory) est un logiciel interactif basé sur le calcul matriciel. Il est utilisé dans les calculs scientifiques et les problèmes d'ingénierie parce qu'il permet de résoudre des problèmes numériques complexes en moins de temps requis par les langages de programmation courant, et ce grâce à une multitude de fonctions intégrées et à plusieurs programmes outils testés et regroupés selon usage dans des dossiers appelés boites à outils ou "toolbox".

Son objectif, par rapport aux autres langages, est de simplifier au maximum la transcription en langage informatique d'un problème mathématique, en utilisant une écriture la plus proche possible du langage naturel scientifique**[41].**

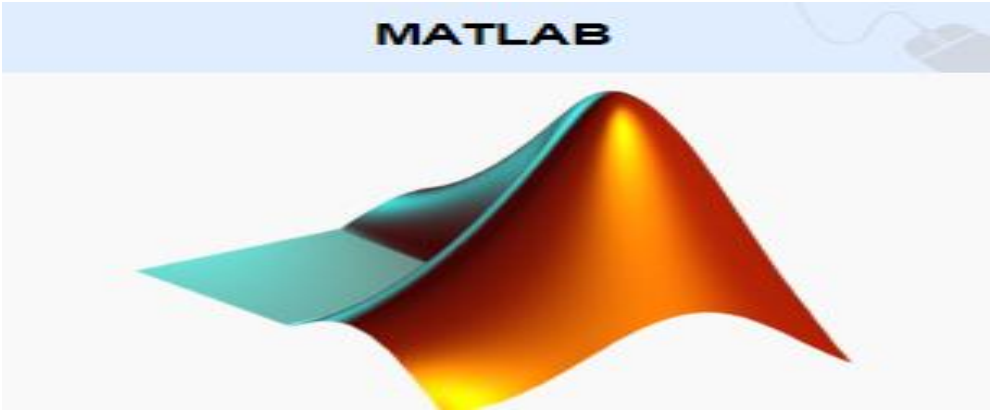


Figure4.1:MATLAB

4.2.1 Environnement

Matlab est à la fois un langage et un logiciel. Il possède une fenêtre principale ou de commande et un éditeur de programmes (M-files). Dans l'éditeur de programme, plusieurs fenêtres (donc programmes) peuvent être ouvertes à la fois. Un éditeur de figure est aussi disponible pour les graphiques.

4.3 Bases de données

Les informations permettant de tester les systèmes de reconnaissance faciale sont stockés dans des bases de données. Ces bases de données, quant à elles, sont généralement destinées à répondre aux besoins d'algorithmes de reconnaissance spécifiques, le tout dans des conditions particulières.Il s'agit de capturer diverses photographies du visage (changements d'éclairage, posture et expressions faciales), ainsi que le nombre de séances nécessaires pour chaque individu.

Mentalement, nous allons construire un répertoire pour enregistrer les fichiers d'images qui représente chaque fichier d'image afin de créer une base de données de photos d'entraînement.

4.4Données utilisés pour réaliser les tests

La base de données contient 100 photos de personnes différentes. Chaque individu est représenté par un ensemble de 10 images représentant différentes expressions faciales et une inclinaison maximale de 20 degrés. Ces photos sont en niveau de gris.

Figure4. 2: Exemple de visages de la base de données.

4.5Test et évaluation

- ***Les images dans la base de données sans bruit S1***

Figure4.3: Les images dans la base de données sans bruit S1 .

- ***Les images dans la base de données sans bruit S2***

Figure4.4: Les images dans la base de données sans bruitS2 .

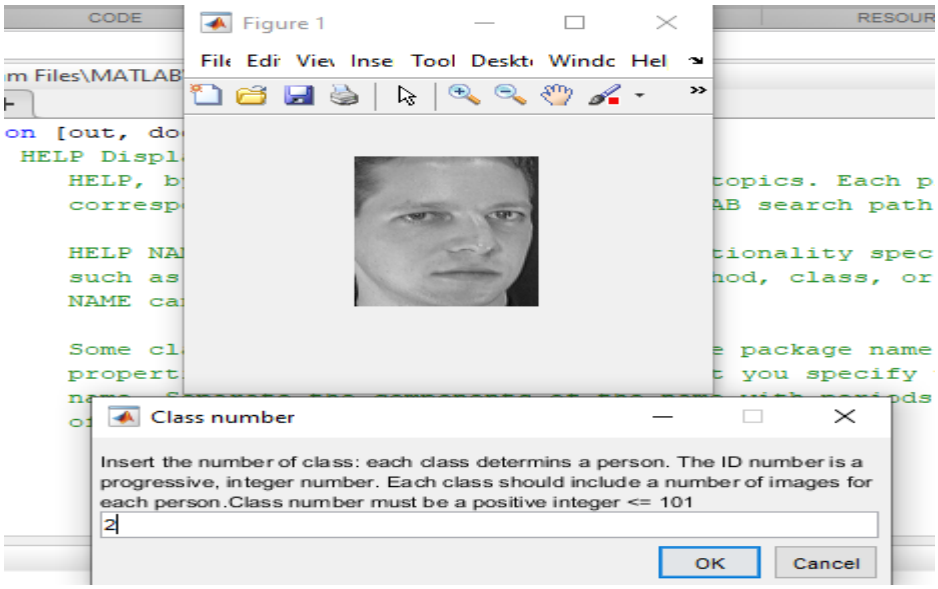
- ***Les images dans la base de données sans bruit S3***

Figure4. 5: Les images dans la base de données sans bruit S3.

- ***Les images dans la base de donnéessans bruitS4***

Figure4. 6: Les images dans la base de données sans bruit S4 .

- Nous avons testé 100 photos de visages de personnes différentes dans la base de données de cette manière :



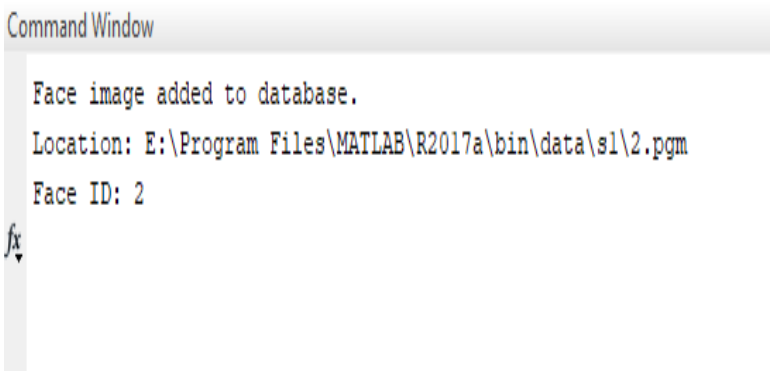


Figure4.7 : Face image 02 dans la base de données.

Ce processus a été répété jusqu'à l'image n° 100, et les résultats étaient comme indiqué dans le tableau suivant :

Test	Tauxde reconnaissance (%)	Tauxd'erreur(%)
Les images dans la BD sans bruit	100	0

Tableau 4. 1:Résultat obtenu sur Les image dans la BD sans bruit.

- la base de données composée de 5 images d'apprentissages avec bruit 'gaussian' et cela a conduit à des résultats qui sont illustrés dans le tableau suivant :

Test	Tauxde reconnaissance (%)	Taux d'erreur(%)
Les images dans la BD avec bruit	97	3

Tableau 4. 2:Résultat obtenu sur Les image dans la BD avec bruit gaussian.

- la base de données composée de 5 images d'apprentissages avec bruit 'localvar' et cela a conduit à des résultats qui sont illustrés dans le tableau suivant :

Test	Taux de reconnaissance (%)	Taux d'erreur(%)
Les images dans la BD avec bruit	95	5

Tableau 4. 3 : Résultat obtenu sur Les image dans la BD avec bruit localvar.

- la base de données composée de 5 images d'apprentissages avec bruit 'poisson' et cela a conduit à des résultats qui sont illustrés dans le tableau suivant :

Test	Tauxde reconnaissance (%)	Taux d'erreur(%)
Les images dans la BD avec bruit	94	6

Tableau 4. 4:Résultat obtenu sur Les image dans la BD avec bruit poisson.

- La base de données composée de 5 images d'apprentissages avec bruit 'salt & pepper' et cela a conduit à des résultats qui sont illustrés dans le tableau suivant :

Test	Taux de reconnaissance (%)	Taux d'erreur (%)
Les images dans la BD avec bruit	93	7

Tableau 4. 5:Résultat obtenu sur Les image dans la BD avec bruit salt & pepper.

- La base de données composée de 5 images d'apprentissages avec bruit 'speckle' et cela a conduit à des résultats qui sont illustrés dans le tableau suivant :

Test	Tauxde reconnaissance (%)	Taux d'erreur(%)
Les images dans la BD avec bruit	91	9

Tableau 4. 6:Résultat obtenu sur Les image dans la BD avec bruit speckle.

Les résultats obtenus sont satisfaisants par le classificateur HMM par rapport aux images originale et images bruités mentionnées dans les tableaux en haut, nous suggérons l'utilisation d'un classificateur hybride dans le futur pour obtenir des résultats améliorés avec les différents types de bruits.

4.6 Conclusion

Les algorithmes des modèles de Markov cachés ont la capacité de reconnaître une grande proportion d'images de visages humains lorsqu'elles sont sans bruit, tandis que le taux de reconnaissance est plus faible lorsque les images sont bruitées, confirmant que les images traitées et reconnues contenaient un visage bien défini.

Conclusion Générale

Dans ce travail de mémoire de fin d'étude nous avons présenté le principe de fonctionnement de la méthode de classification de visages par le modèle Markov caché, nous avons conclu dans le chapitre qui concerne l'implémentation de modèle de Markov cachée que la classification par modèle de Markov cachée permet de supprimer certain bruit lié à l'image, la modélisation par champ de Markov cachée est lié par l'estimation des paramètres qui ont une grande influence sur le résultat, HMM est un outil parfait qui peut modéliser avec précision des dépendances spatiales ou contextuelles dans des images. La mise en œuvre ainsi de la classification de visage par la synthèse d'informations contextuelles extraites par HMM produira des résultats souhaitables. Dans ce mémoire, nous avons suggéré l'approche de classification des images de visage combinant les régions mystérieux et le domaine du champ de Markov cachée.

Les résultats expérimentaux montrent l'efficacité de l'approche proposée améliore la performance au détail, ainsi que la durabilité contre le bruit. La méthode proposée est obtenue une efficacité accrue dans les algorithmes de classification.

Bibliographie

[1] Mémoire Master : Hammouda Meriѐm et Ramdane Mamcha Imène : « SEGMENTATION D'IMAGES MEDICALES PAR MORPHOLOGIE MATHEMATIQUE » 2015-2016.

[2] Mémoire Master : FAID SARRA et DEHIMI WAFA : **Modéle** de segmentation d'image champ aléatoire de Markov (MRF), université Mohamed Boudiaf- M'SILA 2019/2020.

[3] https://fr.theastrologypage.com/image-processing.

[4] Mémoire Master : GUESMIA Hamza« ALGORITHME DE SEGMENTATION PAR CHAN-VESE POUR LES DIFFERENTES MODALITES DES IMAGES » 2018 /2019.

[5] https://iast.univ-setif.dz/documents/Cours/CoursInformatiqueL1GAT21.pdf.

[6] Mémoire Master : Zerougui Aissa et Sari nabil : « Traitement d'images .monochromes) Université Larbi Ben M'hidi, Oum El Bouaghi : 2016/2017 »

[7] -Raphaél Isdant, 2009, traitement numérique de l'image.

[8] https://grayscale.imageonline.co/fr/.

[9] https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/equalized-image.

[10] https://www.netinbag.com/fr/education/what-are-the-different-types-of-image-processing-courses.html.

[11] http://thesis.univ-biskra.dz/2271/6/Chapitre%2003.pdf.

[12] https://www.imedias.pro/cours-en-ligne/graphisme-design/definition-resolution-taille-image/la-resolution-pour-une-image/.

[13] https://avecunphotographe.fr/histogramme-en-photo/.

[14] https://www.objectif-argentique.com/la-liaison-entre-le-contraste-et-la-sensibilite/.

[15] https://tecfa.unige.ch/themes/FAQ-FL/resolution/resolution.html.

[16] THESE DOCTORAT EN SCIENCES : Ouarda ASSAS « Classification floue des images » 2013

[17] HANNANE Amir Mokhtar., Conception d'un système hybride entre la Méta heuristique Electromagnétique et l'algorithme de colonie de fourmis pour la classification des images satellitaires '': mémoire de projet de fin d'étude. Université des sciences et de la technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, Oran, Algérie, 2006.

[18] C. Desir, « Classification Automatique d'Images, Application à l'Imagerie du Poumon Profond », Thèse de Doctorat, Université de Rouen, Juillet 2013.

[19]http://deeplearning.stanford.edu/tutorial/supervised/ConvolutionalNeuralNwork/

[20] Yann LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," Proceedings of the IEEE, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.

[21] Int J Comput Vis. 2008 ; 79(3): 225–230. doi: 10.1007/s11263-008-0143-7.

[22]http://lim.univ-reunion.fr/staff/fred/M2info/16

[23] R. DUDA, P. HART, " Pattern Classification and Scene Analysis ". Wiley, New York,1973.3796-4/1997. IEEE.

[24] Nebili wafa, Chelaghmiya rima université 08 mai 1945 Guelma projet fin d'étude 2015 master académiques L'identification des Services Web à partir d'une application Orientée Object Avec : L'algorithme Hiérarchique L'algorithme ISODATA L'algorithme Soustractive clustering SC.

[25] Kelaiaia Abdessalem, « Classification non supervisée de textes arabes appliquée à la recherche documentaire », Mémoire de magister, Université 08 mai 45 de Guelma, Algérie, 2007.

[26] Pavel Berkhin, « Survey of Clustering Data Mining Techniques», Accrue Software CA, USA, 2002.

[27] Georgia Institute of Technology School of Electrical and Computer Engineering Center for Signal and Image Processing Atlanta, GA, 30332 fara,mhh3g@eedsp.gatech.edu.

[28] Ehab ElSalamouny1, Vladimiro Sassone1, and Mogens Nielsen21 ECS, University of Southampton, UK 2 University of Aarhus, Denmark.

[29] Rabiner, L R and Juang, B-H Fundamentals of SpeechR ecognirion,Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ (1993).

[30] 2016 IEEE International Black Sea Conference on Communications and Networking (BlackSeaCom).

[31] International Journal on Natural Language Computing (IJNLC) Vol. 1, No.4, December 2012.

[32] Dan Shen, jie Zhang, Guodong Zhou,Jian Su, Chew-Lim Tan" Effective Adaptation of a Hidden Markov Model-based Named Entity Recognizer for Biomedical Domain" available at:

http://acl.ldc.upenn.edu/W/W03/W03-1307.pdf.

[33] GuoDong Zhou Jian Su," Named Entity Recognition using an HMM-based Chunk Tagger" inProceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL), Philadelphia, July 2002, pp. 473-480.

[34]Lawrence R. Rabiner, " A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in SpeechRecognition", In Proceedings of the IEEE, VOL.77,NO.2, February 1989.Available at:

http://www.cs.ubc.ca/~murphyk/Bayes/rabiner.pdf.

[35]HMM-based architecture for face identification: F Samaria and S Young.

[36]Mémoire Master: M. KHELIFI Ramzi et Mlle CHELGHOUM RAZIKA« Reconnaissance automatique des expressions faciales par le model de Markov caché(MMC) : 2016/2017 »

[37] Robert J. Elliott Haskayne School of Business Scurfield Hall University ofCalgary 2500 University Drive NW Calgary, Alberta T2N 1N4, Canada.Lakhdar Aggoun Department of Mathematics and Statistics College of Science Sultan Qaboos University P.O.BOX 36 Al-Khoud Sultanate of Oman.

John B. Moore Department of Systems Engineering and Cooperative Research Centre for Robust and Adaptive Systems Research School of Physical Sciences and Engineering Australian National University Canberra, ACT 0200, Australia Hidden MarkovModels : Estimation and Control 1995.

[38] Karan Sikka Univ. of California San DiegoCalifornia, USA A bhinav Dhall Univ. of Canberra, Australian National University Australia Marian Bartlett Univ. of California San Diego California, USA.

[39]https://fr.wikipedia.org/wiki/Mod% C3%A8le_de_Markov_cach%C3% A9

[40] Fatima zahraa AMARA, Meriem SERIARI, 'la reconnaissance des battements cardiaques par les HMM, université de Tlemcen, 2011.

[41]Enmarkhalis :"application assistee par ordinateur pour les malvoyants par acquisition et reconnaissance d'images statiques et dynamiques", universite paris 8, 2013.