وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR *UNIVERSITY, ANNABA*
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA

جامعة باجي مختار
- عنابة -

Faculté des Sciences de l'Ingénieur **Année : 2006**
Département d'Informatique

MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de **MAGISTER**

Un modèle basé Template Matching/ Réseau de Neurones pour la Reconnaissance des visages

Option :
Intelligence Artificielle Distribuée (IAD)

Par
Yessaadi Sabrina

DIRECTEUR DE MEMOIRE Mohamed Tayeb LASKRI Professeur U. ANNABA

Devant le jury

PRESIDENT :	O. KAZAR	Maître de Conférence	U. BISKRA
EXAMINATEURS :	M.T. KHADIR	Maître de Conférence	U. ANNABA
	M.T. KIMOUR	Maître de Conférence	U. ANNABA

سورة الفاتحة (1)

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ ﴿ 1/1 ﴾

الْحَمْدُ للَّهِ رَبِّ الْعَالَمِينَ ﴿ 2/1 ﴾ الرَّحْمنِ الرَّحِيمِ ﴿ 3/1 ﴾ مَلِكِ يَوْمِ الدِّينِ ﴿ 1/4 ﴾ إِيَاكَ نَعْبُدُ وإِيَاكَ نَسْتَعِينُ ﴿ 5/1 ﴾ اهدنَا الصِّرَاطَ الْمُسْتَقِيمَ ﴿ 6/1 ﴾ صِرَاطَ الَّذِينَ أَنعَمتَ عَلَيهِمْ غَيرِ الْمَغضُوبِ عَلَيهِمْ وَلاَ الضَّالِّينَ ﴿ 7/1 ﴾

ملـــخـــص

إن معرفة الأشخاص بالاعتماد على الوجه كخاصية، طريقة حديثة و مهمة عرفت كغيرها من الطرق التي اعتمدت ولازالت تعتمد لتعريف الأشخاص نذكر منها على سبيل المثال : (البصمات، القرنية و الكلام).

لازالت هذه الطريقة تعرف تطورات كبيرة وهذا نتيجة للاهتمام المتزايد بها كوسيلة لضمان أمان المؤسسات ذات الأهمية الكبيرة كالمؤسسات الحكومية ومؤسسات الأمن التي تكتسي مراقبة الدخول إليها ضرورة بالغة.

لهذا السبب ونظرا لوجوب دقة وصحة المعلومات التي يجب على نظام معرفة الأشخاص تزويدنا بها، هناك بحوث عديدة في هذا المجال نذكر من بينها التحليل للمركبات المهمة **(PCA)**، التحليل إلى مكونات مستقلة(**ICA**)، شبكات الأعصاب الاصطناعية(**ANN**) و التوافق بالشكل(**TM**).

في هذا البحث نقترح نموذج للمعرفة الأوتوماتيكية للوجوه والذي يعتمد على تركيب طريقتين من طرق الذكاء الاصطناعي وهما التوافق بالشكل(**TM**) و شبكات الأعصاب(**MLP**) .

النموذج المقترح يعمل على صور ثابتة لوجوه بنظرة مقابلة جبهية، يقوم النموذج باستخراج ثلاث أهم خصائص في الوجه والتي يختلف شكلهامن شخص لأخر وهي العين، الفم و الأنف، هذه الخصائص تعرف باستعمال نظرية المراكز غير المتغيرة، بالتحديد المراكز الثابتة لهيو. حيث تمثل هذه الأخيرة النقاط المهمة التي تمثل الوجه. بعدها، نستعملها لتنظيم قاعدة المعطيات و كمعطيات مد خلية لشبكة الأعصاب للتأكد و معرفة الوجه المراد معرفته.

قاعدة المعلومات منظمة بالاعتماد على طريقة جديدة لتنظيم قاعدة المعلومات، و التي تستعمل الخصائص الداخلية للصورة كمفتاح لتعريفها.

نعتمد في تجربة هذا النموذج و فحصه على قاعدة المعلومات **ORL** الخاصة بمخبر أوليفيتي للبحوث.

ABSTRACT

Face recognition pertains to a vast range of biometric approach including finger print, iris/retina and voice recognition. An automatic face recognition system relates to identifying or verifying individuals by their faces, it's a challenging problem which has received much attention during recent years due to its wide application in different fields such as law enforcement, security application, human-machine interaction and computer vision, …, etc.

This area of research has seen many divers approaches proposed popular face recognition methods, including: **P**rincipal **C**omponent **A**nalysis (PCA), **I**ndependent **C**omponent **A**nalysis (IDA), **A**utomatic **N**euronal **N**etworks (ANN) and **T**emplate **M**atching **T**echniques (TM).

In this thesis, we propose a model for automatic face recognition system, using a combination of two methods belonged to **A**rtificial **I**ntelligence (AI) field. These two methods are The Template Matching Technique and **M**ulti-**L**ayer **P**erceptron.

Our model proceed on static image with a face frontal view, this face will be described with a features vector which represents those aspects of the face which vary most between individuals, these critical features are: eyes, nose and the mouth. These feature are defined by the invariants moments, practically, the invariants of Hu. These moments construct the vector of descriptors which will be used as an input data for testing and learning the neural networks. The data bases will be indexed using a novel method for indexing data bases, based on a local contents of each image.

Our model uses the standard face databases of ORL (**O**livetti **R**esearch **L**aboratory).

Keywords: Automatic face recognition, Templates Matching techniques, Multi-Layer Perceptron, Invariants moments of Hu, Indexing based local feature, Artificial Intelligence, ORL.

RESUME

La reconnaissance automatique des visages est l'un des plus importants domaines de biométrie, elle se base sur la reconnaissance des individus en utilisant le visage comme principale caractéristique. Ce domaine est très actif, ceci est sans doute dû à la multiplicité et la variété des champs d'application, dont on peut citer : les compagnies gouvernementale, les sociétés sécuritaires, l'inerraction homme-machine et la vision par ordinateur.

Les recherches dans cet axe sont nombreuses et plusieurs approches ont été proposées, tel que : l'**A**nalyse en **C**omposantes **P**rincipales (ACP), l'**A**nalyse en **C**omposantes **I**ndépendantes (ACI), les **R**éseaux de **N**eurones **A**rtificiels (RNA) et les techniques de mise en correspondance par motif " Template Matching ",…, etc.

Dans cette thèse, on proposera un modèle pour la reconnaissance automatique des visages, en combinant entre deux approches de l'Intelligence Artificielle. Les images utilisées sons représentées en forme d'intensité de pixel, avec une vue frontale des visages. Chaque visage sera décrit par un vecteur de caractéristiques représentant les trois principales composantes du visage qui sont : les yeux, le nez et la bouche. On utilisera pour la description de ces caractéristiques la théorie des moments invariants, et plus particulièrement, les invariants de Hu. Ces moments vont construire l'ensemble des vecteurs de caractéristiques utilisés comme entrées pour l'apprentissage et le test du réseau de neurones, en fin le réseau établira son identification et sa décision finales.

La base des images sera indexée en utilisant la méthode d'indexation des images basée sur leur contenu locale.

Mots clés : la reconnaissance automatique des visages, les techniques de mise en correspondance par motif, les réseaux de neurones artificiels, les moments invariants de Hu, Intelligence Artificielle, indexation des images basée contenu locale.

DEDICACE

Je dédie ce mémoire à la mémoire de mes grands parents ;

À mon père el hadj Hafid et à ma mère Dalila pour leur amour, patience et leurs sacrifices,

À mon frère khaled et à mes trois adorables fleurs : Khadidja, saadia et kawthar,

À tout mes cousins et cousines grands et petits,

À mes amies : Akila, houda, feriel,houda, manar, lamia, leila, nina, nasssira, salima, sihem, soumia, radouti, wahiba, wafia, zahra

À samia et à basboussa et à toute sa famille

À soraya et à son adorable fille Khansa ainsi qu'à toute sa famille

À radia et basma et à la mémoire de leur maman que dieu la garde dans son vaste paradis

A l'oncle Djamel Boussif et à sa fille nadia ainsi qu'à toute sa famille.

À tout mes collègues sans exception.

REMERCIEMENTS

Au terme de ce travail, je voudrai exprimer ma profonde gratitude envers Dieu le tout puissant qui, grâce à son aide, j'ai pu finir ce travail.

Je suis tout particulièrement reconnaissante à Monsieur M.T Laskri : Professeur à l'université de Badji Mokhtar, Annaba d'avoir accepter de diriger mon travail, pour la confiance qu'il m'a témoigné, pour ses précieux critiques, conseils. Toujours porteur de nouvelles idées, il a su donner à ce mémoire de thèse les bonnes orientations. Je voudrais également souligner son encouragement, son soutien constant et sa gentillesse incontestable, qu'il veuille trouver dans ce mémoire ma profonde gratitude et mon grand respect.

Mes remerciements les plus vifs sont adressés à Monsieur O. Kazar : Maître de Conférence à l'université de Mohamed Khider, Biskra, qui a accepté de juger ce travail et d'en rédiger les rapports. Je remercie également Monsieur M.T Khadir Maître de Conférence à l'université de Badji Mokhtar, Annaba, ainsi que Monsieur M.T Kimour : Maître de Conférence à l'université de Badji Mokhtar, Annaba pour l'intérêt qu'ils portent à ce travail en acceptant d'en être les examinateurs.

Je tiens à remercier aussi Monsieur Jamel Ziou Professeur à l'université de Sherbrooke, Canada, pour l'aide qu'il m'a apporté, pour ses précieux conseils, qu'il trouve dans ce mémoire ma profonde gratitude et mon grand respect.

Ma gratitude et mon grand respect s'adressent aussi à Monsieur Jamel Boussif, pour ces précieux conseils et pour toute aide qui m'a apporté tout au long de mes études à Annaba.

Ma gratitude s'adresse aussi à tout les enseignants qui ont assuré ma formation du primaire jusqu'à

L'université.

Mes remerciements les plus vifs s'adressent à Monsieur Djalab Mourad, pour sa confiance, ses encouragements et sa gentillesse.

Enfin, je remercie toute ma famille, pour son soutien indéfectible, pour ses encouragements, et pour sa précieuse collaboration.

Liste des Tableaux

TABLEAU 1. EXEMPLES DE FONCTIONS D'ACTIVATION 42

TABLEAU 2. LES DIFFÉRENTES FONCTIONS DE RÉSEAU 43

TABLEAU 3. CORRESPONDANCE TYPE DE RNA - DOMAINE D'APPLICATION 44

TABLEAU 4. TABLE COMPARARATIVE ENTRE LES TECHNIQUES DU MATCHING 52

TABLEAU 5. QUELQUES RÉSULTATS OBTENUS 85

Liste des Figures

FIGURE 1 . ADAPTATION DU MODÈLE DE BRUCE ET YOUNG 1998 22

FIGURE 2. LE PROCESSUS GÉNÉRAL DE LA RECONNAISSANCE D'UN VISAGE 23

FIGURE 3. L'ANALOGIE SYSTÈME BIOLOGIQUE/SYSTÈME ARTIFICIEL 34

FIGURE 4. UN NEURONE BIOLOGIQUE 36

FIGURE 5. UN NEURONE FORMEL 37

FIGURE 6. TYPE D'ARCHITECTURE DES RÉSEAUX DE NEURONES 41

FIGURE 7. LE PRINCIPE DE LA CORRÉLATION CROISÉE 48

FIGURE 8. L'EXTRACTION DES POINTS CARACTÉRISTIQUES PAR L'OPÉRATEUR DE HARRIS 54

FIGURE 9. L'ARCHITECTURE GÉNÉRALE DU MODÈLE PROPOSÉ 64

FIGURE 10. REPRÉSENTATION DE LA BASE D'ORL 66

FIGURE 11. LE MODULE D'ACQUISITION DE L'IMAGE 67

FIGURE 12. LOCALISATION ET EXTRACTION DU VISAGE PROPRE 67

FIGURE 13. RÉAJUSTEMENT DE LA TAILLE DES IMAGES 68

FIGURE 14. L'OPÉRATION DU NIVELLEMENT DES IMAGES 69

FIGURE 15. LA NORMALISATION ET LA REDISTRIBUTION DE L'INTENSITÉ 69

FIGURE 16. LA BINARISATION DE L'IMAGE 70

FIGURE 17. PROCESSUS D'ÉROSION ET DE DILATATION 70

FIGURE 18. DES IMAGES REPRÉSENTANT LES VISAGES PROPRES 71

FIGURE 19. LES PRINCIPALES CARACTÉRISTIQUES DU VISAGE 72

FIGURE 20. LE MODÈLE DU PMC PROPOSÉ 76

FIGURE 21. ARCHITECTURE GÉNÉRIQUE DU MODULE DE BASE DE DONNÉES 82

FIGURE 22. COMPARAISON ENTRE UN APPRENTISSAGE SIMPLE ET UN APPRENTISSAGE ADAPTATIF 84

FIGURE 23. UN MODÈLE D'UN NEURONE SIMPLE 108

FIGURE 24. LES DIFFÉRENTES FONCTIONS DE TRANSFERT 108

FIGURE 25. LA LOGIQUE FLOUE EN MATLAB 110

Conventions

Pour plus de clarté, on respectera les conventions suivantes :

- On utilisera le terme en anglais « templates matching » pour désigner la technique de correspondance par motif et d'appariements de gabarits.
- Le terme « image template » indiquera l'image dans la base de donnée et le terme « image cible » indiquera l'image à identifier.

Table des Matières

ABSTRACT ii
RESUME iii
REMERCIEMENTS v
Liste des Tableaux vi
Liste des Figures vii
Conventions viii
Chapitre1 : Introduction Générale 14
1. Motivation 14
2. Objectifs 15
3. Organisation de la thèse 16
Chapitre 2 : La Reconnaissance des Visages 18
1. Définition 18
2. Différents concepts pour de différentes taches 18
2.1 L'identification 19
2.2 La classification 19
2.3 La catégorisation 19
2.4 La reconnaissance 19
3. Apport des sciences cognitives 19
4. Le processus générale de la connaissance faciales 23
5. Les Approches et les Techniques utilisées 24
5.1 Les approches géométriques 26
5.2. Les Méthodes Globales 27
6. Conclusion 29
Chapitre 3 : Les Réseaux de Neurones 31
1. Introduction 31
2. Un Peu d'Historique 32
3. L'analogie Cerveau Humain/ Ordinateur 33
4. Le Neurone Biologique 35
5. Le Modèle Mathématique : le neurone formel 36
6. L'apprentissage 37
7. Les Réseaux de Neurones 38
7.1. Définitions 38

7.2. Propriétés 39
7.3. Architectures 40
7.4. Les fonctions de transition et d'activation 41
8. Les domaines d'application 43
9. Les avantages et limites 45
10. Conclusion 45
Chapitre 4 : Les Templates Matching 47
1. Introduction 47
2. Les techniques de mesure de similarité 47
2.1. La corrélation croisée : 48
2.2. La méthode des moindres carrés : 49
2.3. La méthode des moindres carrés adaptative : 49
2.4. La distance géométrique : 49
2.5. Les moments invariants : 50
2.6. La somme des différences absolues : 50
2.7. L'information mutuelle : 51
3. Les algorithmes d'appariement : primitives 53
3.1. Les algorithmes d'appariement basé régions (Area Based Matching) : 53
3.2. Les algorithmes d'appariement basé caractéristiques (Features Based Matching) : 53
3.3. Les algorithmes d'appariement structurel (Structural Based Matching): 55
4. Les techniques de recherches 56
5. Conclusion 56
Chapitre 5 : Conception du Modèle 59
1. Présentation générale 59
2. Motivation 60
2.1. Pourquoi la reconnaissance des visages 60
2.2. Pourquoi les Templates Matching 61
2.3. Pourquoi les réseaux de neurones 61
2.4. Pourquoi la combinaison Templates Matching/Réseaux de neurones 62
3. L'architecture du modèle proposé 63
3.1. Méthodologie 63
3.2. Représentation de la base de données 65
3.3. L'architecture détallée du modèle 67
3.3.1. Le module d'acquisition et codage de l'image 67

3.3.2. Le module de détection et de localisation du visage……67
3.3.3. Le module de prétraitement……68
3.3.4. Le module de reconnaissance et de décision……71
3.3.5. Le module de base de données……79
4. Résultats et discussions……83
Conclusion Générale……86
Références Bibliographiques……90
Annexes……101
1. Les systèmes de biométrie……101
2. Les Toolboxes du Matlab……105
3.Les différentes bases de données des visages……111



Combien y a-t-il de visages dans cette image ?

1

Introduction Générale

1. Motivation

2. Objectifs

3. Organisation de la thèse

« Seeing is believing »

Un ancien dicton

Chapitre1 : Introduction Générale

1. Motivation

La vision joue un rôle primordial dans notre vie, en effet c'est la meilleure façon de comprendre le monde extérieur. L'homme est considéré comme un expert dans la vision, il peut facilement voir et reconnaître les objets et les personnes qu'il voit et avec une très grande précision. cette capacité à permet à plusieurs chercheurs de s'en inspirer pour réaliser des systèmes et créer des machines capables de " voir ", d'où vient la naissance d'un nouveau domaine de l'informatique qui est la vision par ordinateur, " The computer vision"[15].

La vision par ordinateur est devenue depuis plusieurs années un domaine très actif, ces recherches se basent sur la simulation du processus de la vision humaine pour la création des systèmes de vision automatiques. Elle regroupe plusieurs sous domaines parmi lesquels celui de biométrie[1], dont fait partie la reconnaissance des visages (voir annexe 1).

L'identification des individus basée sur leur visage est d'une très grande importance, cet intérêt est lié étroitement à l'importance des systèmes et des compagnies qui l'utilisent dont on peut citer les établissements gouvernementaux et les compagnies sécuritaires à savoir les compagnies de transport : les aéroports et les systèmes de télésurveillance : les banques,…etc. [83] [120]

[1] Biométrie : une technique qui cherche à simuler le système humain de vision, elle ce base sur les caractères physiologiques pour l'identification des personnes, la biométrie regroupe l'identification des empruntes digitales, l'identification de l'iris/rétine, la reconnaissance de la parole et des visages [32].

Le visage est considéré comme un stimulus très compliqué comparé aux autres objets, cette difficulté revient du fait que tout les visages ont pratiquement la même forme et la distinction entre eux ainsi que leur reconnaissance reste une tache cognitive trop difficile parfois impossible pour une machine. Pour contourner ce problème, l'intelligence artificielle a proposée plusieurs approches et techniques parmi lesquelles on peut citer les approches géométriques, les approches de templates matching et l'approche connexionniste. Ce qui va être détaillé dans ce présent mémoire par la suite.

2. Objectifs

Le problème de reconnaissance faciale a été abordé depuis bien de longues années, la question est de savoir comment un visage est reconnu, plusieurs chercheurs ont tenté de réaliser des systèmes capables de reconnaître les visages qu'ils " voient ", cette tache cognitive que jusqu'à présent l'homme en est l'expert numéro un [15].

C'est dans ce cadre, au travers de la reconnaissance des visages, que se positionne notre travail. Il consiste à mettre en œuvre un modèle d'identification des visages d'individus basé sur la combinaison de deux approches : la technique d'appariement de gabarits et les réseaux de neurones.

Chaque image représentant un visage est décrite par un vecteur constitué d'un ensemble de descripteurs, ces descripteurs sont calculés et définis en utilisant une des techniques d'appariement de gabarits qui est bien celle des moments invariants, cette approche permet l'extraction et l'exploitation des primitives pertinentes représentants la forme locale d'une image, ces primitives seront générées par les moments invariants de Hu. La caractéristique principale de ce type de descripteurs est bien leur invariance à certaines transformations géométriques du plan, de l'échelle et de rotation. Après l'obtention des vecteurs des descripteurs de l'image cible, celui-ci va être comparé à ceux représentants la base des visages en l'utilisant comme vecteur d'entrée au réseau de neurones pour l'identification de l'image.

Le réseau utilisé est un perceptron multicouches, son architecture va être détaillée dans les sections suivantes.

Notre modèle permet de réaliser les taches suivantes :

- L'acquisition de l'image du visage ;
- La segmentation du visage et l'extraction du visage propre ;

- Le prétraitement et la normalisation du visage ;
- L'extraction des caractéristiques du visage et le calcule des vecteurs de descripteurs ;
- La reconnaissance du visage et l'identification de la personne associée ;
- La mise à jour de la base des visages en y ajoutant le visage en question.

En résumé, on va proposer une procédure automatique d'identification des individus et de leur classification dans une base de visages. La technique est une hybridation de deux techniques de l'intelligence artificielle, les Template Matching et les réseaux de neurone, la recherche des visages et leur mémorisation se fera à l'aide d'un système de base de données, ce système est constitué des deux parties suivantes :

- La base de données contenant les visages cette base sera exploitée en utilisant une technique d'indexation basée sur le contenu locale de chaque image;
- un système de gestion de base de données qui permettra l'accès à cette base et sa mise à jour.

3. Organisation de la thèse

Cette présente thèse expose un nouveau modèle d'identification des individus en se basant sur leurs visages. Cette thèse regroupe dans son ensemble cinq chapitres, le premier est une introduction sur notre travail, dans le second chapitre on présentera avec détail les principaux concepts liés au domaine de reconnaissance des visages, sa définition, les différentes méthodes utilisées et les applications existantes,…etc.

Le troisième et le quatrième chapitre présenteront en détail les deux techniques choisies : les réseaux de neurones et les Template Matching avec leur définition et leurs aspects théoriques. Le modèle choisi fera le sujet du cinquième chapitre avec une discussion sur les résultats des tests obtenus.

La fin de cette thèse sera une conclusion avec quelques perspectives pour de futurs travaux.

2

La reconnaissance des visages

2.1 Définition

2.2 Différents concepts pour de différentes taches

2.3 Apports des sciences cognitives

2.4 Les approches de reconnaissance faciale

2.5 Applications

2.6 Le processus général de la reconnaissance des visages

2.7 Conclusion

Chapitre 2 : *La Reconnaissance des Visages*

1. Définition

La reconnaissance des visages est une technique d'identification des individus basée sur leurs visages, Depuis les années soixante ce domaine a pris l'ampleur et a pu être largement appliqué pour identifier les personnes et les suspects dans les plus grandes sociétés sécuritaires et gouvernementales.

Généralement, le problème de reconnaissance des visages peut être formulé comme suit : étant donner une image d'un visage ou une séquence vidéo contenant un visage ; l'identification du visage en question revient à trouver une ou plusieurs images du visage correspondant dans une base de données, pour affiner la recherche on peut ajouter d'autres caractéristiques de recherche tel que : la race, l'age, le genre et même l'expression faciale comme par exemple un visage souriant ou ironique,…etc. [15] [83]

2. Différents concepts pour de différentes taches

Dans la littérature, on regroupe sous le nom de reconnaissance beaucoup de concepts dits taches qui se diffèrent radicalement de la reconnaissance mais qui sont des parties constituantes du module globale de la reconnaissance faciale. En effet dans sa définition de base la reconnaissance des visages est un processus qui englobe les tache suivantes : la reconnaissance, l'identification, la classification, et la catégorisation.

Ces taches sont distincts l'une par rapport aux autres, pour en savoir plus voici une définition de ces concepts [23] [26] :

2.1 L'identification

C'est une tache cognitive complexe son objectif revient à déterminer une personne (non pas une classe), le résultat de cette tache est l'identité de la personne à qui le visage appartenait.

2.2 La classification

Comme son nom indique, cette tache se base sur une mesure de similarité pour pouvoir classer le visage en question dans une classe appropriée, cette classe sera celle ou le taux de similarité est le plus grand par rapport aux autres classes de la base des visages.

2.3 La catégorisation

C'est une tache de la mémoire sémantique, son objectif est l'affectation du visage à une ou plusieurs catégories, la première catégorie est celle des visages, une catégorie populaire qui est le sexe ; on trouve aussi la race et l'émotion.

2.4 La reconnaissance

C'est une tache de la mémoire épisodique, elle revient à dire si le visage a été déjà vu ou non (avec la même vue ou non).

3. Apport des sciences cognitives

Le visage est un stimulus d'une extrême importance, cette particularité revient tout d'abord du fait qu'il est un élément prépondérant dans la vie sociale, en effet un visage d'une personne nous permet de l'identifier en déterminant un ensemble d'informations sémantiques et épisodiques, par exemple : son nom, sa profession, son age, sa race, en plus des informations liées à son état émotionnel. Donc le visage est une source d'inférence qui nous offre une importante masse de données et d'informations sur les individus qu'on voit, peu importe si on les connaissait ou non [15] [29].

Malgré cette multitude d'informations, l'homme réalise aisément cette tache cognitive et avec une très grande précision, sans aucun effort apparent et d'une manière quasi automatique, en plus, le nombre des visages que l'être humain peut apprendre semble illimité, il peut même reconnaître des personnes qu'il n'a pas vu depuis bien de longues années, ce qui revient à dire que l'homme est l'expert en reconnaissance faciales [15] [98].

Comprendre le fonctionnement du système humain de vision est un bon début pour arriver à le simuler, pour mieux comprendre ce mystérieux organe beaucoup de neuropsychologues et cogniticiens essaient de trouver réponses à des questions du genre [60] :

- Comment est effectué le traitement du visage au niveau du système de vision humain ?
- Comment un visage est mémorisé ?
- Comment un visage vu est familiarisé ?
- Comment le cerveau humain traite t-il de nouveaux visages ?
- … Etc.

Bien que la plupart des réponses à ces questions n'a pas été trouvée, certains progrès ont été réalisés ceci est due au grand développement de l'informatique et plus spécifiquement de l'intelligence artificielle. Cette dernière a permet aux chercheurs d'utiliser d'autres approches inspirées du système de vision humain pour mieux comprendre ce processus, dit, délicat [15][60].

Certaines nouvelles recherches, plus particulièrement en psychologie et en neurosciences, se sont basées sur les modèles connexionnistes : les réseaux de neurones pour pouvoir comprendre ce mystérieux système biologique. Leurs recherches se sont basées sur l'étude et la comparaison du système de vision chez un bébé et celui d'un adulte ; ils ont pu conclure que le module du traitement neuronale arrive à reconnaître les visages en combinant entre la nature biologique des gènes et celle de l'apprentissage et de l'expérience.

Shepherd avance en disant que la reconnaissance faciale est une particularité de la reconnaissance des objets, alors que ***Moses*** estime que le visage est trop différent par rapport aux autres objets et on ne peut lui appliquer les mêmes techniques que celles de la reconnaissance des formes [3][15].

D'autres chercheurs ont postulé l'existence d'un module spécifiquement dédié au traitement des visages indépendant du reste des opérations, cette indépendance permet un traitement rapide et précis. Ces recherches avaient pour objectif la dissociation des modules hypothétiques, spécialisés dans le traitement des informations faciales spécifiques, le modèle de ***Bruce et Young*** est le modèle dominant dans cet axe de recherche (voir figure 1).

Dans leur modèle, Bruce et Young considèrent que les extractions des différentes informations, concernant un visage vu, sont toutes effectuées en parallèle ? En d'autres termes, la reconnaissance, l'analyse de l'expression, la lecture labiale et les processus visuels dirigés opèrent sans interférence. Bien que cette hypothèse d'indépendance des différents processus de traitement de l'information faciale est, encore aujourd'hui, vigoureusement défendue, par de nombreux auteurs (e. g. Bruce & Young, 1998 ; Campbell, Brooks, De Haan, & Roberts, 1996 ; Nachon, 1995 ; Young & Bruce, 1991). Cependant, depuis quelques années, des données contradictoires amènent plusieurs auteurs à nuancer cette hypothèse (e. g. Dolan, Fletcher, Morris, Kapur, Deakin, & Frith, 1996 ; Dubois, Rossion, Schiltz, Bodart, Michel, Bruyer, & Crommelink, 1999 ; Sansone & Tiberghien, 1994 ; Schweinberger, Burton, & Kelly, 1999 ; Schweinberger & Soukup 1998).ainsi les domaines adoptant des théories contradictoires sont de plus en plus nombreux [15].

Donc doter l'ordinateur de telles facultés c'est en quelques sorte les faire évoluer et peut être les rendre plus performants que l'homme ?!

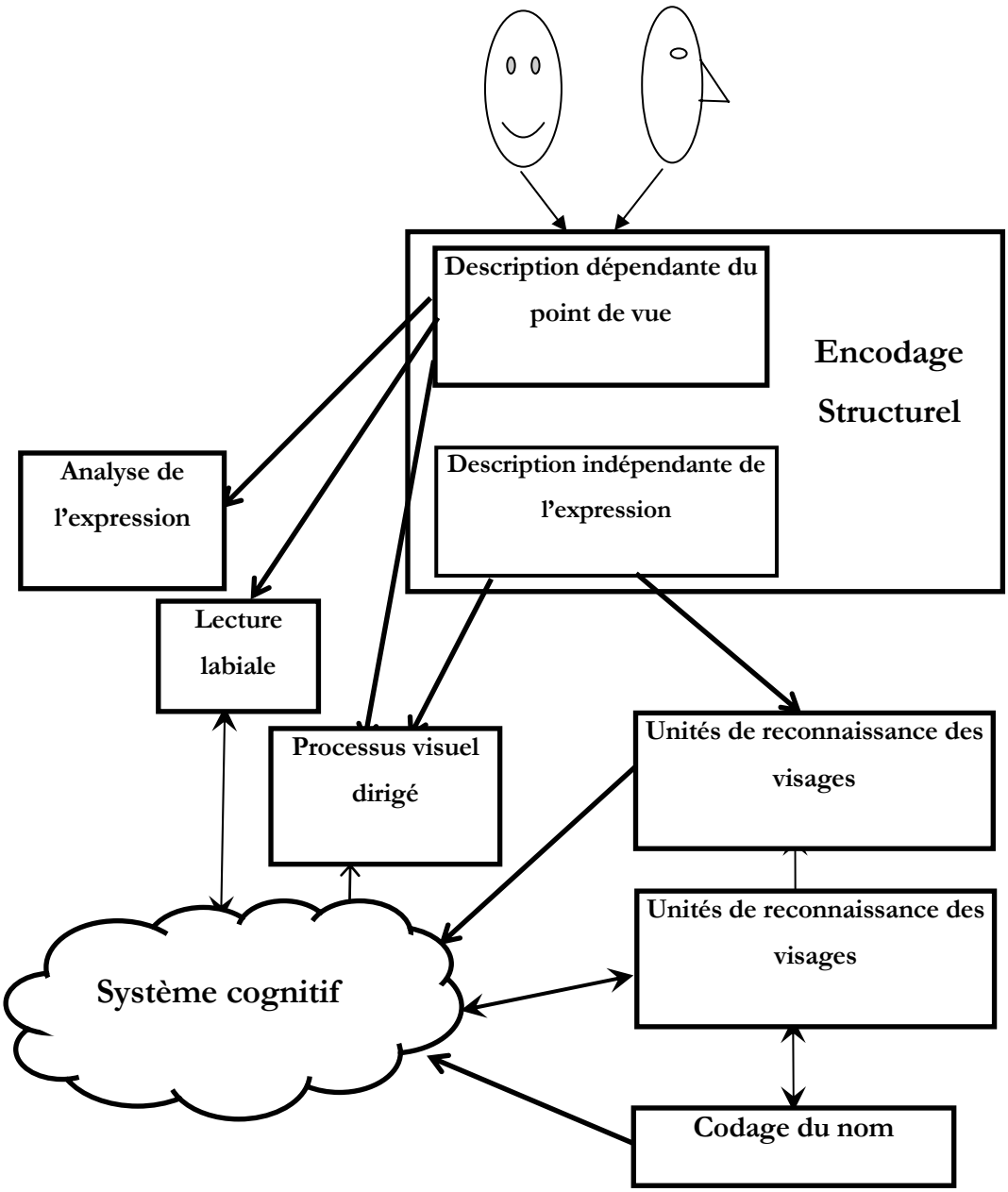


Figure 1 . Adaptation du modèle de Bruce et Young 1998

4. Le processus générale de la connaissance faciales

Les méthodes de reconnaissance du visage se diffèrent l'une par rapport à l'autre, cependant le processus est le même, en effet la reconnaissance automatique des visages humains peut être divisée en deux types d'applications : l'identification et la vérification. Dans le problème d'identification, le visage à reconnaître est comparé avec les visages dans la base de données, cependant dans le problème de vérification le système doit confirmer l'appartenance du visage en entrée à la base des visages ou bien le rejeter [23 [69] [107] [112].

Quelque soit le type d'application, le processus de reconnaissance faciale est le même. Ce processus est généralement constitué des quatre phases suivantes, voir figure 2 :

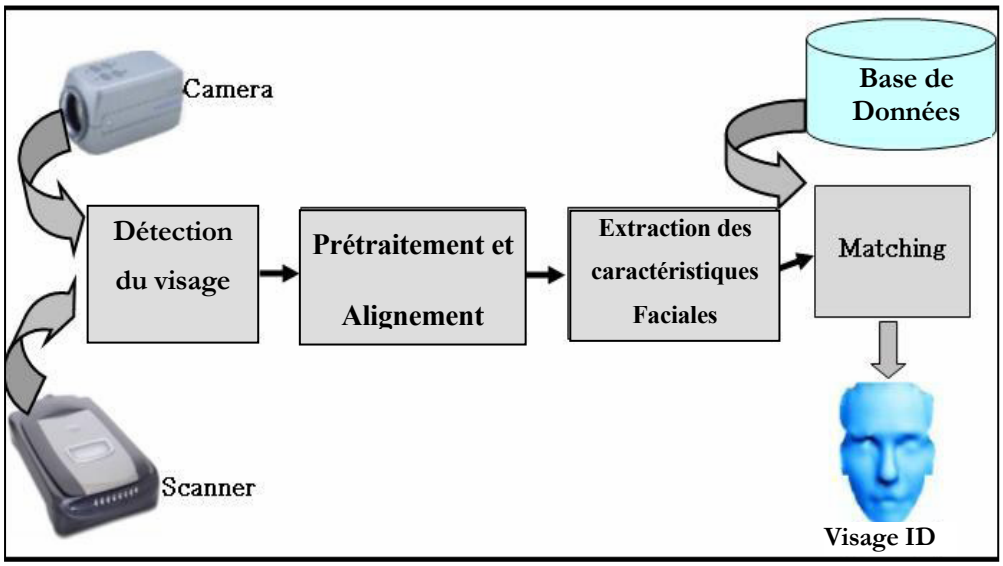


Figure 2. Le processus général de la reconnaissance d'un visage

4.1 La détection

C'est la première phase dans le processus de reconnaissance automatique des visages, la détection joue un rôle très important et a une très grande influence sur la fiabilité et la performance de tout le système de reconnaissance. Étant donné une image fixe ou dans une séquence vidéo, la détection du visage dans cette scène doit être capable de localiser le visage dans sa totalité, quelque soit sa position, l'échelle, l'orientation, les conditions d'éclairage et les expressions faciales, …, etc.

La détection peu se baser sur de différents critères (i.e. la couleur de la peau, l'émotion, la forme de la tête, …, etc.) [65] [114].

4.2 Le prétraitement

C'est une phase importante, sont objectif est l'élimination des bruits dans l'image et sa normalisation selon une taille, un contraste, une distribution des pixels et une intensité adéquate, correspondants aux exigences du concepteur [16].

4.3 L'alignement du visage

L'objectif de l'alignement est la localisation des caractéristiques faciales tel que les yeux, le nez et la bouche pour pouvoir par la suite mettre le visage à l'échelle et dans la zone adéquate du traitement [62] [112].

4.4 L'extraction des caractéristiques

L'objectif de cette phase est la définition et la génération d'un ensemble de caractéristiques, les plus représentatives du visage. Cette phase réduit énormément la taille des données à traiter et peut réduire le temps de reconnaissance d'une manière très significative [121] [123].

4.5 La reconnaissance

L'objectif de cette étape est la reconnaissance du visage en se basant uniquement sur ces composantes principales (yeux, nez, bouche), dans cette étape une procédure du matching est exécutée pour déterminer les visages les plus proches et qui ont une correspondance très proche à celui en entrée [120].

4.6 La classification

Basé sur le résultat du matching, le classificateur doit apprendre une fonction de décision afin d'implémenter la décision sur la classification finale du visage. Dans cette étape le système est sensé trouver la personne dans la base des visages correspondante aux caractéristiques mentionnées, ou bien rejeter le visage dans le cas contraire [120].

5. Les Approches et les Techniques utilisées

La technologie de reconnaissance des visages (TRV) est un domaine de recherche très actif, en effet il a été adopté par plusieurs disciplines à citer : le traitement d'image, la reconnaissance des formes, la vision par ordinateur, …, etc.

Les recherches dans ce domaine ont été largement abordées depuis les années 70, ces recherches se sont basées sur la définition des caractéristiques géométriques du visage et le calcul de leurs propriétés géométriques : la distance entre les yeux, le nez, la bouche et le menton. Depuis les années 80, la reconnaissance faciale fut presque abandonnée, pour reprendre au début des années 90, depuis cette année, les recherches se sont largement développées [68] [83] [88].

Le développement significatif est peut être du à plusieurs facteurs dont on peut citer :

- Le développement des projets commerciaux et de civilisation lié à la croissance de la population et de ses exigences ;
- La réémergence des classifieurs connexionnistes avec le développement énorme du matériel ;
- La grande sécurité et confidentialité exigées au sein des entreprises et des compagnies gouvernementales,…, etc.

Vu ce grand besoin, même les neuroscientifiques et les psychophysiciens ont orienté leurs recherches vers la technologie de la reconnaissance automatique des visages, ces recherches se sont basées sur

- L'unicité du visage ;
- L'analyse et l'utilisation des expressions faciales pour la reconnaissance ;
- La perception des visages par les enfants ;
- L'organisation de la mémoire des visages ;
- L'incapacité de reconnaissance des visages inversés « Thatcher Illusion »;
- L'existence d'un neurone appelé « grande mère », « grand mother » responsable de la reconnaissance faciale ;
- Le rôle de l'hémisphère droit dans la perception du visage.
- Le problème de prosopagnosie : l'incapacité de reconnaissance des visages

Ces recherches sont limitées vu que leurs théories sont contradictoires, en plus la plupart de ces recherches se basent sur des petites bases de visages que l'on ne peut généraliser.

Pour l'ingénierie les recherches ont été très prometteuses surtout ces dernières années, ces recherches se sont basées sur la détection et la segmentation des visages ainsi que la détection et la localisation des caractéristiques décrivants un visage : les yeux, le nez, la bouche et le menton [96]. [102].

D'une manière générale, les approches utilisées pour la reconnaissance automatique des visages peuvent être classées en deux classes :

- Approches géométriques ;
- Approches globales.

5.1 Les approches géométriques

On les appelle aussi les méthodes à traits, à caractéristiques locales, ou analytiques.
L'analyse du visage humain est donnée par la description individuelle de ses parties et de leurs relations. Ce modèle correspond à la manière avec laquelle l'être humain perçoit le visage, c'est à dire, à nos notions de traits de visage et de parties comme les yeux, le nez, la bouche, etc. La plus part des travaux réalisés se sont concentrés sur l'extraction des traits à partir d'une image du visage et sur la définition d'un modèle adéquat pour représenter ce visage. Un certain nombre de stratégies automatiques et semi-automatiques ont modélisé et classé les visages sur la base de distances normalisées et angles entres points caractéristiques. La stratégie est qualifiée d'automatique ou non selon que la phase d'extraction des points est faite par l'ordinateur ou qu'elle est assistée par un opérateur. Cette phase constitue l'étape clé du processus, car la performance du système entier dépend de la précision avec laquelle les informations utiles sont extraites.
L'avantage de ces méthodes est qu'elles prennent en compte la particularité du visage en que forme naturelle à reconnaître, en exploitant les résultats de la recherche entant neuropsychologie et psychologie cognitive sur le système visuel humain.
La difficulté éprouvée quand il s'agit de prendre en considération plusieurs vues des visages ainsi que le manque de précision dans la phase "extraction" des points constituent leur inconvénient majeur [83] [107].

5.2. Les Méthodes Globales

Cette classe regroupe les méthodes qui mettent en valeur les propriétés globales de la forme. Le visage est traité *comme un tout*. Parmi les approches les plus importantes réunies au sein de cette classe, on trouve :

- **L'Approche connexionniste :** L'inconvénient de cette approche est que l'apprentissage est long. A ce jour, il n'est pas clair comment de tels systèmes vont s'étendre à des problèmes plus larges, il faut prendre en compte un grand nombre d'individus [4] [20] [99].
- **L'Approche ACP (ou Les Visages Propres)** : son but est de capturer la variation dans une collection d'images de visages et d'utiliser cette information pour coder et comparer les visages (en termes mathématiques : trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance de l'ensemble des images de visages). Le nombre possible de visages propres peut être approximé en utilisant seulement les meilleurs visages propres qui correspondent aux plus grandes valeurs propres. Cette approche rencontre le problème du coût des calculs élevé et celui de la détermination du nombre de visages propres utiles [32] [100].
- **Les Cartes d'Iso densité (Isodensity Maps) :** inspirées de la géologie. Une carte d'isodensité est un ensemble de courbes fermées obtenues par le traçage des frontières des régions de même densité après quantification de l'image en niveaux de gris [110].
- **L'Approche Stochastique**, Samaria avance que, quand les images frontales sont balayées de haut en bas il y a un ordre naturel dans lequel les caractéristiques apparaissent, et ce fait peut être modélisé d'une manière pratique en utilisant un modèle caché de Markov (HMM : Hidden Markov Model) [113] [114].
- **L'approche statistique et l'approche probabiliste** : Yang et Ahuja présente une méthode pour détecter des visages humains à partir d'images en couleur. Un modèle de la couleur de la peau humaine basé sur une analyse statistique multi variante est construit pour capturer les propriétés chromatiques, Yang, Ahuja et Kriegman présentent une méthode de probabilité pour détecter les visages humains qui utilisent un mélange d'analyseurs de facteur. [109]

6. Applications

La reconnaissance des visages a été largement adoptée comme une technique d'identification des individus par un plus grand nombre de compagnies et de sociétés gouvernementales. En effet, la reconnaissance des visages permet l'identification des personnes avec une haute précision et en un temps minimum en plus cette technique utilise des moyens simples et moins coûteux « caméra ».

La fiabilité de cette technique de biométrie a permet d'élever la sécurité dans des domaines pénitenciers et de réduire les risques de fraude et de fuite [60] [107].

Vu ce grand intérêt, un nombre important de domaines utilise cette technique comme moyen d'assurer leur sécurité, parmi ces domaines on peut citer :

- **Les compagnies publiques :** la reconnaissance faciale est utilisée pour permettre :

  - L'accès aux ordinateurs ;
  - L'accès aux réseaux sécurisés ;
  - La vidéo conférence : identification des membres d'une conférence en ligne ou un meeting générale.

- **Les compagnies spécifiques** : ce qui regroupe

  - L'autorisation d'accéder à des ordinateurs ou des machines spécifiques dont l'importance est extrême ;
  - Le contrôle des heures d'entrées et de sorties des employeurs ;
  - Le contrôle et la confirmation des identités des clients, fournisseurs dans les sociétés de transport, de vente et de marketing.

- **Les institutions fédérales et gouvernementales :**

  - L'accès aux établissements parlementaires, conférences de presse,…, etc. ;
  - L'accès aux documents et les rapports gouvernementaux de haute confidentialité

- **Les grandes sociétés et compagnies :** l'application peut inclure

  - Les registrations aux élections ;
  - La vérification des cartes numériques d'identité tel que les cartes de crédit, les cartes bancaires et les cartes à puce.

6. Conclusion

La reconnaissance automatique des visages est une approche très importante et joue un rôle primordial dans la reconnaissance et l'identification des individus, l'utilisation d'un système adoptant cette technique est très efficace et d'une facilité remarquable, en effet, contrairement aux autres approches de biométrie (reconnaissance de la parole, iris/ rétine, et les empruntes digitales) , un système adoptant une approche d'identification des individus par leurs visages est facile à utiliser et n'exige aucune coopération spécifique de l'individu.

Cette technique offre un axe de recherche très prometteur, vu le développement des moyens logiciels et matériels et l'apparition de nouvelles techniques de plus en plus fiables et efficaces. Le principal objectif de toutes ces recherches est la simulation du processus de vision humain pour réaliser des machines qui « voient » ?!

« I cannot articulate enough to express my dislike to people

who think that understanding spoils your experience… how they know?"

Marvin Minsky

3

Les réseaux de neurones

1. Introduction

2. Un peu d'historique

3. l'analogie Cerveau Humain/Ordinateur

4. Le neurone biologique

5. Le modèle mathématique : Le neurone formel

6. L'apprentissage

7. Les réseaux de neurones

8. Les domaines d'application

9. Les avantages et limites

10. Conclusion

Chapitre 3 : Les Réseaux de Neurones

1. Introduction

La psychologie cognitive représente un courant majeur dans la psychologie contemporaine, elle a pour objectif essentiel l'étude des activités mentales, c'est-à-dire le stockage (mémorisation), la récupération et l'utilisation de l'information ou des connaissances, cette approche est basée sur l'étude de la mémoire, la perception et la reconnaissance des formes[4] . C'est une discipline qui cherche à étudier le traitement de l'information des êtres humains et le simuler pour les ordinateurs, elle se diffère de son ancêtre « le courant comportementaliste », dans le sens où elle étudie les processus mentaux inobservables [51].

Avec l'apparition de l'informatique, le traitement des informations est devenu de plus en plus rapide et fiable, ce développement est souvent confondu avec celui des machines de traitement : les ordinateurs, depuis le début de leur apparition (ENIAC 1946) et jusqu'à aujourd'hui, ils sont devenus très puissants et ils ont été même utilisés comme un modèle pour la psychologie cognitive. Néanmoins, l'augmentation de la puissance matérielle des ordinateurs ne permet pas de résoudre des problèmes d'une application dans un domaine particulier, de ce fait beaucoup de chercheurs se sont orientés vers le développement des logiciels pour remédier aux limites du matériel. Ces logiciels construits peuvent être classés selon deux types d'approches : une approche basée algorithmes et la seconde est une approche basée connaissances [90] [97].

- **L'approche basée algorithmes** *:* elle se base sur l'écriture du processus dit programme pour la résolution d'un problème donné, cette approche est très coûteuse en plus si le problème est très complexe elle devient impossible surtout au point de vue prise en considération de tout les cas de figure.

- **L'approche basée connaissances :** l'approche basée connaissances a pour application la plus connue : les systèmes experts, cette approche se base sur un ensemble de règles et de connaissances fourni par un expert dans un domaine bien défini. Le problème avec ce type de systèmes est celui d'oublie, en effet si l'expert oublie une règle ou une connaissance le système devient incomplet et donc non fiable, en plus les domaines d'application de ce type d'approches sont très restreints.

Ces deux approches ne peuvent pas donc résoudre des problèmes de reconnaissances des formes (image, signal,…, etc.), la traduction automatique et le traitement automatique du langage naturel.

Cette insuffisance a donné naissance à une troisième approche, c'est l'approche connexionniste. En se basant sur l'étude de l'organe responsable de ce traitement qui est le « ***neurone biologique*** », cette approche cherche à s'inspirer du comportement du cerveau humain lors du traitement des informations, en effet, les biologistes ainsi que les cogniticiens ont créé « ***le neurone Artificiel*** » comme étant un parallèle automatique et artificiel au neurone biologique et ont cherché à réaliser un comportement artificiel et automatique du cerveau humain en se basant sur la simulation de son architecture de base [51][97].

Dans ce qui va suivre, on examinera quelques notions biologiques et formelles des neurones, leurs topologies, les fonctions utilisées en plus des algorithmes d'apprentissages les plus connus.

2. Un Peu d'Historique

Les premières tentatives de modélisation du cerveau sont anciennes et précèdent même l'informatique, voici quelques dates qui ont marqué l'histoire du domaine connexionniste [9] [52] [54] :

- En 1890, W. Jones a introduit le concept de mémoires associatives et proposa ce qui est devenu par la suite la loi de fonctionnement et d'apprentissage des réseaux de neurones, cette loi est connue plus tard sous le nom de « ***La Loi de Hebb ».***
- En 1943, Mc Culloch (Neurophysiologiste) et Pitts (Logicien) ont proposé les premières notions du neurone formel, ce concept fut ensuite mis en en réseau avec une couche d'entrée et une couche de sortie par F. Rosenblatt en 1957, le modèle développé par Rosenblatt est connu sous le nom de « ***Perceptron*** ».

- En 1960 cette année a été marquée par la création d'un modèle ressemblant à celui de Rosenblatt mais la loi d'apprentissage est différente, ce modèle fut développé par B. Widrow, il est connu sous le nom de modèle « ***Adaline*** » (***Ada***ptative ***Lin***ear ***E***lement), sa loi d'apprentissage est à l'origine de l'algorithme de « ***Rétro propagation du gradient*** ».

Le succès des modèles connexionnistes a vite atteint ses limites technologiques, en 1969 M. Minsky et S. Papert ont démontré les limitations théoriques du perceptron. Face à ces obstacles les recherches dans ce domaine se sont déguisées sous le couvert de divers domaines comme par exemple : Le traitement adaptatifs du signal, la reconnaissance des formes, la modélisation en neurobiologique,…, etc. [58]

Dès le début des années 80s, l'approche connexionniste s'est relancée grâce aux travaux de J. J. Hopfield ; depuis, un avancement considérable fut reconnu et beaucoup de modèles ont été mis au point. Dont on peut citer : La Machine de Boltzmann en 1983, l'algorithme de Rétro propagation du gradient en 1985, celui d'estimation par Rétro propagation de l'erreur par Hopkins en 1982, l'analogie de la phase d'apprentissage avec les modèles Markoviens des systèmes de particules de la mécanique statistique par Hopfield en 1982.

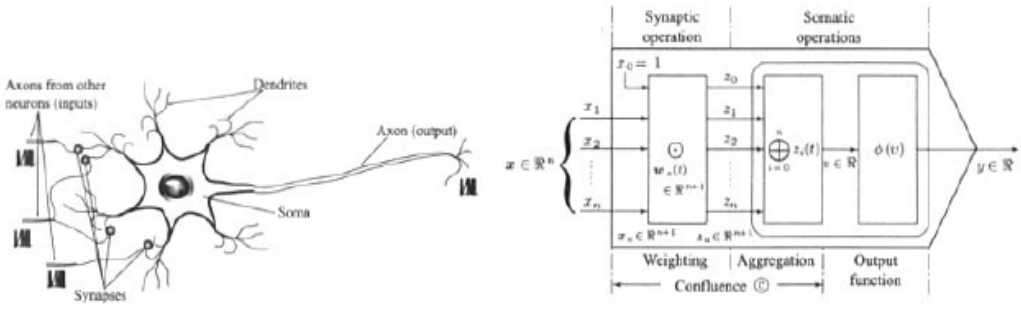
À nos jours l'approche connexionniste connaît un développement considérable, ceci en considérant le nombre de congrès et de publications spécialisés dans cette approche en plus de la diversité des domaines d'application [82][89].

3. L'analogie Cerveau Humain/ Ordinateur

Le cerveau humain se compose d'un vaste ensemble de neurones de l'ordre de 10^{12} neurones, avec 10^4 à 10^5 ***synapses*** (connections) par neurone, chacun de ces neurones fonctionne comme un intégrateur élémentaire d'information, travaillant en parallèle, ces neurones sont eux même regroupés en ***noyaux*** ou ***centres*** plus ou moins spécialisés dans certains types de traitements d'informations. Cette structure assez complète est une caractéristique du cerveau humain et les machines ou bien les ordinateurs ne peuvent pas l'égaler dans sa totalité, en effet une particularité essentielle du cerveau humain réside dans son parallélisme et sa lenteur comparée à un ordinateur séquentiel classique [90] [115].

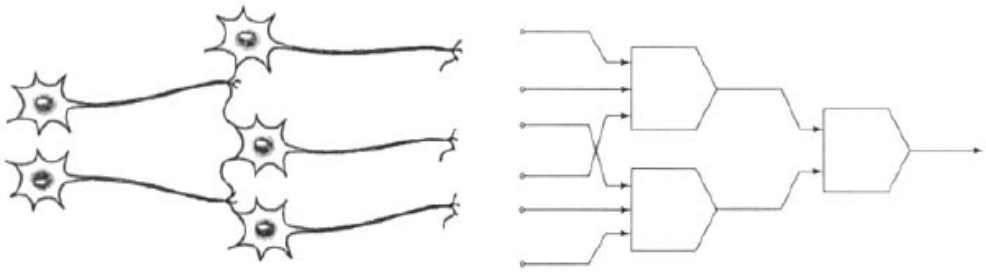
.

Système biologique **Système artificiel**



(c) Biological neuron: a biological computing processing element

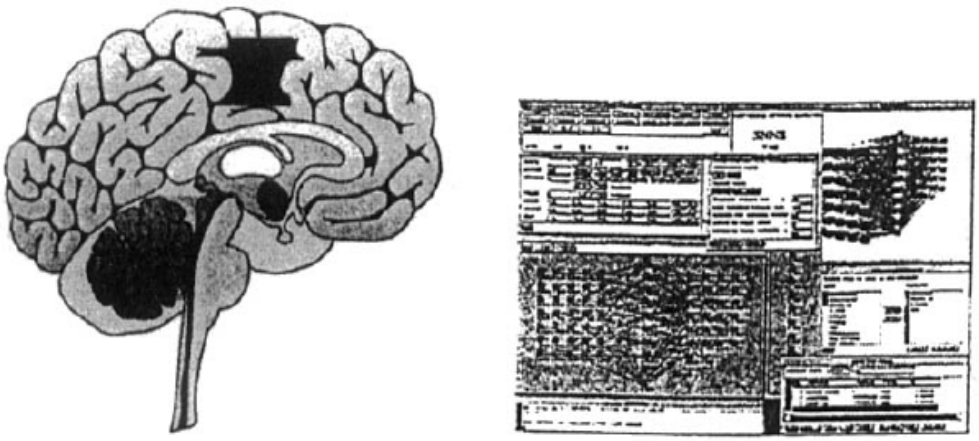
(d) Artificial neuron: an artificial computing processing element



(e) Biological neural network

(f) Artificial neural network

(Morphological similarity between biological and artificial neural network)



(g) Biological neural computing system: the cognitive faculty

(h) Artificial neural computing: the cognitive computer

Figure 3. L'analogie système biologique/système artificiel

Bien que le cerveau humain et l'ordinateur soient tout les deux des machines dédiées pour le traitement de l'information, l'analogie comparant les deux parait inadéquate, en effet l'observation de leurs comportements suffit de s'en convaincre. Si on prend par exemple un simple calcule, l'homme prend un temps considérable par rapport à l'ordinateur pour l'effectuer en plus le résultat exacte n'est pas toujours garanti. Par contre le cerveau humain est capable de résoudre des problèmes dits mal définis ou mal posés, comme par exemple arriver à trouver le nom d'une personne, ce que l'ordinateur prend du temps ou il n'arrivera même pas à trouver le nom de la même personne.

La différence entre ces deux « machines » réside dans leur structure, cette structure sera la base du courant connexionniste ; en effet l'école connexionniste préfère poser comme modèle simplifié simulant un cerveau humain un ensemble d'unités simples (des neurones ou des ensembles de neurones) , avec un ensemble de connexions d'intensités modifiables, dans ces modèles le stimulus correspond à un vecteur des valeurs d'activation, l'ensemble des connexions sera présenté par une matrice, la réponse du modèle est un vecteur de valeurs. Pour le stockage d'information ce qui revient à dire l'apprentissage, le système utilisera l'ensemble des connexions entre unités, à chaque information reçue les unités l'intègrent via les connexions, cette intégration étant linéaire ou non (i.e. fonction, logistique, …, etc.). La réponse de chaque unité est une fonction simple de cette quantité, l'apprentissage sera effectué par modification des poids des connexions.

L'objectif de ces modèles est d'apprendre et de découvrir des associations entre les réponses fournies en sortie et le stimulus présenté en entrée ou de transformer ce stimulus en réponse. [111].

4. Le Neurone Biologique

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire nommé « ***Somma*** » et d'un noyau, le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme « ***les dendrites*** », ces dernières sont responsables de l'acheminement de l'information de l'extérieur vers le somma.

Une fois l'information est traitée par le neurone, elle est transmise aux autres neurones qui communiquent entre eux via les « ***Axones*** ». Cette transmission n'est pas directe, ce qui revient à dire que les neurones ne sont pas directement attachés aux autres, il existe un espace intercellulaire qui sépare entre l'axone du neurone afférent et les dendrites du neurone efférent, cette jonction est appelée « ***Synapse*** ». Voir figure 4. [54][104].

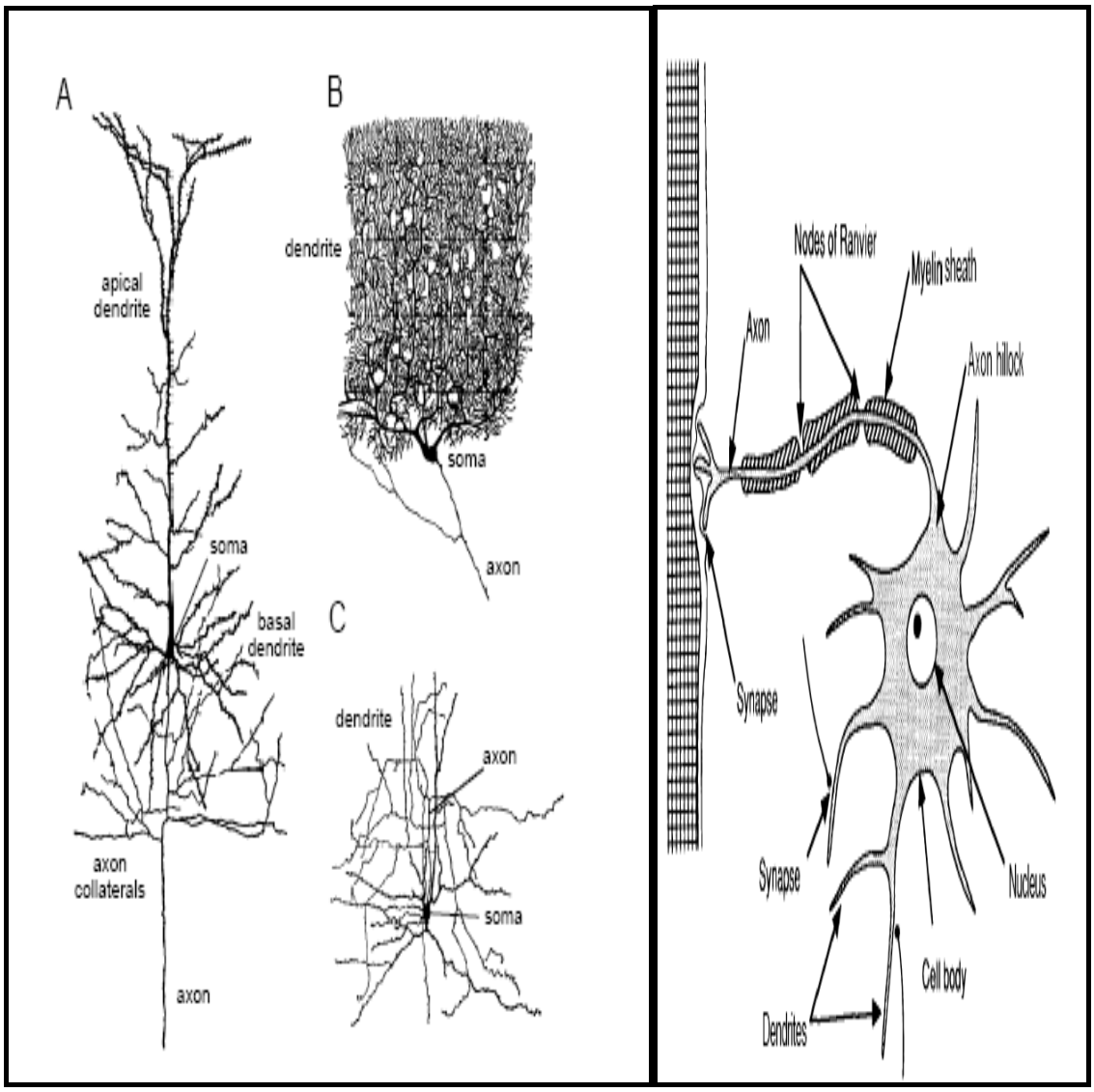


Figure 4. Un neurone biologique

5. Le Modèle Mathématique : le neurone formel

D'une manière très réductrice, un neurone biologique est une cellule qui se caractérise par :

- Des synapses, les points des connexions avec les autres neurones, fibres nerveuses ;

- Les dendrites, les entrées du neurone ;

- L'axone, ' la sortie' du neurone vers d'autres neurones ou fibres musculaires ;

- Le noyau qui active la sortie en fonction des stimuli en entrée.

Par analogie, le neurone formel est une fonction non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées, il se caractérise par un état interne $s \in S$, des signaux d'entrée $x_1,..., x_N$ et une fonction de transition d'état f comme suit :

$$s = h(x_1,..., x_N) = f(w_0 + \sum_{j=1}^{N} w_j x_j)$$

La fonction de transition est une transformation d'une combinaison des signaux d'entrée. Cette combinaison est déterminée par un vecteur de poids (w_0,…, w_N) associé à chaque neurone et dont les valeurs sont estimées dans la phase d'apprentissage, β_0 étant appelé le biais du neurone, il constitue la mémoire ou la connaissance répartie du réseau [5] [6] [9].

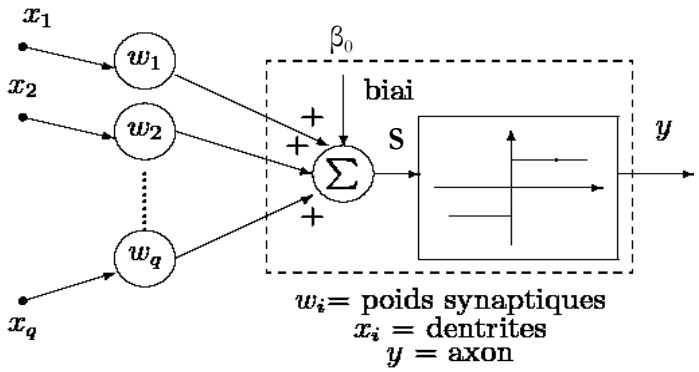


Figure 5. Un neurone formel

6. L'apprentissage

La notion d'apprentissage est claire et intuitive pour les humains ou les animaux : c'est une procédure cognitive qui doit faire en sorte que l'individu réalise de manière autonome une tache donnée, typiquement cette procédure s'effectue à partir d'exemples.

6.1. Définitions

L'apprentissage est une phase de développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement. Durant cette phase les poids synaptiques seront modifiés, donc d'une manière plus simple, on peut dire que l'apprentissage est la modification des poids des connexions dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples présentés et à l'expérience [37] [89].

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il existe trois types selon l'intervention ou non d'un superviseur :

- **L'apprentissage supervisé :** ce mode est le plus courant, l'utilisateur dispose d'un comportement de références précis qu'il désire faire apprendre au réseau. Schématiquement, il consiste à évaluer les poids synaptiques minimisant l'erreur sur une base d'apprentissage, cette base comprend un ensemble d'observations pour lesquelles on connaît à la fois les entrées et les sorties souhaitées.
- **L'apprentissage semi- supervisé :** cet apprentissage est identique au précédant dans la mesure où il se base sur la présence d'un concepteur, cependant la valeur exacte de la sortie n'est pas disponible, en générale la seule information disponible est un signal d'échec ou de succès.
- **L'apprentissage non supervisé :** ce mode d'apprentissage est moins intuitif, il correspond au cas où l'on ne dispose pas des bases d'apprentissage, par exemple lorsqu'on ne sait pas à priori déterminer ponctuellement si une sortie est ou non valable. L'apprentissage repose alors sur un « critère interne » de conformité du comportement du réseau par rapport à des spécifications générales et non sur des observations.

7. Les Réseaux de Neurones

Dès leur apparition, les réseaux de neurones ont été adoptés par plusieurs domaines on peut citer le domaine connexionniste et le domaine neuromémitique. Pour les connexionnistes, ils les utilisent dans l'objectif d'améliorer les capacités du traitement de l'informatique, pour les neuromémiticiens, l'objectif est la vérification de leurs théories biologiques liées aux fonctions du système nerveux.

Quelque soit le domaine adopté, les réseaux de neurones peuvent être définis comme suit :

7.1. Définitions

7.1.1. Définition 1

Les RNA sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires, fonctionnant en parallèle. Chaque processeur calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit, toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau [29] [39].

7.1.2. Définition 2

Les RNAs sont des modèles statistiques adaptatifs, basés sur une analogie avec le cerveau humain. Leur adaptabilité revient du fait qu'ils peuvent apprendre à estimer les paramètres d'un ensemble de données en utilisant un nombre d'exemples.

Dans sa structure de base, un réseau de neurone est constitué d'un ensemble d'unités simples, qu'on appelle les neurones ou les cellules, ces dernières sont inter liées à l'aide d'un ensemble de connexions pondérées, chaque unité code ou correspond à une caractéristique d'une forme à analyser.

Les réseaux de neurones sont généralement organisés en couches, la première couche est la couche d'entrée et la dernière est la couche de sortie, les couches intermédiaires sont les couches cachées, le nombre de ces couches est défini selon le type du problème à résoudre. L'information à analyser est transmise au réseau via la couche d'entrée, elle sera propagée par la suite vers les couches internes (couches cachées), la réponse du réseau qui est le résultat finale qui sera transmis vers la couche de sortie [5][29][38] [41] .

7.2. Propriétés

Le but principal des RNAs est la simulation et la reproduction des systèmes biologiques, dans cette simulation les modèles doivent prendre en considération les points suivants :

- **Le parallélisme :**

  Les RNAs sont constitués à base de neurones simples fortement interconnectés, dont le but est la réalisation d'une fonction de type bien défini ce qui rend le traitement de l'information massivement parallèle [37].

- **Les poids synaptiques :**

  La pondération des liaisons synaptiques entre les neurones influe sur l'efficacité et la fiabilité du réseau au point de vue rapidité et exactitude des résultats fournis

- **Apprentissage :**

  L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux de neurones, elle ne concerne cependant pas tout les modèles mais les plus utilisés, son principal problème est d'arriver à trouver un ensemble de valeurs d'entrée des connexions afin d'atteindre les résultats voulus [6] [37] [94].

7.3. Architectures

Les quatre types de RNA les plus utilisés sont énumérés ci-dessous [54] [97] :

- **Perceptron à une ou plusieurs couches (PMC) :**

(Single or Multi-Layered Perceptrons (MLP)) sont des réseaux intemporels dans le sens où ils peuvent être dynamiques ou statiques.

- **Structure** : Dans un réseau de neurones multi couches, les neurones sont organisés en couches, chacun est connecté à toutes les sorties des neurones de la couche précédente. Les entrées de la première couche, dite couche d'entrée, sont les entrées du réseau. Les neurones d'une même couche partagent tous la même fonction d'entrée et d'activation, en revanche les fonctions diffèrent d'une couche vers une autre.
- **Apprentissage :** Les PMC utilisent la règle de rétro propagation du gradient, les fonctions de transfert utilisées sont les fonctions sigmoïdes.

- **Réseaux à base de fonction radial ou Radial-basis function (RBF) :**

Sont des réseaux à deux couches, c'est une classe spéciale des réseaux à propagation avant. La fonction d'activation qu'utilise chaque unité dans la couche cachée est une fonction de type RBF, par exemple le noyau gaussien.

- **Réseaux de Hopfield :**

Le modèle de Hopfield est une mémoire auto associative dont la réponse des neurones est asynchrone, la fonction de transfert utilisée est la fonction « sign », où la réponse est binaire.

- **Apprentissage :** L'apprentissage est réalisé à base d'exemples, où on utilise la règle de Hebb généralisée.
- **Structure :** Se sont des réseaux à couche unique, avec un retour des sorties sur les entrées.

- **Les cartes de Kohonen ou Kohonen Self-Organising Feature Maps (SOFM) :**

Dans ce type de cartes, tous les neurones sont interconnectés mais seul les plus proches ont l'influence selon une fonction DOC « **D**ifference **O**f **G**aussien » ; ce sont des neurones excitateurs, les neurones peux éloignés sont les inhibiteurs alors que ceux les plus loin ont une influence nulle. La fonction d'entrée est une fonction sigmoïde.

La particularité de ce type de réseaux est qu'on ne peut avoir qu'un seul neurone actif à la fois. Ces réseaux et beaucoup d'autres sont résumés dans la figure suivante (Voir figure.6).

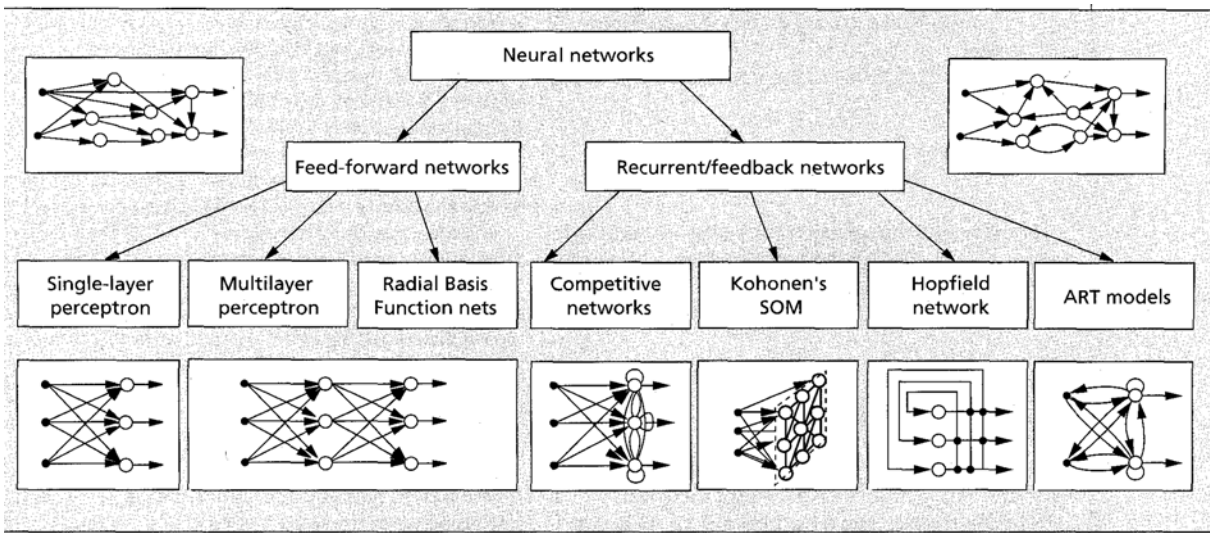


Figure 6. Type d'architecture des réseaux de neurones

7.4. Les fonctions de transition et d'activation

7.4.1. La fonction d'activation

La fonction d'activation est une transformation linéaire ou non linéaire, elle permet la liaison entre la sortie y_i avec son entrée. Vu la variété des modèles de réseaux de neurones de différentes fonctions ont été proposées, parmi lesquelles on peut citer :

- **Les modèles linéaires et sigmoïdaux :** ces modèles sont très adaptés aux algorithmes d'apprentissage comme celui de rétro propagation du gradient car leur fonction de transition est différentiable.

- **Le modèle à seuil :** ce modèle est très proche et conforme à la réalité biologique mais il pose des problèmes d'apprentissage.

- **Le modèle stochastique :** ce type de modèle est utilisé pour les problèmes d'optimisation globale des fonctions perturbées ou encore pour les analogies avec les systèmes de particules.

La table.1 illustre quelques importantes fonctions d'activation. [39] [54] [94]

Fonction D'activation	**Formule** $a = f(u)$	**Dérivation** $df(u)/d(u)$	**Commentaire**
Sigmoïde	$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u/T}}$	$f(u)[1 - f(u)]/T$	La dérivée partielle est calculée à partir de f (u)
Tangente hyperbolique	$f(u) = \tan gh(\frac{u}{T})$	$(1 - f(u)^2)/T$	T: paramètre de température
Tangente inverse	$f(u) = \frac{2}{\pi}\tan g^{-1}(\frac{u}{T})$	$\frac{2}{2\pi T} \cdot \frac{1}{1 + (u/T)^2}$	Moins utilisée
Fonction à seuil	$f(u) = \begin{cases} 1 \Rightarrow u > 0 \\ -1 \Rightarrow u < 0 \end{cases}$	Pas de dérivée à u=0	
GRB Gaussian Radial Basis	$f(u) = \exp\left[-\|u-m\|^2/\sigma^2\right]$	$2 - (u-m).f(u)/\sigma^2$	m et σ^2 sont des paramètres à spécifier.
Lineaire	$f(u) = a\mu + b$	a	

Tableau 1. Exemples de fonctions d'activation

7.4.2. La fonction de réseau

Elle détermine la combinaison interne des entrées du réseau $\{y_{ji}; 1 \le j \le N\}$ pour chaque neurone, le tableau suivant récapitule les différents types de ces fonctions [39] :

La fonction	Formule	Commentaire
Linéaire	$u = \sum_{j=1}^{N} w_j y_j + \theta$	La plus utilisée
Haut Ordre (Higher Order) (Formule de deuxième ordre)	$u = \sum_{j=1}^{N} \sum_{k=1}^{N} w_{jk} y_j y_k + \theta$	u_j Est la combinaison linéaire pondérée des termes polynomiaux de plus haut ordre des variable d'entrée.
Delta $\sum - \prod$	$u = \prod_{j=1}^{N} w_j y_j$	Rarement utilisée

Tableau 2. Les différentes fonctions de réseau.

8. Les domaines d'application

Depuis leur apparition, les réseaux de neurones ont été largement utilisés dans plusieurs domaines on peut citer [29] [58] [104] [115] :

- Application dans la reconnaissance des formes :
  - La lecture automatique des codes postaux ;
  - La reconnaissance et synthèse de la parole ;
  - La Reconnaissance automatique d'image : le contrôle non destructif pour la détection des défauts dans des rails, La détection et la reconnaissance des visages ; imagerie satellitaire,… etc.
- Traitement du signal :
  - L'égalisation non linéaire ;
  - L'élimination de bruit et de l'écho ;
  - Reconnaissance de signaux radar ou sonar
- Bio- ingénierie : la prédiction des propriétés chimiques des molécules.
- Prédiction et prévision :
  - Prévisions météorologiques ;

- Estimation de la probabilité de succès aux élections législatives.

- Automatique :
  - Identification/modélisation des systèmes non linéaire ;
  - Commande basée modèle (commande prédictive, IMC, etc.) ;
  - Modélisation des procédés industriels ;
  - Robotique : pilotage automatique des véhicules autonomes, Modélisation d'un actionneur hydraulique d'un bras d'un robot.

- Fouille de données : Extraction des connaissances et les problème d'optimisation et de classification.

Le tableau.3, représente la correspondance entre chaque domaine d'application et le type de réseau de neurone le plus approprié

Domaine d'application	Type de RNA
Reconnaissance de formes	MLP, Hopefield, Kohonen, PNN
Mémoires Associatives	Hopefield, MLP recurents, Kohonen
Optimisation	Hopefield, ART, CNN
Approximation de fonctions	MLP, RBF
Modélisation et control	MLP, MLP récurrent, FLN
Traitement d'images	CNN, Hopefield
Classification et Clustering	MLP, Kohonen, RBF, ART, PNN

Tableau 3. Correspondance type de RNA - Domaine d'application

9. Les avantages et limites

Les RNAs ont plusieurs avantages dont on peut citer :

- **L'apprentissage :** la possibilité d'apprendre et de généraliser les connaissances acquises.
- **Le parallélisme massif** : l'architecture d'un réseau de neurone permet le traitement parallèle et rapide des informations.
- ..., etc.

Bien que les réseaux de neurones soient capables d'effectuer beaucoup de taches néanmoins ils souffrent de certaines limites :

- **L'architecture et le paramétrage du réseau :**

Il est difficile de définir pour un problème donné l'architecture et le type adéquat du réseau à utiliser en plus des bons paramètres de réglage.

- **Initialisation et codage :**

L'état initial du réseau est très important car il a une très grande influence sur la fiabilité et le temps de calcule et de réponse du réseau, donc un mauvais choix des poids initiaux peut conduire à un blocage d'apprentissage et de convergence du réseau vers la solution désirée

- **Boite noire :**

Les RNAs sont des boites noires, dans la mesure où l'on ne peut connaître et interpréter directement les connaissances acquises par le réseau, donc ces connaissances sont inintelligibles pour l'utilisateur ou l'expert [89] [90].

10. Conclusion

Les réseaux de neurones sont une alternative d'une très importante efficacité pour la résolution des problèmes que les approches algorithmiques et les approches basées connaissances ont échoué dans leur résolution. Leur avantage réside dans la capacité d'apprendre et de généraliser les cas traités, ce qui les rend très efficaces et fiables pour la résolution des problèmes difficiles du traitement du signal et de reconnaissance des formes.

4

Les Template Matching

1. Introduction

2. Les techniques de mesure de similarité

3. Les algorithmes d'appariement

4. Les techniques de recherche

5. Conclusion

Chapitre 4 : Les Templates Matching

1. Introduction

Dans sa simple version, le problème d'appariement ou de correspondance peut être défini comme étant un établissement d'une correspondance entre des ensembles de données variées, ces ensembles de données peuvent représenter des images, des cartes ou des modèles d'objets .

Le principe est simple, il consiste à représenter l'image par un tableau d'intensité de pixels à deux dimensions, ce tableau est comparé aux autres tableaux représentants d'autres images (image template) en utilisant une métrique bien précise de mesure de similarité comme par exemple : la distance euclidienne [8][19][55] [72][79][91].

2. Les techniques de mesure de similarité

La technique des Template Matching se base sur une mesure de similarité entre l'image cible et l'image template appartenant à la base des données, et la détermination de l'image la plus similaire, donc la précision d'appariement, « matching » dépend étroitement de la métrique utilisée. Cependant, il existe plusieurs métriques de mesure de similarité, il est à noter qu'une métrique peut être efficace pour un problème donné et non pour un autre problème, tout dépend du type de l'image utilisée.

Dans ce qui va suivre, on présentera quelques métriques les plus fréquemment utilisées [24] [55] [72] :

2.1. La corrélation croisée :

Dans cette technique, l'image cible est déplacée pixel par pixel sur l'image cible jusqu'à la définition de la fonction de corrélation adéquate, pour chaque position un coefficient de corrélation croisée est calculé. Le bon appariement est obtenu dans la position où la valeur de corrélation est maximale. Voir figure 7 [63] [72].

2.1.1. le coefficient de corrélation : le coefficient de la corrélation croisée est une métrique de mesure de distance de second ordre, il est défini comme suit :

$$\rho = \frac{\sum_{r=1}^{R}\sum_{c=1}^{C}(g_1(r,c)-\mu_1)(g_2(r,c)-\mu_2)}{\sqrt{\sum_{r=1}^{R}\sum_{c=1}^{C}(g_1(r,c)-\mu_1)^2\sum_{r=1}^{R}\sum_{c=1}^{C}(g_2(r,c)-\mu_2))^2}}$$

Où :

g_1 (r, c) : la valeur du niveau de gris individuel de la matrice de l'image template

μ_1 : la valeur moyenne du niveau de gris de la matrice du template

g_2 (r, c) : la valeur du niveau de gris individuel de la matrice de recherche

μ_2 : la valeur moyenne du niveau de gris de la matrice de recherche

R, C : le nombre des lignes et des colonnes de la matrice de l'image template.

Le coefficient de la corrélation croisée est résistant aux différences d'intensité entre les images, ce qui signifie si deux images représentent le même objet et quelque soit la différence d'intensité la similarité restera toujours la même.

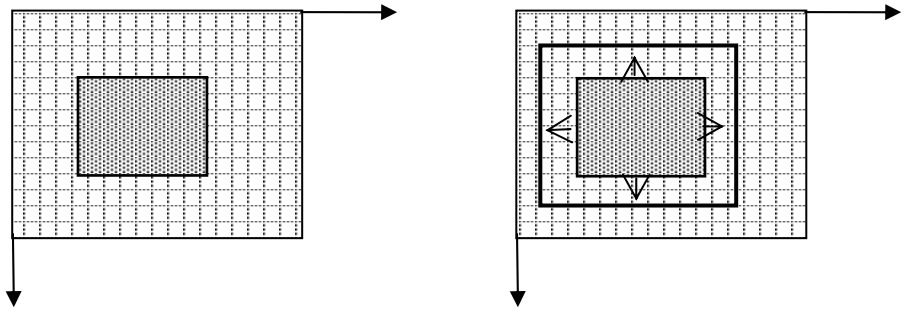


Figure 7. le principe de la corrélation croisée

2.2. La méthode des moindres carrés :

Cette méthode est basée sur la minimisation des différences carrées correspondant aux valeurs de gris entre deux ou trois images [72]. L'image template et l'image cible sont respectivement représentées par une fonction discrète de deux dimensions soit respectivement f(x, y) et g(x, y) donc la correspondance est établie lorsque l'égalité suivante est vérifiée :

$$f(x, y) = g(x, y)$$

Afin d'éviter le problème des images bruitées, un vecteur de bruit e(x, y) sera ajouter, on obtiendra :

$$f(x, y) - e(x, y) = g(x, y).$$

2.3. La méthode des moindres carrés adaptative :

Cette méthode a été présentée par Gruen en 1985, il s'agit d'une combinaison entre le modèle géométrique LSM (Least Square Matching) et les contraintes de collinéarité des images. Le terme adaptatif indique la capacité de restreindre le type et le nombre des paramètres utilisés afin d'éviter le sur paramétrage. Le nombre de ces paramètres dépend de la structure et la texture de l'image [24] [72].

2.4. La distance géométrique :

La distance géométrique est fréquemment utilisée dans le cas où les templates et les images cibles contiennent des structures binaires tel que les contours, cette méthode est utilisée dans le cas où les images ont été prises dans des conditions et avec des moyens différents, dans cette situation l'image doit être segmentée pour obtenir des surfaces de structure similaire. Cette surface peut être utilisée dans le matching, ce processus est connu sous le nom de Chamfer Matching, il a été proposé par Barrow et al [24] [72]

- ***La technique de Chamfer :*** c'est une technique qui utilise la distance entre deux structures binaires (comme la mesure de similarité). pour déterminer cette similarité les deux images sont superposées et pour chaque point dans la fenêtre la structure du point la plus similaire dans l'image template est déterminée, la distance moyenne entre les points correspondants aux deux structures est utilisée pour la mesure de

similarité, la plus grande correspondance concerne la position où la distance moyenne est minimale [43] [72].

2.5. Les moments invariants :

Les moments sont des caractéristiques décrivants une forme quelconque, une fois normalisés ces moments deviennent invariants à la position et à l'orientation de la forme à identifier, par conséquent, la variation de rotation n'a pas d'influence sur la qualité du matching.

Les images utilisées dans cette technique ont une forme sphérique ou circulaire, ceci permet la bonne superposition de l'une des images sur l'autre, on dit alors qu'elles ont la même forme, soit donc les même moments invariants. Pour les images en forme de cube ou de carré il a été démontré qu'il est impossible d'établir un matching complet des surfaces représentants ces images [34][72][95].

Le pqr^{ème} moment de l'image template f_1 est défini comme suit :

$$m_{pqr} = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \sum_{k=1}^{n} i^{p} j^{q} k^{r} f_1(i, j, k)$$

2.6. La somme des différences absolues :

La somme des différences absolues est basée sur la mesure des différences absolues de l'intensité représentant les images en question, c'est la métrique de Minkowski de premier ordre, elle est défini comme suit :

$$s(x,y,z) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \sum_{k=1}^{n} \left| f_1(i,j,k) - f_2(x+i-1, y+j-1, z+k-1) \right|$$

Tel que : x, y, z =1,…, m-n+1

Les coordonnées(x, y, z) représentent les coordonnées du coin d'en face le plus haut à gauche de la fenêtre f_2, la mesure de S désigne la dissimilarité entre f_1 et f_2, donc plus S est petit plus les images se ressemblent [72].

Dans leurs études, Svedlow et Penney ont pu démontrer que la mesure de similarité basée sur des images représentées en gradient produit une exactitude très élevée que celle présentée en intensité [36].

2.7. L'information mutuelle :

Supposant que T et W sont, simultanément, l'image template et l'image cible à être comparées, l'information mutuelle est définie comme suit :

$$I(T,W) = \sum_{a} \sum_{b} p_{TW}(a,b) \log \frac{P_{TW}(a,b)}{P_T(a) P_W(b)}$$

Tel que :

T, W : deux variables aléatoires

$P_T(a)$: la probabilité que l'image T a une intensité a.

$P_W(b)$: la probabilité que l'image W a une intensité b.

$P_{TW}(a,b)$: la probabilité que l'image T correspond à l'image W .

La probabilité $P_{TW}(a,b)$ peut être estimée à partir d'un histogramme d'intensité des pixels (voxels) correspondants. L'histogramme est obtenu à partir d'un tableau de 256*256, initialisé à zéro, si un pixel (voxel) particulier dans T a une intensité a et dans W l'intensité b, l'entrée (a, b) est incrémentée par 1, en résultat le tableau obtenu représente le nombre des pixels (voxels) correspondants dans T et W.

Admettant que l'intensité a et b correspondent respectivement aux lignes et colonnes du tableau, les probabilités P_T et P_W sont définies comme suit :

$$P_T(a) = \sum_{b=0}^{255} P_{TW}(a,b)$$

$$P_W(b) = \sum_{a=0}^{255} P_{TW}(a,b)$$

La fiabilité d'une technique par rapport à une autre ne peut être établie, en effet chaque technique peut être plus fiable qu'une autre pour un type de problèmes donné et non fiable pour un autre. Donc le choix de la technique la plus efficace dépend du problème posé.

Le tableau suivant est une synthèse comparative entre les différentes techniques citées au dessus [36] :

Technique	Mesure de similarité	Complexité	Description
La somme des différences absolues	$s(x,y,z)=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\sum_{k=1}^{n}\left\|f_1(i,j,k)-f_2(x+i-1,y+j-1,z+k-1)\right\|$	$\boldsymbol{O}(\mathbf{n^3m^3})$ addition	Tolérance à la rotation
Le coefficient de corrélation	$\rho=\frac{\sum_{r=1}^{R}\sum_{c=1}^{C}(g_1(r,c)-\mu_1)(g_2(r,c)-\mu_2)}{\sqrt{\sum_{r=1}^{R}\sum_{c=1}^{C}(g_1(r,c)-\mu_1)^2\sum_{r=1}^{R}\sum_{c=1}^{C}(g_2(r,c)-\mu_2))^2}}$	$\boldsymbol{O}(\mathbf{m^3d^3})$ multiplication	Résistance à la variation d'intensité
La distance géométrique	$D(k,l)=\sum_{i=-m/2}^{m/2}\sum_{j=-n/2}^{n/2}[t(i,j)-f(k+i,l+j)]^2$	$\boldsymbol{O}(\mathbf{Nm^3})$ (n : nombre des pixels)	
L'information mutuelle	$I(T,W)=\sum_{a}\sum_{b}p_{TW}(a,b)\log\frac{P_{TW}(a,b)}{P_T(a)P_T(b)}$	$\boldsymbol{O}(\mathbf{m^3d^3})$ addition	Tolérance aux images bruitées
Les moments invariants	$m_{pqr}=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\sum_{k=1}^{n}i^p j^q k^r f_1(i,j,k)$	$\boldsymbol{O}(\mathbf{n^3m^4})$ multiplication	Invariance à la variation d'échelle et de rotation

Tableau 4. Table compararative entre les techniques du Matching

3. Les algorithmes d'appariement : primitives

La différence entre les différentes techniques du matching réside dans la différence des algorithmes utilisés, dans la littérature il existe trois classes d'algorithmes [40] [72] :

- Les algorithmes d'appariement basés régions (**A**rea **B**ased **M**atching) ;
- Les algorithmes d'appariement basés caractéristiques (**F**eatures **B**ased **M**atching) ;
- Les algorithmes d'appariement structurel ;

3.1. Les algorithmes d'appariement basé régions (Area Based Matching) :

Appelés aussi les algorithmes d'appariement basé signal, ces algorithmes sont considérés comme les plus anciens ; le principe est le suivant : chaque point de correspondance est pris comme étant le centre d'une petite fenêtre de pixels dans l'image template de référence, cette fenêtre sera comparée avec une fenêtre de même taille de l'image cible. Le matching est défini comme étant un problème de maximisation de la mesure de similarité, ou un problème de minimisation d'une dissimilarité [72].

3.2. Les algorithmes d'appariement basé caractéristiques (Features Based Matching) :

Dans ce type d'algorithmes on procède en deux stages : le premier est la détection des caractéristiques les plus intéressantes ainsi que leurs attributs et le second consiste à déterminer les caractéristiques correspondantes et enfin le troisième qui est l'extraction des caractéristiques proprement dite.

Le problème maintenant est la définition de ces caractéristiques, ces dernières peuvent être classées en deux classes à savoir : les caractéristiques locales (i.e les points, les contours, les lignes ou bien les régions) et les caractéristiques globales qui ne sont qu'un ensemble bien choisi des caractéristiques locales, les attributs et les relations entre les caractéristiques locales seront utilisés pour la description des caractéristiques globales.

Les relations entre les différents types de caractéristiques peuvent être d'une nature géométrique, exemple : les angles entre deux polygones adjacents ou la distance minimale entre deux bordures [69] [72].

L'extraction des points caractéristiques *:*

l'extraction des points caractéristiques s'effectue à l'aide des opérateurs locaux souvent appelés « opérateurs d'intérêt », les attributs sont regroupés et traités dans une fenêtre rectangulaire ou circulaire selon une direction bien déterminée ou dans de différentes directions, par la suite ces attributs sont comparés à un certain seuil afin de déterminer les bons attributs des mauvais (i.e un bon attribut représentant un point d'un contour est celui qui correspond au niveau de gris le plus élevé) voir figure 8 .



Figure 8 L'extraction des points caractéristiques par l'opérateur de Harris

Parmi les opérateurs les plus utilisés, on peut citer :

- L'opérateur de Moravec (1977, 1979, 1980) : cet opérateur détecte les points dont la variance dans le niveau de gris est élevée, on utilisera pour ceci un seuil uniforme empiriquement déterminé.

- L'opérateur de Luhman et Ehlers (1984) : ils utilisent une grille pour obtenir une distribution homogène des caractéristiques sans aucune dépendance sur le contraste.

- L'opérateur de Dreschler (1981) : l'opérateur est basé sur les courbes Gaussienne en plus des angles décrivant la direction principale de la fonction d'intensité. Par exemple le coin peut être un angle intéressant et dans ce cas la courbe gaussienne entre des extrêmes est utilisée.

- L'opérateur de Hannah (1974) : la sélection des points pour ce type d'opérateurs se fait à l'aide d'une fonction excessive d'autocorrélation, les images utilisées sont représentées en niveau de gris [36][72].

- **l'extraction des bordures :**

Les bordures sont détectées en utilisant deux types d'opérateurs :

- L'opérateur du gradient : il est basé sur l'utilisation d'un masque pour calculer l'intensité locale du gradient, généralement avec une dimension impaire. L'opérateur de Sobel et de Perwitt sont les plus utilisés.

- L'opérateur Laplacien (zero-crossing of Laplacian) : qui détermine les points d'inflexion dans la fonction d'intensité f(x, y), l'opérateur Laplacien est basé sur la dérivée du second ordre tel que :

$$\nabla^2 = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = 0$$

- **l'extraction des régions :** dans ce type d'approches, l'extraction débute par une détection de quelques régions homogènes dans l'image (i.e des régions dont la variation de l'intensité est inférieur à un certain seuil.

3.3. Les algorithmes d'appariement structurel (Structural Based Matching):

Cette méthode a été utilisée par Wang 1988, elle est souvent connue comme une méthode de correspondance relationnelle, elle se base sur l'établissement d'une correspondance des primitives des deux descriptions structurelles des images à comparer.

La description structurelle est définie par un ensemble de primitives et de leurs relations topologiques et géométriques, chaque primitives peut être décrite par un ensemble d'attributs, par exemple une primitive P_1 est décrite comme suit :

P_1 = {coordonnée=(x, y), niveau de gris=g, gradient= t} et la relation R_j entre deux lignes par R_j= {Ligne L_m, L_n (intersection= vrai, angle=a)}. L'objectif est donc la détermination à l'aide d'une fonction d'évaluation, de la plus haute correspondance entre ces deux primitives et établir la relation entre leurs deux descriptions structurelles ; ce matching H_b correspond à la

probabilité maximale entre les différentes correspondances possibles H_1, H_2, …, H_n. enfin un arbre de recherche est utilisé pour effectuer la recherche du nœud de la plus haute probabilité [36] [72].

Parmi les opérateurs utilisés pour ce type d'approches on peut citer : l'opérateur de Foertner, la méthode mathématique de transformation morphologique (voir le travail de Wang 1994) [106]

4. Les techniques de recherches

Pour la détermination d'une correspondance adéquate entre une template donnée et une image cible plusieurs techniques ont été utilisées [72], parmi lesquelles on peut citer :

- **Les approches épaisse à affiner (coarse to fine approach) :** dans cette approche l'échelle de l'image est réduite et positionnée sur l'image modèle à des points où le niveau de correspondance est le plus élevé, une fois établie, un agrandissement d'échelle est effectué jusqu'à l'obtention d'une résolution complète de l'image. Dans chaque étape d'agrandissement et pour chaque position on calcule un degré de confiance, la correspondance liée au degré le plus élevé sera sélectionnée.

  Parmi les méthodes de mesure de similarité utilisées on peut citer : la somme des différences absolues, le coefficient de corrélation croisée.

- **La technique d'optimisation :** dans cette technique on fourni une position approximative du matching, puis on cherche la position la plus adéquate à l'aide d'un processus d'optimisation d'un critère donné. Cette optimisation est réalisée en utilisant plusieurs approches dont on peut citer : Hill Climbing, descente du gradient, le recuit simulé et les algorithmes évolutionnaires.

5. Conclusion

Le problème du matching reste toujours non résolu, ceci est dû aux difficultés liées à la résolution, changement d'échelle et le bruit ; ces problèmes sont liés aux conditions du laboratoire et du matériel d'acquisition, des régions inclinées, la déformation de projection et la variation d'échelle en plus des problèmes de texture (texture répétitive, objets fins), …, etc.

En effet, les techniques utilisées restent toujours insuffisantes et moins fiables pour la résolution des problèmes complexes du moins qu'elles se combinent avec d'autres techniques comme les réseaux de neurones par exemple.

5

La Conception du Modèle

1. Présentation générale

2. Motivation

3. L'architecture du modèle proposé

4. Résultats des tests et discussion

5. Conclusion

Chapitre 5 : Conception du Modèle

1. Présentation générale

La tendance actuelle des domaines de la vision par ordinateur et le développement d'outils d'acquisition et de traitement automatique d'image ont permet un développement incontestable des domaines de biométrie (voir annexe 1) et plus spécifiquement celui de la reconnaissance et l'identification des visages.

Avec l'avènement de l'internet, des échanges et d'acquisition d'informations, la reconnaissance des visages a pris l'ampleur et devenue le premier intérêt des compagnies sécuritaires et les établissements gouvernementaux, pour ceci beaucoup d'approches ont été développées dont on peut citer : l'approche ACP ; les approches connexionnistes ; les techniques d'appariement de gabarits, "Template Matching " et les approches géométriques.

C'est dans ce cadre, au travers de la reconnaissance des visages, que se positionne notre travail. Il consiste à mettre en œuvre un modèle d'identification des visages d'individus basé sur la combinaison de deux approches : la technique d'appariement de gabarits et les réseaux de neurones.

Chaque image représentant un visage est décrite par un vecteur constitué d'un ensemble de descripteurs, ces descripteurs sont calculés et définis en utilisant une des techniques d'appariement de gabarits qui est bien celle des moments invariants, cette approche permet l'extraction et l'exploitation des primitives pertinentes représentants la forme locale d'une image, ces primitives seront générées par les invariants de Hu. La caractéristique principale de ce type de descripteurs est bien leur invariance à certaines transformations géométriques du plan, de l'échelle et de rotation.

Après l'obtention des vecteurs des descripteurs de l'image cible, celui-ci va être comparé à ceux représentants la base des visages en l'utilisant comme vecteur d'entrée au réseau de neurones pour l'identification de l'image cible, le réseau utilisé est un perceptron multicouches, son architecture va être détaillée dans les sections suivantes [34].

2. Motivation

2.1. Pourquoi la reconnaissance des visages

La reconnaissance des visages est l'une des techniques de biométrie la plus utilisée, ceci est dû à ses caractéristiques avantageuses dont on peut citer :

- Disponibilité des équipements d'acquisition et leur simplicité : les systèmes de sécurité et de contrôle, basés sur la reconnaissance des visages, peuvent utiliser une simple caméra ou appareil photo numérique en plus d'un simple ordinateur personnel.

- Passiveté du système : un système de reconnaissance des visages ne nécessite aucune coopération de l'individu, du genre : mettre le doigt ou la main sur un dispositif spécifique ou parler dans un microphone. En effet, la personne n'a qu'à rester ou marcher devant une caméra pour qu'elle puisse être identifiée par le système.

- En plus, cette technique est très efficace pour les situations non standard, c'est les cas où on ne peut avoir la coopération de l'individu à identifier, par exemple lors d'une arrestation des criminels [98].

Certes que la reconnaissance des visages n'est pas la plus fiable comparée aux autres techniques de biométrie, mais elle peut être ainsi si on utilise des approches plus efficaces en plus du bon choix des caractéristiques d'identification représentants le visage en question.

En effet, les recherches ont été orientées vers la détermination de ces caractéristiques, parmi lesquelles : celles qui se basent sur le test du thermogramme du visage comme étant une caractéristique principale de reconnaissance, or que la présence d'une source de chaleur à coté du visage à identifier peut influencer sur la fiabilité du système et ce dernier peut fournir de fausses identifications [32]. D'autres recherches se sont basées sur l'identification des visages en incluant, en plus du visage, le cou, les épaules et l'arrière plan.

Ces caractéristiques sont modifiables et peuvent compliquer le système en introduisant des données inutiles qui ne peuvent que réduire la qualité de réponse.

Donc le problème majeur du domaine de reconnaissance des visages ne réside pas dans la technique utilisée mais beaucoup plus sur le choix d'une bonne représentation et description du visage en question et la détermination des points d'intérêts représentants le visage propre[2] comme un ensemble contenant les yeux, le nez et la bouche (voir le travail de Liao H-Y et al, 1997) [69]. Parmi les techniques basées sur ce principe de représentation, on peut citer : la transformée de Fourier-Mellin, les moments invariants de Zernike et les moments invariants de Hu. Ce dernier type a été utilisé dans notre modèle pour la description et la détermination des caractéristiques de l'image.

2.2. Pourquoi les Templates Matching

La stratégie de mise en correspondance des images ou souvent reconnue sous le nom de la stratégie d'appariement de gabarits, "Template Matching", est une technique de comparaison des images, son principe est simple, en effet, elle permet l'extraction et la construction des descripteurs des points d'intérêts de l'image, ces descripteurs sont très robustes et fiables et permettent une représentation fidèle de l'image en se basant sur son contenu.

Dans la littérature, il existe plusieurs familles de descripteurs de formes, la première famille est issue de la transformée de Fourier-Mellin, la seconde est construite à partir des moments géométriques, la troisième famille est celle basée sur les invariants complets et stables des moments géométriques et ceux de Schmid, la quatrième famille celle des moments invariants de Hu, c'est cette dernière famille qui sera utilisée par notre modèle.

En effet, les invariants de Hu sont réduits et invariants par translation et l'homothétie du plan, en plus, ils sont invariants par rotation ce qui va nous permettre de mieux représenter nos images, en plus la facilité et la simplicité de cette technique rend son implémentation aisée ce qui va réduire énormément le temps de calcule et de réponse du système [25].

2.3. Pourquoi les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones de type PMC sont des outils très robustes, ils ont été abondamment utilisés dans la reconnaissance des formes et la représentation des connaissances. L'emploi des réseaux de neurones peut se justifier par les arguments suivants :

[2]visage propre : un visage propre « eigenface » est défini par l'ensemble constitué des yeux, nez et la bouche.

- La tolérance par rapport aux fautes et robustesse par rapport à des défaillances internes du réseau (caractère distribué de la représentation).
- Par rapport à l'ensemble des systèmes connexionnistes, ils ont l'avantage d'être basés sur des principes simples et relativement maîtrisables, et donc une simplicité de mise en œuvre (peu d'analyse mathématique préliminaire) ;
- Capacité de classification et de généralisation ;
- Capacité d'approximation universelle prouvée ;
- Il est possible de détecter le moment où l'algorithme d'apprentissage n'est plus capable d'améliorer les performances, ce qui permet d'optimiser le temps d'apprentissage

Le PMC est alors un excellent candidat pour une application de reconnaissance des visages où ils ont été largement appliqués et avec succès aux différents problèmes liés à cette technique, à savoir la classification, la catégorisation et la reconnaissance des visages [9] [84].

2.4. Pourquoi la combinaison Templates Matching/Réseaux de neurones

Chacun des paradigmes présentés précédemment : les réseaux de neurones et les techniques des templates matching, possèdent des caractéristiques propres à leur fonctionnement, offre des avantages et souffre en même temps de plusieurs limites. Pour remédier à ces limites, les travaux actuels d'IA se sont orientés vers les systèmes hybrides, et ils ont rapporté beaucoup de connaissances au sujet des meilleures manières de combiner ces différentes techniques d'IA.
Le concept de système hybride ou de méthodes hybrides est très large. Ce groupe d'applications inclut toute méthode qui intègre deux ou plusieurs approches dans le même système pour la résolution d'un problème donné, éliminant les limites d'un paradigme en exploitant les avantages d'un autre. Cette hybridation se base sur la complémentarité qui peut exister entre deux paradigmes et tente aussi de les faire coopérer pour résoudre un problème complexe, où chacun d'entre eux prendra à sa charge le traitement d'une tâche qui s'accommode le mieux avec son style de raisonnement et où chacun d'entre eux viendrait pallier les inconvénients de l'autre sans pour autant en renforcer les faiblesses.

En effet, les PMC ont un problème majeur, celui de la complexité de la représentation et de paramétrage des données (boite noir), la taille de ces données et leurs paramètres peuvent être facilement réduits en utilisant la technique des Templates Matching, d'où l'objectif de notre modèle.

3. L'architecture du modèle proposé

3.1. Méthodologie

Un processus de reconnaissance des visages procède toujours par une détection et une localisation du visage dans l'image, après son extraction, le visage subira une phase de normalisation qui permettra de réduire la variation de l'échelle, normaliser l'intensité et redimensionner l'image. Finalement, un module d'identification et de décision sera utilisé pour la reconnaissance du visage en question, le modèle proposé est constitué de cinq modules : le module d'acquisition de l'image, le module de détection, le troisième module est celui de prétraitement et normalisation de l'image, le module d'identification, qui est composé de deux sous modules : le matching et la reconnaissance et enfin le module de bases de données.

La figure 9 illustre l'architecture globale du modèle proposé, qui sera détaillée par la suite dans la prochaine section.

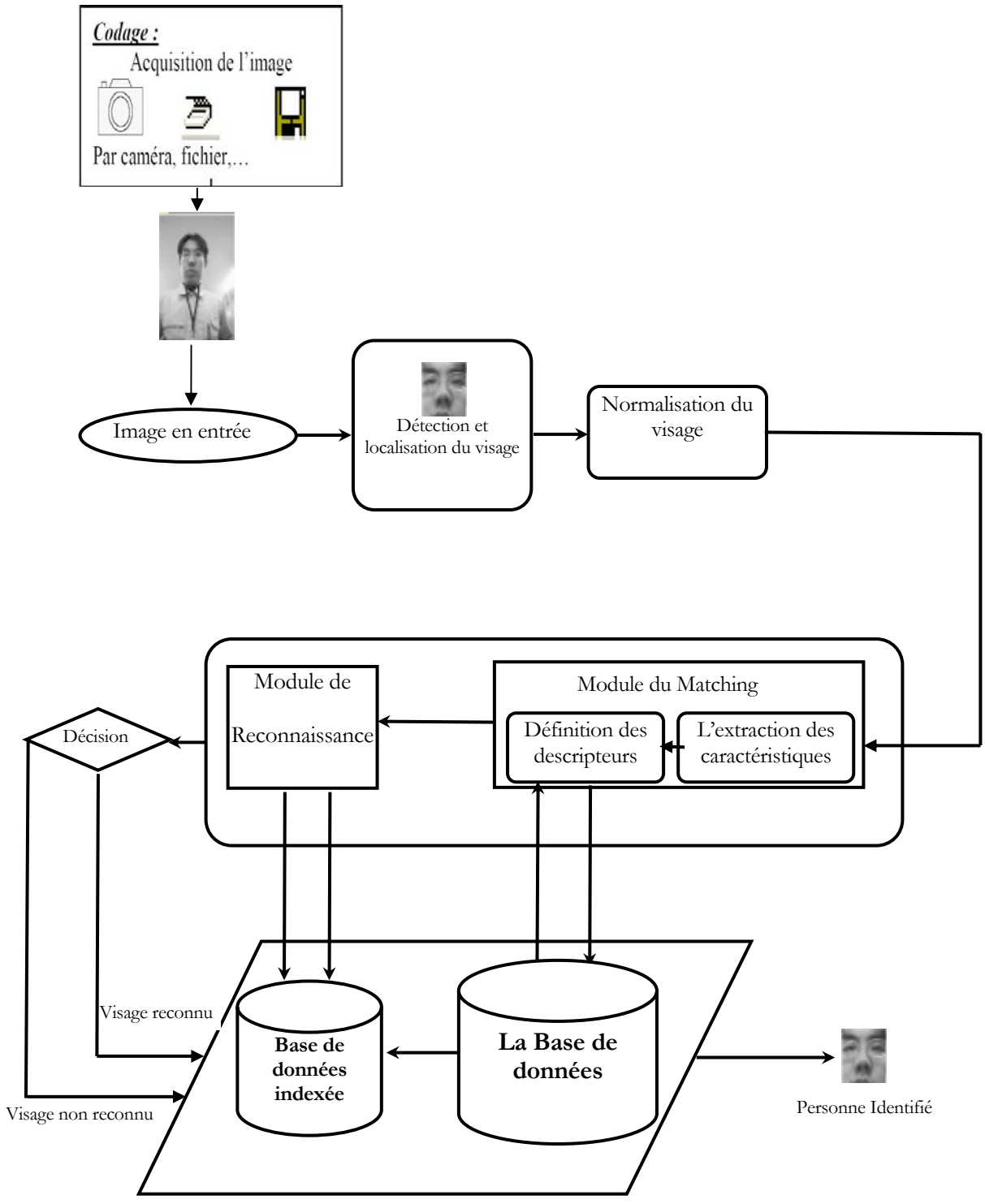


Figure 9. L'architecture générale du modèle proposé

3.2. Représentation de la base de données

Pour les tests de notre modèle, on a utilisé la base de données d'ORL (**O**livetti **R**esearch **L**aboratory), cette base contient des images de visages prises entre avril 1992 et avril 1994, dans le laboratoire d'Olivetti à l'université de Cambridge, aux Royaumes Unis[3].

La base d'ORL contient les visages de 40 personnes, avec 10 images pour chaque une des ces personnes, soit au totale 400 visages.

Ces images ont été prises dans de différentes périodes de temps, toutes ces images ont un arrière plan sombre et homogène. Les visages dans cette base sont représentés en vue frontale avec une légère inclinaison et rotation de 20 degrés, elles sont représentées en niveau de gris (i.e image binaire) avec une résolution de 48*48. La figure suivante représente la base d'ORL [20].

[3]La base d'ORL est disponible gratuitement sur site suivant : http://www.cam-orl.co.uk/facedatabase.html

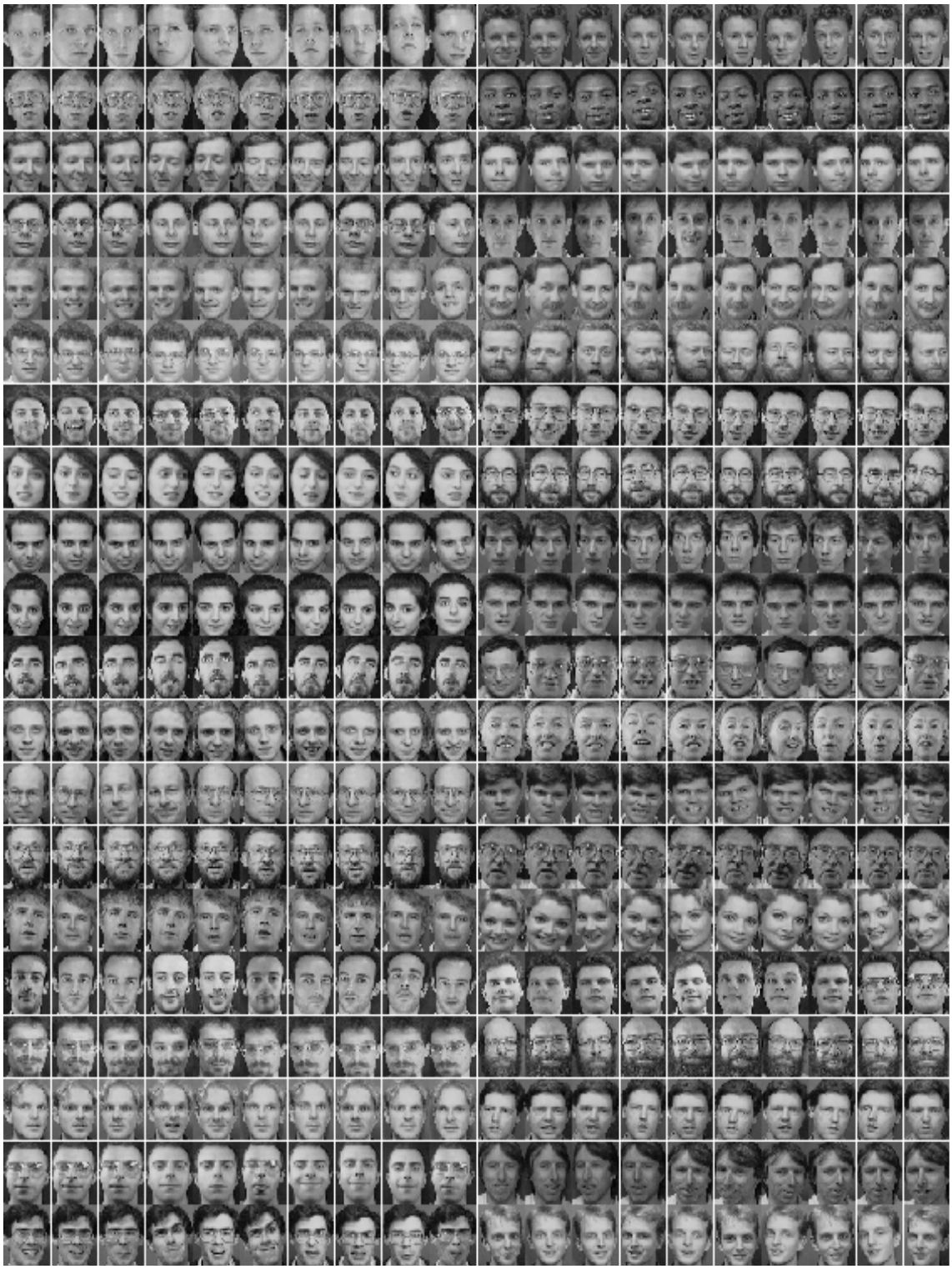


Figure 10. Représentation de la base d'ORL

3.3. L'architecture détaillée du modèle

3.3.1. Le module d'acquisition et codage de l'image

L'acquisition et le codage des images s'effectuent en utilisant des dispositifs d'acquisition et de numérisation de l'image tel que :

- Une caméra ;
- Un appareil photos numérique ;
- Un fichier de sauvegarde dans une mémoire de masse ;
- Un scanner.

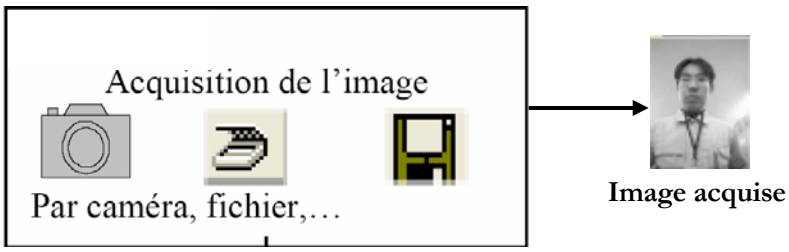


Figure 11. Le module d'acquisition de l'image

3.3.2. Le module de détection et de localisation du visage

Dans notre modèle, la détection et l'extraction du visages dans une image acquise, s'effectuera d'une manière semi automatique, en utilisant la fonction prédéfinie du Matlab **imcrop(),** qui va permettre à l'opérateur d'extraire et de sauvegarder le visage à être identifié, voir la figure suivante.

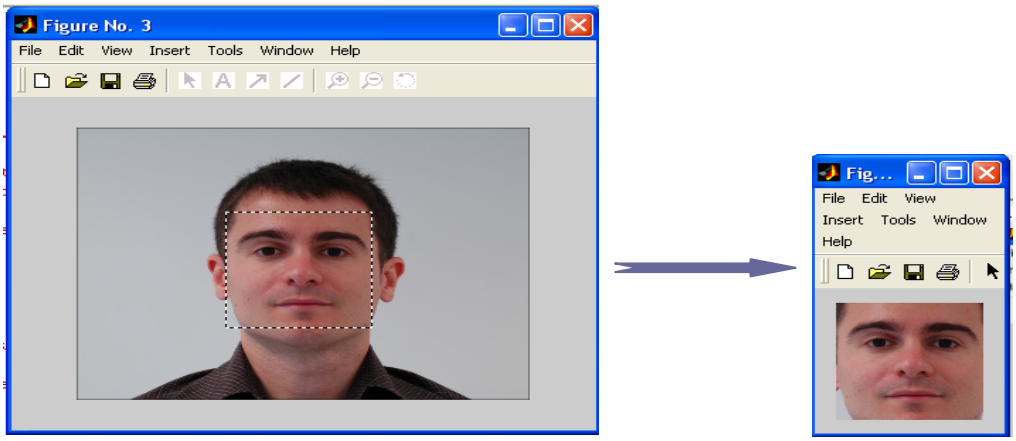


Figure 12. Localisation et extraction du visage propre

3.3.3. Le module de prétraitement

Vu la diversité des dispositifs d'acquisition des images, celles-ci peuvent avoir de différentes tailles et de différents formats, afin de simplifier la tache pour le matching les images doivent avoir des tailles et des formats identiques, pour cela, une procédure de réajustement de taille et d'intensité est nécessaire, on procède à la division du module de prétraitement en sous modules suivants :

- **Réajustement de taille de l'image**

Pour ceci on utilise la fonction **imresize()** du Matlab, cette fonction permet à l'image cible d'avoir la même taille que celles de la base des données, cette taille est de 48*48 pixels, voir la figure suivante.

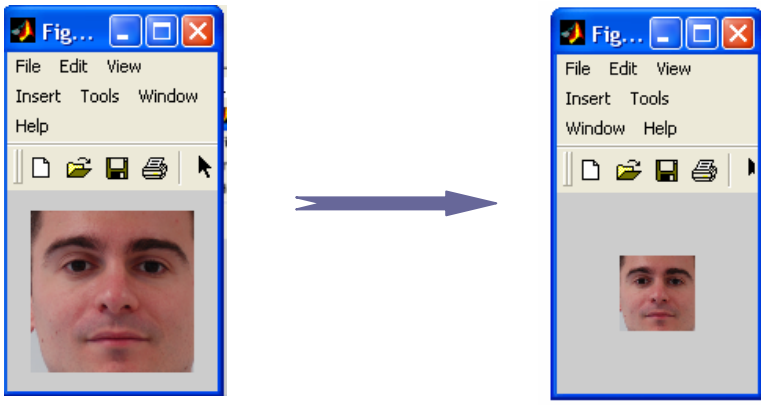


Figure 13. Réajustement de la taille des images

- **Le nivellement**

Les images acquises peuvent être de différents formats, afin d'assurer un matching adéquat et fiable ces images doivent avoir le même format que celles dans la base, i.e image représentée en format bitmap 24 bits.

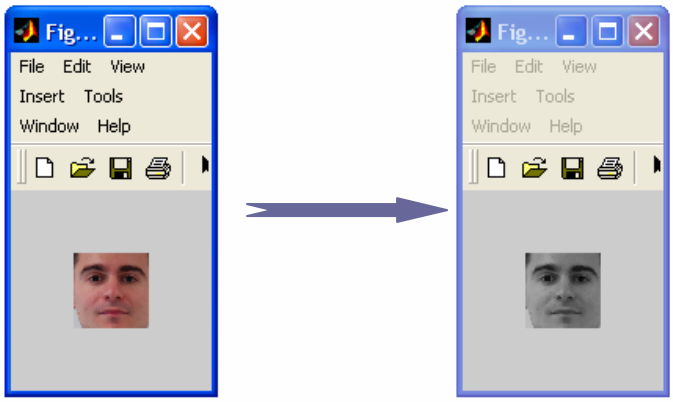
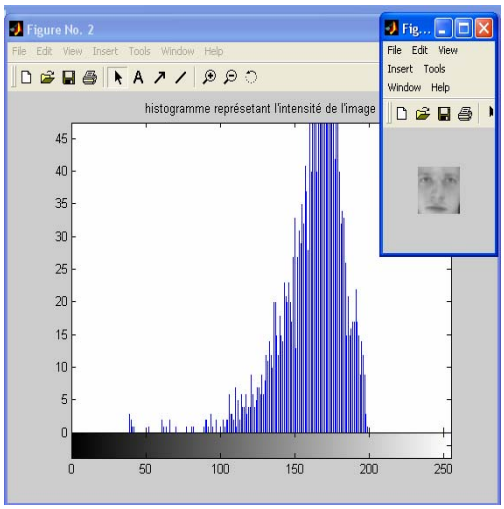


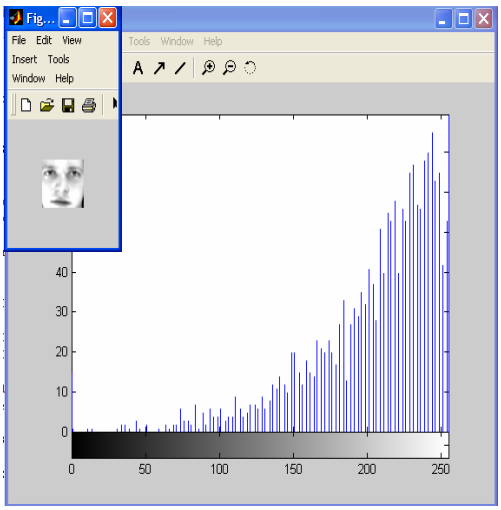
Figure 14. L'opération du nivellement des images

- **La normalisation et redistribution de l'intensité**

Ce module permettra l'ajustement de la redistribution de l'intensité et permettra son uniformisation de l'intensité de l'image, un exemple illustratif et représenté dans les figures suivantes, avec un histogramme représentant l'intensité de l'image avant et après l'exécution des deux fonction responsables de ce type de traitement qui sont : la fonction **imadjust ()** : ajuste l'intensité de l'image, et la fonction **imhist ()** qui va permettre de visualiser l'histogramme correspondant.



(a) : l'image avant



(b) : l'image après

Figure 15. La normalisation et la redistribution de l'intensité

- **La binarisation de l'image**

L'image utilisée doit être représentée sous forme binaire, pour ceci une phase de binarisation semble nécessaire, la fonction utilisée est **im2bw (),** cette fonction produit une image binaire à partir de l'image représentée en niveau de gris, l'image résultante a pour valeur 0 pour les pixels noire et 1 pour les pixels blancs.

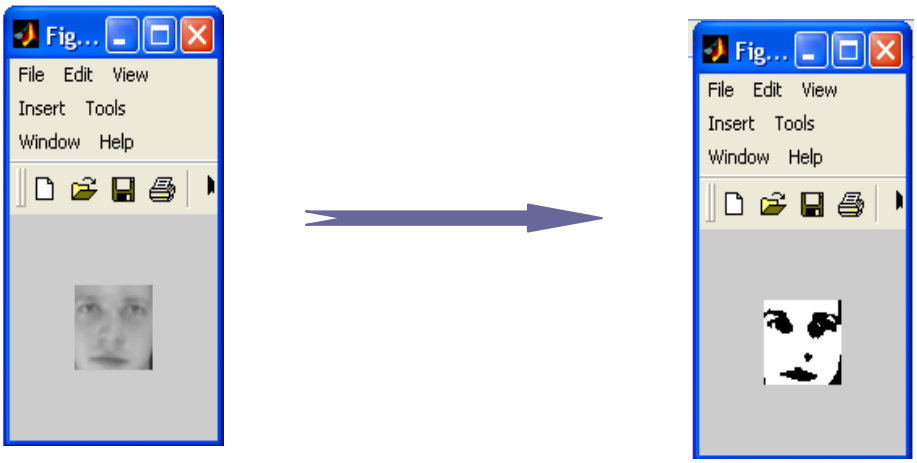


Figure 16. La binarisation de l'image

- **Érosion et dilatation**

Par la suite, et afin d'avoir une bonne représentation des différentes parties du visage : yeux, nez et bouche, l'image subira une phase d'érosion et de dilatation en utilisant les deux fonctions qu'offre le Matlab : **imerode ()**, **imedilat (),** le résultat de cette opération est illustré dans la figure suivante :

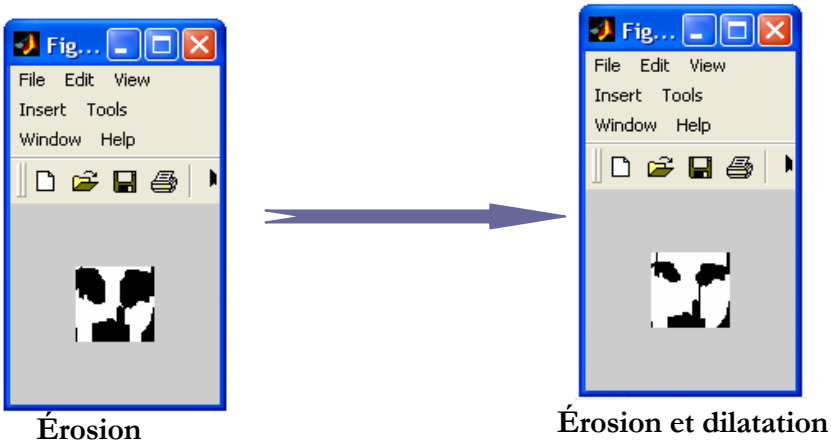


Figure 17. Processus d'érosion et de dilatation

3.3.4. Le module de reconnaissance et de décision

3.3.4.1. Le module du matching

Le module du matching est constitué de deux sous modules à savoir : le module d'extraction des caractéristique et le module du matching proprement dit.

- **Le module d'extraction des caractéristiques**

Avant de reconnaître un visage, il est important de répondre à la question suivante : que représente réellement un visage ? De différents travaux dans la reconnaissance des visages se sont basés sur des images contenants, en plus du visage, les cheveux, les épaules, l'arrière plan. Dans leurs recherches, Hong.Y Liao et al ont pu montrer et prouver que la reconnaissance faciale doit se baser uniquement sur les composants réels du visage à savoir : les yeux, le nez, la bouche et que la combinaison : visage + cheveux + épaule + arrière plan, est loin d'être un visage ; en plus cette combinaison peut réduire énormément la qualité de reconnaissance et peut diminuer la fiabilité du système. Voir figure 18 et 19 [68] [69].

La prise en considération de ces caractéristiques est rendue possible par l'utilisation des moments invariants ces moments représentent parfaitement les parties des yeux, nez et la bouche. L'utilisation des moments comme étant des descripteurs de ces régions va nous permettre d'éviter leur sélection, que quelle que soit la manière dont elle réalisée i.e. automatique ou manuelle elle reste toujours non fiable est imprécise [19].



Figure 18. Des images représentant les visages propres



Figure 19. Les principales caractéristiques du visage

- **Le module du Matching**

  - **Présentation de la technique**

La théorie des moments est une théorie classique en physique et en statistiques, dans cette dernière décennie le domaine de reconnaissance des formes a un regain d'intérêt pour l'utilisation des moments. Ce surcroît d'intérêt peut s'expliquer par la conjonction de plusieurs facteurs dont on peut citer : le développement du matériel et l'émergence des calculateurs rapides et aussi les différents champs des applications nouvelles telles que : la reconnaissance des formes i.e. l'analyse et le traitement d'image.

Historiquement, H. Ming-Kuel fut le premier à utiliser les moments géométriques dans le domaine de la reconnaissance des formes, il décrivait les différentes transformées (i.e. translation, rotation, réflexion et les facteurs d'échelle) et comment les utiliser pour représenter et décrire les formes et les images d'où vient l'appellation moments invariants [92] [95].

  - **Les moments géométriques invariants**

Les moments M d'une image à deux dimensions, d'ordre (p+q) de la fonction de densité f (x, y) est défini par la formule suivante :

$$M_{pq} = \sum_{x=0}^{m} \sum_{y=0}^{m} x^{p} y^{q} f(x, y)$$

Tel que :

M_{pq} : le (p+q) ^{ème} moment géométrique de l'image ;

m*m : la taille de l'image ;

f (x, y) : la fonction décrivant l'image au chacun de ses points de coordonnées ;

- **Invariance par translation**

On défini le moment moyen invariant par translation par la formule suivant :

$$\mu_{pq} = \sum_{X} \sum_{Y} (x - \overline{x})^{p} (y - \overline{y})^{q}$$

Avec :

$$\overline{x} = \frac{M_{10}}{M_{00}} \qquad \text{et} \qquad \overline{y} = \frac{M_{01}}{M_{00}}$$

x et y **:** les centroïdes (binaires) ou centre de masse.

M_{00}, M_{01}, M_{10} : sont respectivement les moments d'ordre 0, 1.

- **Invariance à l'échelle**

Les moments moyens normalisées et invariants aux changements d'échelle sont obtenus par la formule suivante :

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^{\gamma}$$

Avec :

$$\gamma = \frac{p + q}{2} + 1$$

- **Moments invariants par rotation**

Les moments réduits décrits dans les formules précédentes, sont invariants par translation et homothéties du plan. Afin d'obtenir l'invariance par rotation, H.Ming-Kuel à proposé en 1963 un ensemble de 7 descripteurs appelés Invariants de Hu. Les invariants de Hu sont construits par une combinaison non linéaire des moments jusqu'à l'ordre 3 [35][35] [92] [95]. Ces moments sont représentés ainsi :

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta^2_{11}$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (\eta_{03} - 3\eta_{21})^2$$

$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2$$

$$\phi_5 = (3\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})$$

$$\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{30})^2]$$

- **Définition des vecteurs descriptifs**

Une fois calculés, les moments invariants constitueront un vecteur des caractéristiques décrivant l'image du visage avec une forme pertinente et invariante au changement d'échelle et à la rotation. L'exemple suivant illustre le calcul de dix vecteurs caractéristiques représentants des images des personnes différentes dans la base. Ces vecteurs sont calculés en utilisant le Matlab.

Vec1 = [-2.0555 -3.7642 0.9729 0.8815 -2.7625 -0.2113 0.1676]
Vec11 = [-0.2132 -0.7239 1.4084 0.4462 -3.5610 -0.7540 0.1697]
Vec21 = [0.8449 0.6820 3.9800 3.7969 -4.4844 -2.5064 -2.5381]
Vec31 = [1.1780 0.8366 2.3513 2.8241 -4.4456 -2.3395 -0.6377]
Vec41 = [0.6733 0.3749 1.8215 2.1816 -3.9440 1.3225 0.4659]
Vec51 = [-0.3029 1.3757 2.4047 2.8570 -1.7554 -1.4462 1.2843]
Vec61 = [1.2674 1.6068 2.0419 3.8004 -1.8864 -2.0429 -0.9080]
Vec71 = [-1.0350 -3.7343 3.7464 1.6455 -5.2889 0.8377 -0.5834]

On a vu précédemment que les moments sont des descripteurs très fiables pour la description d'une image quelconque, il offrent une description fidèle à la forme locale de l'image, ce qui revient à dire que les parties constituants le visage propre i.e. les yeux, le nez et la bouche seront très bien décrites par ces descripteurs et avec fidélité à leurs propriétés.

Pour plus de précision, on utilisera pour le calcule des moments la fonction monotonique qui permettra d'avoir des moments plus invariants au changement de taille et de rotation des images.

Ces descripteurs seront utilisés comme des vecteurs d'entrée pour l'apprentissage et le test d'un réseau de neurones de type perceptron multicouches, ce réseau sera utilisé pour le module d'identification et de reconnaissance de l'image cible.

3.3.4.2. Le module de reconnaissance et de décision

La reconnaissance et la décision finale seront assurées par un réseau de neurones de type perceptron multicouches, ce type de réseau est un outil fiable pour les problèmes de reconnaissance et de classification (prise de décision).

L'architecture du réseau est la suivante :

- **Architecture**

Le réseau utilisé est un perceptron deux couches, son architecture est la suivante :

- **Les entrées** :

  Le réseau de neurones reçoit sept valeurs en entrée, ces sept valeurs correspondent au nombre des descripteurs dans le vecteur des caractéristiques.

- **La couche cachée** :

  Le choix des neurones pour cette couche est effectué en utilisant une heuristique. À chaque fois on change le nombre de neurones dans cette couche et on compare les résultats obtenus.

- **La couche de sortie :**

  Contient 20 neurones de sortie associés aux 20 classes des visages autorisés existants dans la base.

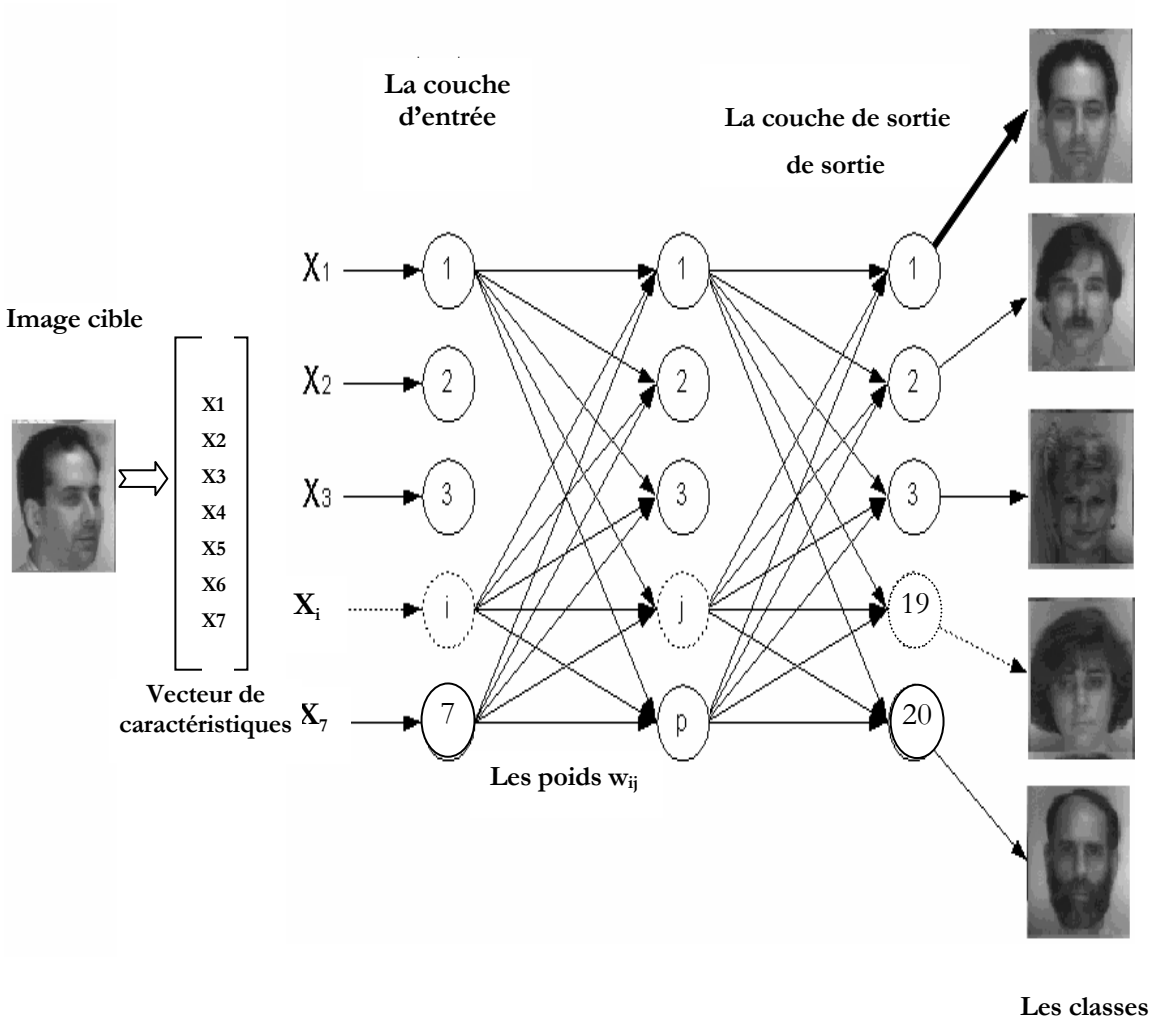


Figure 20. Le modèle du PMC proposé

- **La fonction d'activation**

La fonction d'activation choisie est la fonction tangentielle hyperbolique, cette fonction fourni des valeurs des sorties appartenantes à l'intervalle [-1,1], lors que le visage est reconnu il active le neurone associé au visage template par une valeur de 1 et la valeur de -1 sera affectée aux neurones des visages non correspondants.

$$R_i = \begin{cases} +1, i \in classe \\ -1, i \notin classe \end{cases}$$

La fonction tangentielle hyperbolique sera décrite par les formules suivantes :

$$y_{ki} = x_i ; k = 0$$

$$y_{ki} = \tanh\left(\sum_{j}^{p} y_{k-1,j} w_{kij} \right) ; k = 1 .. L$$

Tel que :

K : indice de la couche courante ;

P : nombre de neurones dans la couche (k-1) ;

I : indice du neurone de la couche en cours ;

J : indice du neurone de la couche (k-1) ;

X_i : l'élément en entrée ;

Y_{ki} : la sortie de la couche k (entrée de la couche k-1) ;

W_{k-1j} : poids du neurone j dans la couche k-1 ;

L : indice de la dernière couche.

- **L'apprentissage du réseau**

La procédure utilisée pour la phase d'apprentissage est la procédure de correction de l'erreur (Rétro Propagation de l'erreur), son principe est facile, on procède à la propagation de l'erreur calculée par le réseau de la couche de sortie vers la couche d'entrée, selon les fonctions suivantes :

$$\delta_{ki} = \sum_{j=1}^{q} \left(\delta_{k+1,j} w_{k+1,ji}\right)\left(1 - y_{ki}^{2}\right), k = (L-1),.. \ 1$$

$$\delta_{ki} = \left(y_{ki} - t_i\right)\left(1 - y_{ki}^{2}\right), k = L$$

Tel que :

Q : nombre de neurones dans la couche k+1 ;

δ_{ki} : coefficient de correction de l'erreur ;

t_i : la sortie désirée du réseau, tel que $t_i = y_{0,1}$;

La correction de l'erreur sera comme suit :

$$w_{kij}(t+1) = w_{kij}(t) - \alpha(t)\delta_{ki} y_{k-1,j}; k = 1..L$$

Tel que :

$\alpha(t)$: le taux d'apprentissage ;

t : le nombre d'itérations.

- Le taux d'apprentissage : pour notre modèle, on a utilisé un taux d'apprentissage adaptatif (**A**daptative **R**ate **L**earning) [44], ce qui nous permettra d'éviter le choix manuel du taux d'apprentissage et donc un gain énorme en temps d'apprentissage et le processus d'entraînement du réseau sera stable et converge rapidement. la formule suivante permet le calcule du taux d'apprentissage α (t) :

$$\alpha\ (t) = \frac{\sum_{i=1}^{r} \frac{\delta_{ki}^{2}}{1 - y_{ki}^{2}}}{\left(1 + \sum_{j=1}^{p} y_{k-1,\,j}^{2}\right) \cdot \left(\sum_{i=1}^{r} \delta_{ki}^{2}\right)}$$

Tel que :

r : le nombre de neurones dans la couche k ;

Lorsque les valeurs des diviseurs égalent à zéro, α (t) l'est aussi, car il n'y a pas de division par zéro.

- **La base d'entraînement :** le réseau est entraîné en utilisant la base d'ORL, cette base sera divisée en deux parties :

  - Personne autorisées : 20 personnes, 5 images seront utilisées pour le test et les 5 autres pour l'apprentissage, soit au total 100 visages pour chaque phase.

  - Personnes non autorisées : les 200 visages restants seront utilisés pour le test du réseau. Donc on aura 300 visages pour le test et 100 pour l'entraînement du réseau.

3.3.5. Le module de base de données

L'identification des individus est basée sur la reconnaissance de son identité, i.e. son nom, son prénom,…etc. Donc pour chaque visage en entrée reconnu, le modèle est sensé lui affecter une identité qui lui est appropriée, ce qui revient à dire que ces données en plus de l'image associée doivent être sauvegardées, cette sauvegarde se fait en utilisant un fichier contenant l'identité de la personne, son vecteur de caractéristiques et une référence au fichier graphique qui contient l'image correspondante.

Cependant, l'utilisation des fichiers a plusieurs inconvénients, ceci est lié à sa structure figée, donc toute sorte de modification n'est pas permises, en plus, l'extension est difficilement réalisable, C'est-à-dire que l'ajout de nouvelles informations d'une personne enregistrée (son adresse, son sexe,…etc.) est difficilement réalisable et parfois impossible.

En plus, la difficulté d'accès et d'acquisition des données à partir d'une base de données est liée étroitement aux critères d'indexation et d'accès aux bases de données.

Traditionnellement, les techniques d'indexation utilisées se basaient sur des méthodes très coûteuses en temps d'accès et en capacité de stockage. Afin de s'affranchir à ces problèmes, nous proposons une méthode d'indexation et d'accès à notre base de données basée sur le contenu locale de chaque image.

3.3.5.1. Présentation de la technique

La technique d'indexation des images basée sur leur contenu visuel locale est une nouvelle méthode d'indexation, qui est devenue, depuis une dizaine d'années, un sujet de recherche particulièrement dynamique, elle défini des bases de données d'images indexées en utilisant leurs caractéristiques locales comme étant des descripteurs et des indexes pour ces images dans la base. Plusieurs travaux se sont basés sur cette nouvelle technique et plusieurs systèmes ont été mis au point, nous pouvons citer : QBIC, VIRAGE, RETRIEVAL WARE, SURFIMGE, …, etc. Pour plus d'informations voir les travaux de R. Mezhoud et al, V. Chen et al, et S. Derrode [35] [92].

3.3.5.2. Méthodologie et Architecture

Inspiré des travaux de R. Mezhoude [74] et de S. Derrode [34] [35], nous présentons notre module de base de données regroupant deux sous modules :

- Le module d'indexation ;
- Le module de recherche.

- **Le module d'indexation :**

L'indexation de la base de données est effectuée d'une manière **off-line,** ce qui revient à dire que toutes les images dans la base doivent être déjà classées et organisées selon leur contenu locale, cette indexation est constituée des trois phases suivantes :

- **Le choix des descripteurs représentants les images :** Dans notre cas on utilisera le vecteur des descripteurs caractérisants chaque image qui ont été calculés dans le module du matching, ces descripteurs vont être utilisés pour nous servir comme clef d'indexation.
- **La génération de la table d'indexes** : Dans cette phase, chaque vecteur des descripteurs subira une opération de classification, pour qu'il soit remplacé par une étiquette adéquate, en utilisant un classifieur Bayésien par exemple [50].

- **La construction d'index :** Afin de permettre un accès rapide aux différentes images dans la base et réduire le coût de la requête, on doit utiliser une architecture adéquate qui va nous faciliter la tache d'accès et de mise à jours de la base d'images, dans la littérature il existe beaucoup d'architectures, cependant la structure arborescence semble la plus adaptée à notre cas. Il existe plusieurs type d'algorithmes SGBD adoptant cette technique, parmi lesquels on peut citer : l'algorithme R*-Tree et l'algorithme SR-tree. [35][74].

- **Le module de recherche :**

C'est une phase interactive, **on-line,** dans laquelle le module de recherche traite sa requête et procède à la recherche de l'image en question. Une fois que le module de reconnaissance est établie son identification, on est confronté à deux cas :

- **Le visage est identifié :** dans ce cas, la personne existe dans la base, pour l'atteindre (i.e. accéder au fichier afin d'avoir son identité complète à savoir nom, prénom, age,…, etc.), on utilisera la clef d'index appropriée.
- **Le visage est non identifié :** ce qui revient à dire que l'image de son visage n'existe pas dans la base, dans ce cas là, on procède à l'ajout de ce nouveau visage avec sa clé et son identité dans la base. Ceci en respectant l'organisation de notre base.

Il est à noter que l'ajout et la recherche dans la base s'effectueront en comparant les descripteurs représentés par leurs étiquettes en utilisant une des techniques d'appariement de gabarits, alors, on procède à une mesure de similarité entre le vecteur descripteur de l'image cible avec l'ensembles des vecteurs correspondants représentants les images dans la base, on utilisera par exemple la distance de Chamfer ou la distance géométrique.

Le module de base de données est composé d'une base de données initiales regroupant toutes les images des personnes dans la base et une base intermédiaire dite dynamique, contenant les images indexées et les deux systèmes d'indexation et de recherche représentants le système complet de gestion de bases de données.

La base de données peut être gérée par un administrateur, qui peut être le concepteur de cette base, ce dernier va assurer la mise à jours de la base en plus tout en préservant sa cohérence. L'architecture globale du module de base de données est illustrée dans le schéma suivant

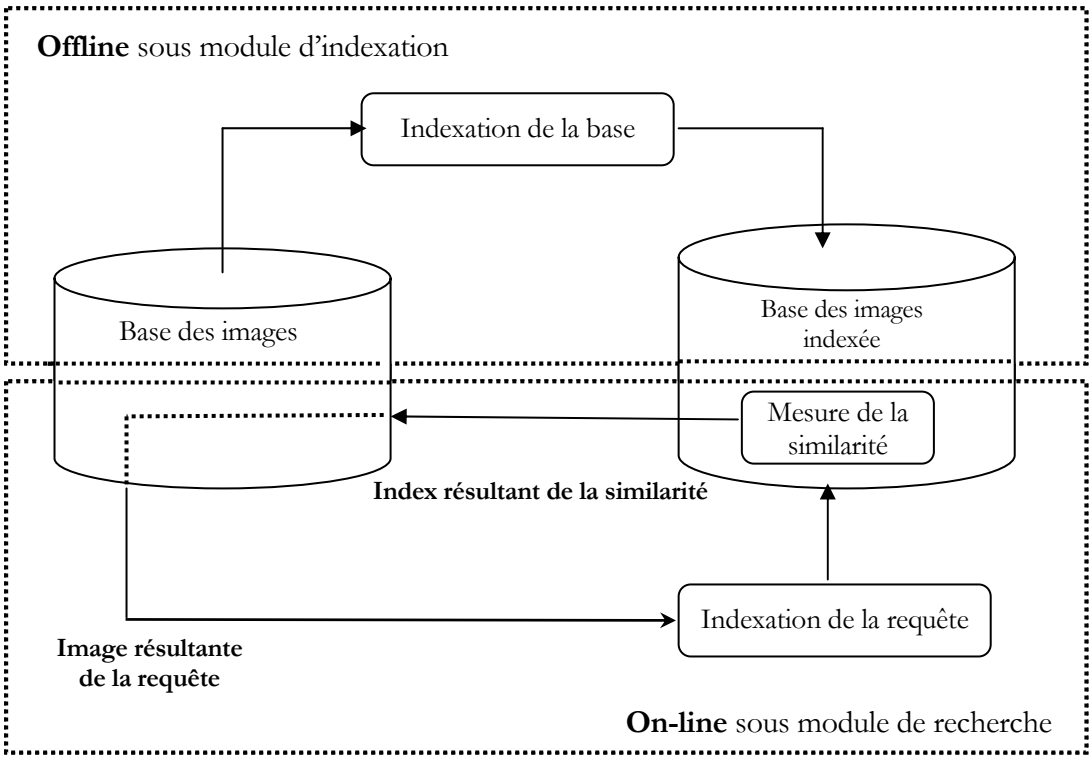


Figure 21. Architecture générique du module de base de données

4. Résultats et discussions

L'évaluation de toute système de reconnaissance revient à déterminer, par un test le taux de reconnaissance, ce taux de reconnaissance est la probabilité avec laquelle une personne est identifiée, si elle existe bien sur dans la base des visages.

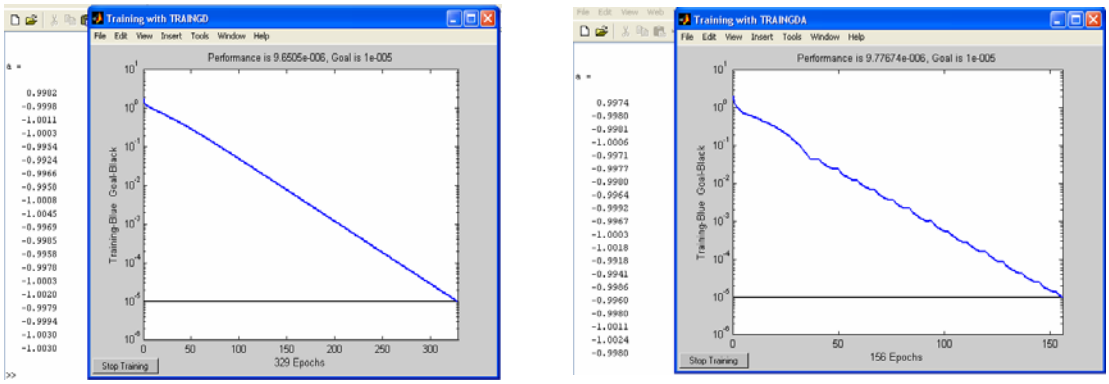
Notre modèle a été testé en utilisant la base de données d'ORL, cette base contient 400 image de 40 différentes personnes. Chaque individu est représenté par un ensemble de 10 images représentant les différentes expressions faciales et des inclinaisons de plus ou moins 20 degrés.

Après la phase de normalisation et de prétraitement des images en question, on a calculé les moments invariants de Hu représentants toutes les images dans la base. L'ensemble de ces descripteurs va être divisé en trois sous ensembles :

- Un ensemble représentant la base des visages à apprendre au réseau de neurones soit au totale : 100 vecteurs ;
- Le deuxième sous ensemble est l'ensemble des images connues ou dite autorisées qui existent déjà dans la base. Ce sous ensemble regroupe au totale 100 images.
- Le troisième ensemble est celui des images non autorisées dont le nombre est 200 images.

Les deux derniers sous ensembles sont les ensembles du test de notre réseau.

L'utilisation de l'apprentissage adaptatif nous a permis un gain important en temps d'exécution, et le réseau converge rapidement. La figure suivante illustre une comparaison entre un apprentissage simple et un apprentissage adaptatif de notre réseau de neurones, on remarque bien que pour un apprentissage simple de type **traingd ()** le réseau converge après 329 époques, cependant pour un apprentissage adaptatif de type **traingda ()** le nombre des époques est réduit à 156 époques.



a. Apprentissage simple (traingd ()) **b. Apprentissage adaptatif (traingda ())**

Figure 22. Comparaison entre un apprentissage simple et un apprentissage adaptatif

Le modèle a été testé en utilisant le Matlab 6.5, tous les tests ont été effectués en respectant les conditions suivantes :

- Pendant la phase de test et d'apprentissage on s'est basé sur une heuristique pour la détermination du nombre de neurones dans la couche cachée, en effet on a modifié le nombre de ces neurones pendant chaque phase d'apprentissage et de test ;
- La séparation entre la phase d'apprentissage et la phase de test afin d'assurer la stabilité du réseau de neurones et donc avoir des résultats valides ;
- Le calcule des taux de reconnaissance à été établi en utilisant la somme moyenne des moindres carrés entre les sorties désirées et celles calculées par le réseau.

Après un ensemble de tests effectués sur le réseau, pour tous les types des réseaux décrits auparavant, on a obtenu les résultats suivants :

Nombre des neurones dans la couche cachée	2	4	7	10	20
Taux moyen des visages appris	98.25 %	97.96 %	99.23 %	98.22 %	98.38 %
Taux moyen des visages test autorisés	83.34 %	98 %	98.98 %	97.92 %	96.03 %
Taux moyen des visages test non autorisés	82.94 %	93.2 %	96.59 %	86.61 %	76.63 %
Taux d'apprentissage moyen	88.17 %	96.38 %	98.26 %	94.24 %	90.34 %

Tableau 5. Quelques résultats obtenus

Les résultats obtenus, varient d'un réseau à un autre, on a constaté un taux de reconnaissance très élevé par rapport aux autres réseaux, il s'agit bien du réseau de neurones avec sept neurones dans la couche cachée. En effet, le taux de reconnaissance moyen est de 98.26%. Le plus faible taux est celui du modèle à 2 neurones dans la couche cachée, le taux moyen de reconnaissance est de 88.17%.

Enfin nous pouvons conclure en disant que ce modèle est un modèle fiable, les résultats obtenus sont très satisfaisants.

Conclusion Générale

L'identification des individus, en se basant sur leurs visages, est l'une très importantes techniques de biométrie, elle a été abordée depuis bien de langues années, les recherches dans cet axe ont été nombreuses et les champs d'applications sont variés (le télésurveillance, la vision par ordinateur, l'interaction homme -machine).

Actuellement, la reconnaissance des visages est considérée comme une importante tache relèvent le défi de la reconnaissance des formes, la capacité dont l'homme voit et reconnaît les personnes, la facilité et la précision avec lesquelles il peut les identifier, révèle un remède pour la reconnaissance automatique des visages pour simuler le système du vision humain et s'en inspirer pour concevoir des systèmes capables d'égaler les être humains et pourquoi pas réaliser des ordinateurs qui « voient ».

L'investissent dans ce domaine est grand, plusieurs techniques ont été adoptées parmi lesquelles on peut citer : les techniques du Template Matching, les réseaux de neurones, …, etc.

Notre modèle, propose une méthode d'identification des visages en combinant deux approches : celle des Template Matching, les réseaux de neurone (PMC).

La méthode d'appariement développée, est basée sur une caractérisation locale du signal de niveau de gris. Cette caractérisation est calculée aux points d'intérêt décrivant le visage en question, en effet la description des visages est faite par un ensemble de caractéristiques représentant uniquement les yeux, le nez et le bouche, ces caractéristiques sont les plus importantes et principales pour la description du visage, ces caractéristiques sont décrites par un ensemble de descripteurs calculé en utilisant une des techniques d'appariement de gabarits, plus spécifiquement la théorie des moments invariants de Hu.

Le calcule des moments invariants de Hu va permettre la construction d'un vecteur de caractéristiques décrivant l'image cible, ce vecteur est constitué des sept moments de Hu, ce qui va permettre de réduire l'ensemble d'entrées pour le PMC, ce dernier va procéder à la décision finale et la reconnaissance du visage en question.

La technique d'indexation proposée est une technique fiable et robuste, elle permet la mise à jours et l'insertion de nouvelles images sans qu'il y ait lieu de modifier les descripteurs déjà stockés. Donc cette technique apporte un intérêt de plus à notre modèle.

En fin les résultats obtenus, sont très intéressants en effet on est arrivé à un taux de reconnaissance correcte de 98%, ce taux est intéressant, cependant, et comme tout modèle, des améliorations restent toujours à apporter, ces améliorations sont les suivantes :

- Automatiser tout le Processus de reconnaissance du visage, de la détection jusqu'à la reconnaissance ;
- Ajouter un module de catégorisation pour classer les visages selon la race, le genre ou bien le sexe ;
- Prendre en considération l'expression faciale (joie, peur, dégoût, tristesse, colère et surprise) à partir d'une séquence vidéo ;

- L'utilisation d'une large base d'image : l'utilisation d'autre bases de données incluant de différents types et formats des images i.e. les images en couleurs, car l'utilisation de la couleur apporte des informations supplémentaires sur les images ce qui permet d'obtenir des vecteurs de caractéristiques plus long et donc plus discriminants.

- Intégration d'autres primitives de description d'image : on peut utiliser d'autres primitives, comme par exemple les segments, ceci apportera une information supplémentaire et indépendante, qui va enrichir la caractérisation et permettra le traitement de tout type de scènes, par exemple la combinaison des vecteurs d'invariants avec des invariants géométriques entre les points et les segments.

- Utiliser les techniques du Data Mining pour l'extraction automatique et la représentation des connaissances que contient une image.

- Utiliser des algorithmes permettant au réseau de neurones de choisir lui même le nombre des neurones dans la couche cachée, afin de rendre les résultats plus probants.

Références Bibliographiques

Références Bibliographiques

[1] Abdi H, Valentin D, Edelman B, O'Toole A. J, " More about The Difference Between Men and Women: Evidence From Linear Neural Networks and Principal Component Approach", Perception, Volume 24, pp. 539-562, 1995

[2] Abdi H, "A Generalized Approach to Connectionist Auto-associative Memories: Interpretation, Implication & Illustration for Face Processing", In J. Demongeot, T. Hervé, V. Rialle & C. Roche (Eds.), Artificial Intelligence and Cognitive Sciences. Manchester: Manchester University Press, pp. 149-165, 1988

[3] Abdi H, Valentin D, " De la reconnaissance des objets à la reconnaissance des visages", 1996

[4] Abdi H, Valentin D, " Modèles Neuronaux Connexionnistes et Numériques pour la Mémoire des Visages ", It Psychologie Française 39(4), pp 357-392, 1994

[5] Abdi H, "Neural Network", Lewis -Beck M, Bryman. A, Futing T (Eds.), Encyclopedia of Social Sciences Research Methods, Thousand Oaks (CA): Sage , 2003

[6] Abdi H, "Précis de Connexionnisme", Intelligence Artificielle et Intelligence Naturelle, Paris : Presse Universitaires de France in J. P Rossi, J. F Le Ny, J. F (Eds.), 1993

[7] Achour K, Zenati N, Djekoune O, " Contribution d'image par un modèle de réseaux de neurones", 1998

[8] Alexander C. B, Jitendra M, " Geometric Blur for Template Matching", 2001

[9] Arbib M. A, "The Hand Book of Brain Theory and Neural Networks", 2nd edition, book, ISBN 0-262-01197-2, 2002

[10] Artiklar M, Mu X, Hassoun M.H, "Local Voting Networks for Human Face Recognition", 2002

[11] ARTIKLAR M, WATTA P, "Training algorithms for robust face recognition using a template-matching Approach". Department of Electrical and Computer Engineering. Wayne State University. Detroit, MI 48202. 2001.

[12] Balasuriya L.S, Kodikara N.D, "Frontal View Human face Detection and Recognition", 2000

[13] Banon G. J-F, Faria S.D, " Morphological approach for Template Matching", 1997

[14] Bartlett M.S, Movellan J. R, Sejnowski T. J, "Face Recognition by Independent Component Analysis", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.13, No.6, November 2002

[15] Baudouin J-Y. "Reconnaissance du visage, expression et genre". Thèse de doctorat, Université Lyon II. 2001.

[16] Belaïd A., Y. Belaïd, "Reconnaissance des formes : méthodes et applications", Inter Edition, 1992

[17] Belhumeur P. N, Hespanha J. P, Kriegman D. J, "Eigenfaces Vs Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection", European Conference on Computer Vision, 1996

[18] Beveridges R, Bolme D, Teisceira M, Droper B, " The CSU Face Identification Evaluation System User's Guide Version 5.0, May 2003

[19] Brunelly R, Poggio T, " Face Recognition: Feature Versus Templates", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 15(10), pp.1042-1052, 1993

[20] Bryliuk D, Starovoitov V, " Access Control by Face Recognition using Neural Networks", 2000, Http://neuroface.narod.ru

[21] Bryliuk. D, Starovoitov. V, "Application of recirculation neural network and principal component analysis for face recognition", the 2nd International Conference of Neural Networks and Artificial Intelligence, Minsk: BSUIR, pp.136-142, 2001.

[22] Chapman S. J, Hirani A. N, Marsden J. E, " Analysis of 1 D Template Matching Equations", 2002.

[23] Chellappa R, Wilson c, Sirohey S, "Human and Machine Recognition of faces: A Survey", PIEEE, 83, pp.705-740, 1995.

[24] Chen J-H, Chen C-S, Chen Y-S, "Method for Robust Template Matching", 2001

[25] Chen V, Szabo A, Roussel M, " Recherche d'images iconique en utilisant les moments de Zernike", 1999.

[26] Cheng Y. D, O'Toole A. J, Abdi H, "Classifying Adult's and Children's Faces by sex: Computational Investigations of sub categorical Feature encoding", cognitive science society, Inc 25, pp. 819-838, 2001.

[27] Collobert R, "Torch Tutorial", IDIAP, October 2002.

[28] Dagzsi B. A, Embody R, "Artificial Neural Networks for Branch Prediction", These of Master Degree, MSU-CSE-01-22, 2001.

[29] Dayan P, Abbott L. F, " Theoretical Neuroscience", Book, 2000

[30] Deepak J, Husrev T. I, Subbu M, "Face Detection using Template Matching", EE368, Stanford University, 2003.

[31] Deepak S. T, Chen T.S, "Face Recognition using Mixtures of Principal components", 2001.

[32] Delac K, Grgic M, "A Survey of Biometrics Recognition Methods", The 46Th International Symposium Electronics in Marine, ELMAR-2004, Zadar, Croatia, June 2004.

[33] Demuth H, Beale M, "Neural Network Toolbox for use with MATLAB: User Guide", Copyright1992-2000, the Math works Inc, September 2000.

[34] Derrode S, "Présentation de formes planes à niveaux de gris par différentes approximations de Fourier-Mellin analytique en vue d'indexation de bases d'images", Thèse d'état, 1999.

[35] Derrode S, Mezhoud R, Ghorbel F, "Reconnaissance de formes par invariants complets et convergents ; Application à l'indexation de bases d'objets à niveaux de gris",1999.

[36] Ding L, Goshtasby A, Satter M, " Volume Image Registration by Template Matching", Image and Vision Computing, Vol.19, N°.12, pp821-832, 2001.

[37] Dreyfus G, "Les Réseaux de Neurones, Mécanique Industrielle et Matériaux, No.51, septembre 1998.

[38] Dreyfus G, Martinez J-M, Samuelides M, Gordon M. B, "Réseaux de Neurones Méthodologies et Application", S. Thiria, L Herault (Eds.), Groupe Eyrolles, ISBN : 2-212-11464-8, 2004.

[39] Fausett L, "fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithms and Applications", Addison Wesley, Publishing Company, Inc, 1991

[40] Fredriksson K, "Rotation Invariant Template Matching", Series of Publication Airport A-2001-3, University of Helsinki, Finland, 2001.

[41] Freeman J. A, Shapriua D.M, "Neural Networks: algorithms, Application and Programming Techniques", Book, Addison Wesley Publishing Company, INC, 1991.

[42] Fromherz T, Stucki P, Bichsel M, " A Survey of Face Recognition", 1996

[43] Gavrilla D.M, "Multi Hierarchical Template Matching Using distance Transforms", in Proceeding IEEE International Conference On Pattern Recognition, Brisbane, Australia, 1998.

[44] Golovko.V, Gladyschyk.V, "Recirculation Neural Network Training for image processing", Advanced Computer Systems, pp.73-78, 1999

[45] Gurney K, "Competition and Self –Organization Kohonen Nets",

[46] Gutta S, Huang J, Takacs B, Wechsler, " Face Recognition using ensembles of Neural Networks", IEEE Proceedings of ICPR'96, 1996.

[47] Haddadnia J, Faez K, Ahmed M, " N-Feature Neural Network human Face Recognition", 2002.

[48] Harmoto P, Hashimoto S, "A Robust Face Detector Algorithm Utilizing Neural Networks and Partial Template Matching", 2003.

[49] Havran C, Hupet L, Czyz J, Lee J, Vandendrope L, Verleysen M, "Independent Component Analysis for Face Authentication", KES'2002 Proceedings-Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems and Allied Technologies, E. Damiani, R. J. Howlett, L.C. Jain, N. Ichalkajranje (Eds.), ISBN 1-58603280-1, pp. 1207-1211, 2002

[50] Hongtao S, Dagan Feng D, Chan Zhao. R, "Face Recognition Using Multi Feature and Radial Basis Function Network", Pan-Sidney Area Workshop on Visual Information Processing (VIP2002) Sidney, Australia, 2003.

[51] http://www.sciences-cognitives.org/scico/annuaire/touzet-claude/Book/

[52] Hu Y. H, Hwang J-N, " Introduction to neural Networks for Signal Processing", Handbook of Neural Network Signal Processing, CRC Press LLC, 2002.

[53] Huang Y, Lin S, Li S. Z, Lu H, Shum H-Y, " Face Alignement Under Variable Illumination".

[54] Jain A. K, Mao J, Muhiuddin K. M, "Artificial Neural Networks: A tutorial", IEEE, pp.31-44, March 1996,

[55] Jain A. K, Zhong Y, Lakshmanan S, "Object Matching Using Deformable Templates", IEEE, Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.18, N°.3, pp.267-278, March 1996

[56] Jiaming L, Geoff P, Ying G, Rong-Yu Q, " Face recognition Based on Multiple Region Features", Proceeding VII Th Digital Image Computing Techniques and Applications, sun C, Talbot H, Ourselin S and Adriaansen T. (Eds.), Sidney, pp 69-78, Dec 2003

[57] Jurie F, Dhome M, " Real Time 3 D Template Matching", 2001

[58] Khadir M.T, " Les Réseaux de Neurones Artificiels", 2005

[59] Krose B, Vander Smagt P, "An Introduction to Neural Networks", Book, Eighth Edition, 1996.

[60] Laskri M.T, Chefrour D, " Who-Is: Système d'identification des visages humains", ARIMA, Vol.1, pp.39-61, 2002

[61] Lawrece S, Giles C.L, Tsoi A. C, Back A. D, " Face Recognition: A Hybrid Neural Network Approach", Technical Report, UMIACS-TR-96-19 and CS-TR-3608, Institute of advanced Computer Studies, University of Maryland, College Park, MD 20742, 1996

[62] Leroy B, Herlin I. L, Cohen L. D, " Face identification by Deformation Measure", INRIA, Projet AIR Rocquencourt, 1996

[63] Lewis J.P, " Fast Normalized Cross Correlation", Paper in Vision Interface, Reference (10), 1995

[64] Li S. Z, Zou X. L, Hu Y. X, Zhang Z.Q, " Real Time Multi View Face Detection, Tracking, Pose estimation, Alignment and Recognition", Microsoft Research- China, Dec 2001.

[65] Li S.Z, Lu J, "Face Detection and Recognition", in Emerging Topics In Computer Vision, Gerard Medioni and Sing Bing Kang (Eds.), Prentice-Hall, 2004.

[66] Li S.Z, Lu J, "Generalizing Capacity of Face Database for Face Recognition", Proceeding of FG'98, IEEE, April 1998.

[67] Liang L, Ai H, Xu G, " Face Detection Based on Templates Matching and Neural Networks for verification", 1999.

[68] Liao H-Y. M, Han C-C, Yu G-J, "Face + Hair + Shoulders + Background ≠ Face", 1997.

[69] Liao R, Li S.Z, "Face Recognition Based on Multiple Facial Features", 1999.

[70] Liu C, Wechsler H, "Comparative Assessment of Independent Component Analysis (ICA) for Face Recognition", Appears in the Second International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication, AVBPA'99,Washington D. C. USA, March 22-24, 1999.

[71] Madhusundhana G, "Indexing and retrieval From Face Databases using Feature-Based and Data Analysis Techniques", Master Thesis of Science, Arizona State University, December 2001.

[72] "Matching Methods for automatic DTM generation", Geodactisches Seminar SS/2000, 2000.

[73] Medsker L.R, Jain L.C, "Recurrent Neural Networks: Design and Applications", CRC Press LLC (Eds.), 2001.

[74] Mezhoud R, Cammoun L, Derrode S, Mhiri S, Ghorbel F, " Nouvelle approche d'indexation des bases d'images par le contenu", 2001.

[75] Michie D, Spiegelhater D. J, Taylor C. C, "Machine Learning Neural and Statical Classification", Book, 1994.

[76] Mitchell T, " Home Work 3: Neural Networks and Face Images", 15-681 Machine learning, October 1997

[77] Moghaddam B, Pentland A, " Face Recognition Using View Based and Modular Eigenspaces", MIT Media Laboratory Perceptual Computing Section, Technical Report, N°.301, Appeared in Automatic System for the Identification and Inspection of Human, SPIE, Vol.2277, July 1994

[78] Moghaddam B, Wasiuddin W, Pentaland A, "Beyond Eigenfaces: Probabilistic Matching for Face recognition", MIT Media Laboratory Perceptual Computing Section Technical Report, N° 443, The 3 rd IEEE Int'1 Conference on automatic Face and Gesture Recognition, Nara, Japan, April 1998

[79] Morse B. S, "Lecture 20: Segmentation (Matching, Advanced)", 2000

[80] Mu X, Artiklar M, Artiklar Me, Hassoun M. H, Watta P, "Training Algorithms for Robust Face Recognition using a Template Matching Approach", The National Science Foundation(NSF), under Contract ECS 9618597, 2000

[81] Mu X, Hassoun M. H, Watta P, " Combining Gabor Features: Summing Vs. Voting in Human Face Recognition", IEEE, pp. 7377-743, 2003

[82] Neelakanta D. S, Degroff D, "Neural Network Modeling: Statical Mechanics and Cybernetic Perspectives", CRC Press, CRC Press LLC, ISBN: 0849324882, 1994.

[83] O'Toole A, Abdi H , " Models of Face Recognition", encyclopedia of The Social and Behavioral Sciences, London, Elsevier Science, N.J. Smelter, P.B. Baltes (Eds.), 2001

[84] O'Toole A. J, Abdi H, "Connectionist Approach to Visually-Based Facial Feature Extraction", In Tiberghein G. (Eds.), Advances in Cognitive Science. London, Wiley, pp 123-140. 1989

[85] Oudjoudi I, Sehad A, "DCT-PHMM Based Method for Face Recognition", Text, Image and Speech Recognition, TISR2005, Annaba. University, Algeria, Dec 2005

[86] Pandya A. S., Macy R. B, "Pattern Recognition with Neural Networks in C++", CRC Press, CRC Pres LLC, ISBN: 0849394627, 1995.

[87] Pears A.N, Leins K.G, " A Parallel Approach to Face Recognition Using IR Image", 1996

[88] Stan Z. LI, Juwei L, "Face detection and recognition". Gerard Medioni and Sing Bing Kang (Ed). Prentice-Hall. 2004

[89] Principe J.C. "Artificial Neural Networks", The Electrical Engineering Handbook Eds. Richard C. DorfBoca Raton: CRC Press LLC, 2000.

[90] Sarle W. S, "Neural Networks and Statical Models", Proceedings of The Nineteenth Annual SAS Users Group International conference, April 1994.

[91] Sasaki M, Carlini A, Jozsa R, " Quantum Template Matching", ArXiv : quant-ph/0102020 v1, 5 Feb 2001.

[92] Schmid C, " Appariement d'images par invariants locaux des niveaux de gris : application à l'indexation d'une base d'objets", Thèse de doctorat, INRIA, Juillet 1996.

[93] Starvoitov V. V, Samal D. I, Briliuk D. V, "Three Approaches for face recognition", the 6–Th International Conference on Pattern recognition and Image Analysis, Velikiy Novgorod, Russia, pp.707-711, October 2002.

[94] Szlávik Z, Szirányi T, "Face Identification with CNN-UM", 2003.

[95] Tahri O, Chaumette F, "Determination of Moment Invariants and Their Application to Visual Servoing", Rapport de recherché n° 4845 — Juin 2003, INRIA, 2003.

[96] Torres L, " Is there any hope for face recognition", 2003

[97] Touzet C, "Les Réseaux de Neurones Artificiels",1992

[98] Tseng S, " comparison of holistic and Feature Based Approaches to Face Recognition", a Minor thesis of the degree of Masters of Applied science in Information Technology, July 2003

[99] Valentin D , Abdi H, O'Toole A. J , Cottrell G. W, "Connectionist Models of Face Processing : A Survey " , Pattern Recognition, Vol.27, pp 1209-1230, 1994

[100] Valentin D , Abdi H, O'Toole A. J, "Categorization and Identification of Human Face by Neural Networks: A Review of The Linear Auto associative and Principal Component Approaches", Journal of Biological Systems, 2(3), pp 413-429, 1994

[101] Valentin D, Abdi H, "Can a Linear Auto Associator Recognize Faces from New Orientations?", J. Opt. Soc. Am. A, vol.13 #, 1996

[102] Valentin D, Abdi H, Edelman B, " What Represents Face: A Computational Approach For The Integration of Physiological and Psychological Data", Perception, Vol.26, 1997

[103] Valentin D, Abdi H, Edelman B, Annelies N, " Connectionist Face- Off: Different Algorithms for different Tasks", Psychological Belgica, Vol.36, No #

[104] Veelenturf L. P. J, "Analysis and Applications of Artificial Neural Networks", Book, Prntice Hall Edition, 1995.

[105] Visani M, Garcia C, Jolion J-M, "Une Nouvelle méthode de représentation des visages pour leur reconnaissance : L'Analyse Discriminante Bilinéaire, 2004

[106] Wang H, LI S. Z, Wang Y. S, Tiu J, Wang L ," Hierarchical Linear Combination for Face Recognition" ,NTU ACRF project RG51'97, 1997.

[107] Weng J.J, Swets D.L, " Face recognition", 1999.

[108] Wiskott L, Fellous J. M, Kruger N, Malsburg C.V, " Face Recognition By Elastic Bunch Graph Matching", In Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint and Face recognition (Eds.). L.C Jain et al, Pub. CRC Press, ISBN 0-8493-2055-0, Chapter. 11, pp.355-396, 1999

[109] Wiskott L, Von Der Malsburg C, "Face Recognition by Dynamic Link Matching", 1995.

[110] Wladyslaw S, "Autoassociative local Neural Networks for Face Recognition", 1996.

[111] Wurtz R.P, "Neural Theories and Technical Systems for Face Recognition", Proceedings of ESANN'97, Bruges, Belgium, Michel Verleysen, (Eds.), D facto, Brussels, 16-18 April 1997.

[112] Yan S, Tui S, Li S. Z, Zhang H, Shum H-Y , Chang Q, " Face Alignment using Texture- Constrained Active Shape Models" ,Image and Vision Computing 21, Elsevier, pp.69-75, 2003

[113] Yang F, Paindavoine M, Abdi H, Mitéran J, "A New Image Filtering Technique Combining a Wavelet Transform with a Linear Neural Network: Application to Face Recognition", In Press, Optical engineering, 2000.

[114] Yang M-H, Kriegman D.J, Ahuja N, "Detecting Faces in Images: A Survey", IEEE Transactions on Patter Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, N°.1, January 2002.

[115] Youcefizadeh H, Zilouchian A, "Neural Network Architectures", CRC Press, 2001.

[116] Yuille A.L, Hallinan P.W, Cohen D.S, "Feature extraction from Faces using Deformable Templates", International Journal of Computer Vision, 8:2, pp 99-111, 1992.

[117] Zhang J, Yan Y, Lades M, "Face Recognition: Eigenface, Elastic Matching and Neural Nets", Proceedings of IEEE, Vol. 85, N°.9, September 1997.

[118] Zhang X, Li S. Z, Eam K. T, "AI Eigen Snake: An Affine-Invariant Deformable Contour Model for Object Matching", Image and Vision Computing 20, pp.77-84, Elsevier, Science B.V, 2002.

[119] Zhao W, Chellapa R, Krishnaswamy A, "Discriminant Analysis for Recognition of Human Face Images", Journal, Opt, Soc, Am, A/Vol.14, No.8, pp. 1724-1733, August 1997.

[120] Zhao W, Chellappa R, Rosenfeld A, Phillips P.J, " Face Recognition: A Literature Survey", Technical Report, CFAR-TR00-948, University of Maryland, 2000

[121] Zhong X, S. Z Li, Eam K. T, "Facial Feature Extraction and Image Warping using PCA Based Statistic Model, IEEE, pp 689-692, 2001.

[122] Zhong Y, Jain A.K, Fellow, Dubuisson-Jolly M.P, "Object Tracking using Deformable Template", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 22, No 5, May 2000.

[123] Zuo F, De with P. H. N, " Fast Facial Feature Extraction using Deformable Shape Model with Haar-Wavelet Based Local Texture Attributes", 1999.

Annexes

1. Les systèmes de biométrie.
2. Les Toolboxes du Matlab
3. Les bases de données existantes

Annexes

1. Les systèmes de biométrie

1.1. Définition

Le terme biométrie, est inspiré du mot grec composé de deux mots ***Bio*** : vie, ***Metrikos*** : mesure, ce qui signifie qu'un système biométrique est un système de reconnaissance des formes et d'identification des individus basé sur leurs caractères physiologiques et comportementaux : voix, visage, iris, rétine, doigt, main, …, etc. ces caractères sont représentés à l'aide d'un vecteur de caractéristiques, celui-ci est stocké dans une base de données ou enregistré dans une carte à puce que la personne possède [32].

1.2. Principe

Un système de biométrie opère en deux modes différents :

- ***Identification :*** le principe et l'identification d'une personne à partir d'un ensemble de mesures biométriques collectées dans la base et le processus cherche à répondre à la question suivante : « est ce que je sais qui êtes vous ? », ce qui exige une comparaison de type 1 à n correspondances, connue sous le nom de « cold search ».
- ***Vérification*** : En mode vérification, le système cherche à vérifier si la personne à identifier avec l'ensemble de données qu'il lui est associé est la personne prétendue à être ou non. Donc le système cherche réponse à la question : « êtes vous qui vous prétendez à être», ce qui entraîne une comparaison 1 à 1.

Généralement un simple système de biométrie est composé des modules suivants :

- **Modules sensoriel :** module de cueillette des données, ce module d'acquisition et de collecte de données biométriques par exemple les mesures géométriques.
- **Module d'extraction des caractéristiques :** dans ce module on procède à une extraction des caractéristiques des données acquises lors du module précédant, en résultat un vecteur de caractéristiques est constitué.
- **Module du Matching :** les caractéristiques fournies par le module précédant seront comparées avec celles correspondantes associées aux templates de la base des visages. le résultat de la comparaison sera fourni comme données d'entrée au système de décision sous forme de mesures qualitatives.
- **Le module de décision :** dans ce module l'identité de la personne est établie ou l'identité prétendue est acceptée ou rejetée. Ce module est basé sur des méthodes statistiques, ce qui va permettre de calculer les moyennes des différentes caractéristiques choisies et d'établir une distribution et une réorganisation des templates de la base. La distance qualitative entre les caractéristiques en entrée et celles des templates doit dépasser un certain seuil pour que la template correspondante sera acceptée comme template candidate ou rejetée.

1.3. Critères des caractéristiques à identifier

Quelques soient les caractéristiques choisies (physiologiques ou comportementales) elles doivent respecter certains critères, qui sont :

- **L'universalité :** toutes les personnes doivent avoir ces caractéristiques.
- **La distinctivité :** ces caractéristiques sont spécifiques et propres à une seule personne.
- **La permanence :** elles doivent être invariantes dans une période de temps bien définie.
- **La disponibilité :** les caractéristiques choisies doivent être faciles à collecter.

Dans certaines applications réelles, certains critères doivent être pris en considération :

- **la performance :** occurrences, vitesse, ressources d'acquisition (camera, scanner)
- **La circonvention :** les caractéristiques choisies doivent être robustes et fiables afin d'éviter toute sorte de fraude.

- **L'acceptabilité :** l'utilisateur doit accepter et coopérer avec le système d'identification.

1.4. Quelques approches de biométrie

Nombreuses sont les méthodes de biométrie, on peut les distinguer selon les caractéristiques à identifier, parmi ces méthodes on peut citer :

1.4.1. Thermogramme à infrarouge (visage et main) :

Ce type d'application se base sur la capture des caractéristiques des radiations de chaleur produite par le corp humain, en utilisant une caméra à infrarouge, ces caractéristiques sont très distinctives et varient d'une personne à une autre, mais l'acquisition des images est difficile surtout dans le cas où la personne est prés d'une source de chaleur.

1.4.2. L'allure (Gait) :

C'est une nouvelle technique de biométrie, elle se base sur la détection et la reconnaissance des mouvements du corp humain, c'est une tache spatio-temporelle très complexe et particulière, elle n'est pas très distinctive mais peut être utilisée dans quelques compagnies de sécurité. C'est une approche purement comportementale, elle est non fiable car elle peut être influencée par le changement du poids ou d'un handicape que peut provenir à n'importe quel moment.

1.4.3. Géométrie de la main : cette méthode est basée sur la mesure de dimension des doigts et la localisation des articulations, la forme et la taille de la paumière, c'est une méthode simple mais très coûteuse.

1.4.4. Les emprunte digitales : avant, on utilisait de l'encre pour définir les caractéristiques des doigts, aujourd'hui, des capteurs automatiques et intelligents fournissent des images numériques des bouts des doigts pour déterminer à l'aide d'un système automatique les caractéristiques propres des doigts caractérisants une personne bien précise, ces caractéristiques sont les arrêtes et les rides. Cette technique fut longtemps utilisée et sa fiabilité est très haute, seulement la qualité du dispositif de capture se détériore au fur et à mesure de son utilisation ; ce qui influe sur la qualité de l'image acquise d'où la diminution de la fiabilité de tout le système.

1.4.5. La rétine : la reconnaissance de la rétine est souvent connue sous le nom de « Signature de l'œil », « eye signature », en effet le système se base sur l'architecture vasculaire de la rétine qui est propre à chaque personne et à chaque œil.

1.4.6. L'iris : la reconnaissance de l'iris est moins opportune que celle de la rétine, vu que l'iris peut être facilement visible de quelques mètres de loin, son changement sous influence de la lumière est une garantie qu'il s'agit d'une personne en vie.

1.4.7. La parole : les propriétés de la voix humaine sont basées sur des caractéristiques physiques responsables de la création de cette voix : la bouche, cavités nasales, lèvres, …, etc. La reconnaissance de la parole est un domaine très vaste et important.

2. Les Toolboxes du Matlab

1. Introduction

Les toolboxes sont réellement des caisses à outils comportants une collection de fonctions relatives à plusieurs domaines scientifiques et techniques. Les toolboxes existants à partir de la version 5.3 sont : Statistics Toolbox, Signal Processing Toolbox, Image Processing Toolbox, Fuzzy Logic Toolbox, Spline Toolbox, Wavelet Toolbox, Mapping Toolbox, Control System Toolbox, Optimization Toolbox, Robust Control Toolbox, System Identification Toolbox, Higher-Order Spectral Analysis Toolbox, DSP Blockset, Frequency Domain, Mu Analysis and Synthesis Toolbox, Power System Blockset, Data Acquisition Toolbox, Database Toolbox, Financial Toolbox, Communications Toolbox, MATLAB Web Server, Symbolic Math Toolbox, Partial Differential Equations (PDE) Toolbox. Pour être accessibles, ces toolboxes ainsi que leur documentation "pdf" doivent être sélectionnés lors de l'installation de Matlab.

2. Les Toolboxes

Voici quelques toolboxes les plus couramment utilisées pour le calcul scientifique et la modélisation :

2.2. Toolbox Statistiques

Les fonctions du toolbox statistique peuvent être classées comme suit :

- Les fonctions (lois) de densité de probabilité et fdp cumulatives : beta, binomial, Chi2, exponential, F, gamma, normal, Poisson, Rayleigh, T, Uniform, Weibull,…
- Les fonctions inverses de toutes ces fonctions sont aussi disponibles : betainv, binoinv, chi2inv, gaminv, norminv, poissinv, raylinv, weibinv,…
- Les générateurs de nombres aléatoires distribués selon ces lois : betarnd, binornd, chi2rnd, frnd, gamrnd, lognrnd, normrnd, poissrnd, unifrnd, weibrnd,…
- Statistiques de toutes ces lois (moyenne, variance, …) : betastat, binostat, chi2stat, gamstat, poisstat, weibstat, …
- Statistiques descriptives : mean, median, geomean, harmmean, std, var, skewness, kurtosis, Kurtosis, iqr (interquartile range), corrcoef , cov,…
- Les tests d'hypothese : ranksum, signrank, ztest, ttest, ttest2, anova1, anova2, …
- Modèles linéaires : polyfit, polyval, regress, …
- Classification : pdist, linkage, dendrogram, cluster, clusterdata, …
- Analyse en Composantes Principales : pcacov, pcares, princomp, …

2.3 Toolbox traitement de signal

L'un des premiers principes du traitement du signal est la représentation du signal dans une base vectorielle de fonctions (signaux simples) dans le but d'une meilleur extraction et interprétation des propriétés de ce signal.

$$f(t)=\sum_i F_i g_i(t)$$

f(t) est le signal à analyser et gi(t) sont les fonctions de représentation auxquelles on exige de former une base vectorielle orthonormée.

Les fonctions sinus et cosinus sont les fonctions idéales pour cette représentation. En effet, Joseph Fourier a démontré que tout signal pouvait être représenté sous la forme d'une somme (souvent infinie) de signaux sinusoïdaux de fréquences et de phases différentes.

Si le signal est périodique, on parle de série de Fourier. Pour un signal quelconque (cas général), c'est plutôt la transformée de Fourier qui est utilisée.

Le signal et sa transformée de Fourier sont liés par les expressions suivantes.

$$f(t)=\sum_i F(\omega).e^{j\omega t}.d\omega \qquad \text{et} \qquad F(\omega)=\sum_i f(t).e^{-j\omega t}.dt$$

Notons que cette somme est plus souvent représentée sous forme d'intégrale.

Le traitement de signal comporte outre les techniques basées sur la représentation de Fourier, d'autres transformations qui ne sont que, comme la TF, des représentations dans des espaces de fonctions orthonormées. Le TS comporte aussi des techniques de traitement statistique du signal. Le toolbox "signal processing" de Matlab comporte une collection très riche de fonctions de traitement du signal. On peut citer les sous familles suivantes :

- Transformées : dct, fft, hilbert, idct, ifft, czt, …
- Analyse et implémentation de filtres : FIR, IIR, …
- Translation fréquentielle (modulation),
- Traitement statistique du signal : corrcoef, cov, pcov, spectrum, tfe, xcorr, xcov,

2.4 Toolbox Traitement d'images

Le toolbox "images" est une collection de fonctions spécialisées dans le traitement des images appliqué à des domaines aussi variés que l'imagerie médicale, la télédétection et le contrôle non destructif. Ces outils sont groupés en sous-familles comme suit :

- Visualisation d'images : image, imshow, immovie, montage, colorbar, pixval
- Écriture et lecture d'image : imread et imwrite (pour les formats d'images tels que tif, jpg, bmp,…)

- Operations géometriques : imcrop, imresize, imrotate, …
- Statistiques : mean2, std2, corr2, imhist,
- Analyse d'image : edge, qtdecomp, imcontour, …
- Réhaussement : histeq, imadjust, medfilt2, ordfilt2, …
- Transformées : fft2, ifft2,…
- Filtrage : fsamp2, ftrans2, fwind2, …
- Palette des couleurs : brighten, colormap, …
- Conversion de types : gray2ind, im2bw, im2double, im2uint8, im2uint16, ind2gray, ind2rgb, isbw, isgray, isind, isrgb, mat2gray, rgb2gray, rgb2ind

- **La transformée de Fourier**

La transformée de Fourier joue un rôle prépondérant dans l'analyse et le traitement des signaux. Elle permet en outre de réaliser des opérations de filtrage par simple multiplication dans le domaine fréquentiel (domaine de Fourier).

2.5. Mapping Toolbox

Ce Toolbox regroupe des fonctions relatives à la cartographie et à la géographie en général. Taper help map pour voir la liste complète des fonctions disponibles dans la version de Matlab utilisée ou consulter le fichier map_ug.pdf pour un cours complet sur le mapping toolbox.

2.6. Toolbox de Maths Symboliques

Les fonctions du symbolic toolbox permettent de faire des opérations mathématiques sur des variables ou des fonctions symboliques (i.e. non numériques).

On peut citer les sous-familles suivantes :

- Calcul : diff, int, limit, taylor, symsum,…
- Algèbre linéaire : diag, triu, inv, det, eig, …
- Simplification : simplify, simple, numden, …
- Solution d'équations : solve, dsolve, finverse, compose, …
- Transformées : fourier, laplace, ztrans, ifourier, ilaplace, iztrans,
- Demonstrations : symintro, symcalcdemo, symlindemo, symvpademo, symrotdemo, …

2.7. Toolbox Réseaux de Neurones

Les réseaux de neurones artificiels ont été conçus à la base du modèle du neurone naturel. Ce dernier étant excité par un stimulus, il y répond selon sa fonction de transfert par une sortie (réponse) qui peut être une atténuation ou une amplification de l'entrée (stimuli).

- **Neurone Simple :**

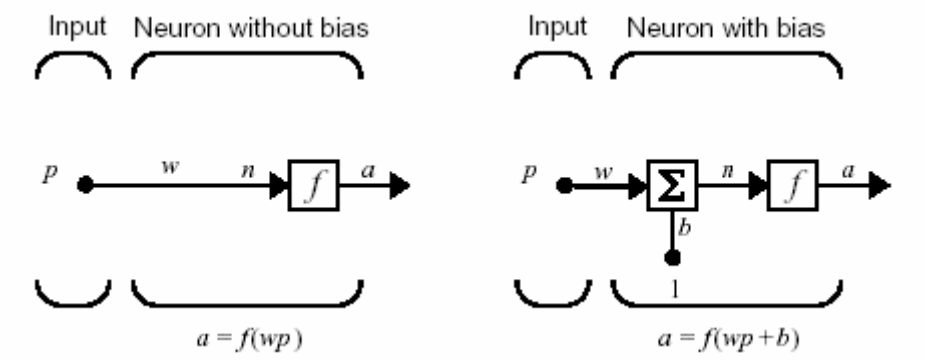


Figure 23. Un modèle d'un neurone simple

Le poids w sert à amplifier ou à atténuer l'effet du stimulus sur la réponse.

Fonctions de transfert :

On peut trouver différentes formes de fonctions de transfert

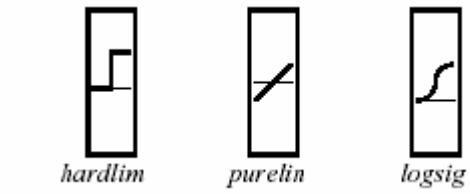


Figure 24. Les différentes fonctions de transfert

Dans un réseau de neurones, les sorties sont donc reliées aux entrées via des fonctions et des poids.

- **NNET de Matlab**

  Taper help nnet pour voir les possibilités qu'offre Matlab pour cette technique. Consulter également le fichier nnet.pdf pour un cours simple et détaillé avec des exemples d'application. Voir aussi demo - toolbox - neural network pour des exemples illustrés.

2. 8. Toolbox Logique Floue

La logique floue est un concept introduit par Lotfi Zadeh en 1965 et qui utilise la notion de variables linguistiques (le problème est donc posé en langage humain). Le concept du floue viole le principe du tiers exclu d'aristote.

- **Variables floues :**

  Une variable floue est décrite donc par une fonction d'appartenance à un domaine de sa gamme dynamique et non pas des valeurs numériques ou des attributs fixes.
  Règles "if then entre", variables floues :
  Les relations entre les variables floues se font par des règles Si Alors (If Then). Par exemple deux variables x et y sont reliées par la règle :
  if x is A then y is B
  ou encore si on a d'autres autre variable en jeu.
  if (x1 is A1 and x2 is A2) or x3 is A3 then y is B

- **La logique floue sous Matlab**

  Le "fuzzy toolbox" de Matlab possède des fonctions qui peuvent être utilisées de façon classique comme les autres fonctions ou via une interface graphique activée par l'instruction fuzzy.
  L'utilisation du fuzzy-GUI de Matlab pour la modélisation de variables floues est organisée en plusieurs étapes. D'abord le choix des fonctions d'appartenance, ensuite l'écriture des règles et enfin la visualisation des résultats.

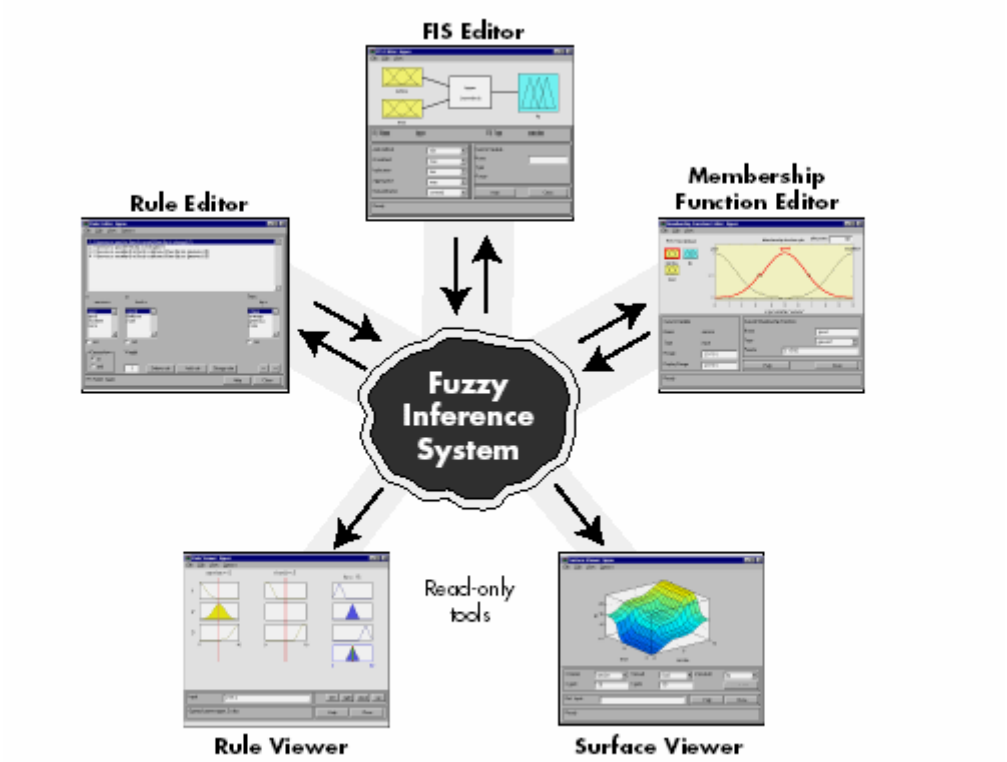


Figure 25. La logique floue en Matlab

Le fichier fuzzy_tb.pdf contient une introduction à la théorie des ensembles flous ainsi qu'un exemple complet sur l'utilisation du GUI pour résoudre un problème de modélisation avec cette technique. Le demo - toolbox -fuzzy contient également des exemples d'utilisation de cette technique.

3. Conclusion

Matlab est un langage de programmation, un logiciel, un monde de fonctions et de techniques. Matlab est un outil très simple, très puissant, très complet et qui ne nécessite pas une formation spéciale pour le maîtriser, juste de ne pas hésiter à utilise help, à naviguer dans demo et à consulter les fichiers de documentation pdf.

3. Les différentes bases de données des visages

Voici quelques liens aux bases de données les plus importantes et les plus utilisées

1. The Color FERET Database, USA

http://www.itl.nist.gov/iad/humanid/colorferet/home.html

2. The Yale Face Database

http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html

3. The Yale Face Database B

http://cvc.yale.edu/projects/yalefacesB/yalefacesB.html

4. PIE Database, CMU

http://www.ri.cmu.edu/projects/project_418.html

6. Project - Face In Action (FIA) Face Video Database, AMP, CMU

http://amp.ece.cmu.edu/projects/FIADataCollection/

7. AT&T "The Database of Faces" (formerly "The ORL Database of Faces")

http://www.uk.research.att.com/facedatabase.html

8. Cohn-Kanade AU Coded Facial Expression Database

http://vasc.ri.cmu.edu/idb/html/face/facial_expression/index.html

9. MIT-CBCL Face Recognition Database

http://cbcl.mit.edu/software-datasets/heisele/facerecognition-database.html

10. Image Database of Facial Actions and Expressions - Expression Image Database

http://mambo.ucsc.edu/psl/joehager/images.html

11. NIST Mugshot Identification Database

http://www.nist.gov/srd/nistsd18.htm

12. NLPR Face Database

http://nlpr-web.ia.ac.cn/english/irds/facedatabase.htm

13. M2VTS Multimodal Face Database (Release 1.00)

http://www.tele.ucl.ac.be/PROJECTS/M2VTS/m2fdb.htm

14. The Extended M2VTS Database, University of Surrey, UK

http://www.ee.surrey.ac.uk/Research/VSSP/xm2vtsdb/

15. The AR Face Database, Purdue University, USA

http://rvl1.ecn.purdue.edu/~aleix/aleix_face_DB.html

16. The University of Oulu Physics-Based Face Database

http://www.ee.oulu.fi/research/imag/color/pbfd.html

17. CAS-PEAL Face Database

http://www.jdl.ac.cn/peal/index.html

18. Japanese Female Facial Expression (JAFFE) Database

http://www.mis.atr.co.jp/~mlyons/jaffe.html

19. BioID Face DB - HumanScan AG, Switzerland

http://pics.psych.stir.ac.uk/

20. Psychological Image Collection at Stirling (PICS)

http://pics.psych.stir.ac.uk/

21. The UMIST Face Database

http://images.ee.umist.ac.uk/danny/database.html

22. Caltech Faces

http://www.vision.caltech.edu/html-files/archive.html

23. EQUINOX HID Face Database

http://www.equinoxsensors.com/products/HID.html

24. VALID Database

http://ee.ucd.ie/validdb/

25. The UCD Color Face Image Database for Face Detection

http://ee.ucd.ie/~prag/

26. Georgia Tech Face Database

ftp://ftp.ee.gatech.edu/pub/users/hayes/facedb/

27. Face Recognition Data, University of Essex, UK

http://cswww.essex.ac.uk/mv/allfaces/index.html

Résumé

La reconnaissance automatique des visages est l'un des plus importants domaines de biométrie, elle se base sur la reconnaissance des individus en utilisant le visage comme principale caractéristique. Ce domaine est très actif, ceci est sans doute dû à la multiplicité et la variété des champs d'application, dont on peut citer : les compagnies gouvernementale, les sociétés sécuritaires, l'inerraction homme-machine et la vision par ordinateur.

Les recherches dans cet axe sont nombreuses et plusieurs approches ont été proposées, tel que : l'**A**nalyse en **C**omposantes **P**rincipales (ACP), l'**A**nalyse en **C**omposantes **I**ndépendantes (ACI), les **R**éseaux de **N**eurones **A**rtificiels (RNA) et les techniques de mise en correspondance par motif " Template Matching ",…, etc.

Dans cette thèse, on proposera un modèle pour la reconnaissance automatique des visages, en combinant entre deux approches de l'Intelligence Artificielle. Les images utilisées sons représentées en forme d'intensité de pixel, avec une vue frontale des visages. Chaque visage sera décrit par un vecteur de caractéristiques représentant les trois principales composantes du visage qui sont : les yeux, le nez et la bouche. On utilisera pour la description de ces caractéristiques la théorie des moments invariants, et plus particulièrement, les invariants de Hu. Ces moments vont construire l'ensemble des vecteurs de caractéristiques utilisés comme entrées pour l'apprentissage et le test du réseau de neurones, en fin le réseau établira son identification et sa décision finales.

La base des images sera indexée en utilisant la méthode d'indexation des images basée sur leur contenu locale.

Mots clés : la reconnaissance automatique des visages, les techniques de mise en correspondance par motif, les réseaux de neurones artificiels, les moments invariants de Hu, Intelligence Artificielle, indexation des images basée contenu locale.