

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI-MOKHTAR- ANNABA – UNIVERSITY
UNIVERSITE BADJI –MOKHTAR – ANNABA



جامعة باجي مختار
- عنابة -

FACULTÉ DES SCIENCES DE L'INGÉNIEUR

كلية علوم المهندس

DÉPARTEMENT D'INFORMATIQUE

قسم الإعلام الآلي

ANNEE UNIVERSITAIRE 2006

سنة جامعية 2006

MEMOIRE

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

THEME

UNE COMBINAISON DE CLASSIFIEURS POUR LA RECONNAISSANCE DES VISAGES HUMAINS

Option

Intelligence Artificielle Distribuée (IAD)

Par : Amirouche Radia

DIRECTEUR DE MEMOIRE : Professeur LASKRI Mohamed Tayeb

DEVANT LE JURY

PRESIDENT	: M.T.Khadir	Maître de conférence	U. ANNABA
EXAMINATEURS	: N.Nouaouria	Maître de conférence	U. ANNABA
	N.Farah	Maître de conférence	U. ANNABA

ملخص

إن التعرف الآلي على وجه الإنسان يبقى تحدياً حقيقياً دائماً للبحث، هذا يرجع أساساً إلى طبيعة الوجه الإنساني الغني جداً بالتعبير الحسية و الانفعالية دائمة التغير، و إلى طبيعة المحيط أيضاً ، كتغير الإضاءة ، التقدم في السن و وجود الشعر... مما يؤدي إلى جعل مهمة التعرف الآلي أكثر صعوبة و تعقيداً . من هنا ظهرت عدة محاولات لحل هذه الإشكالية. لكن و بالرغم من التقنيات العالية و التطورات الملحوظة ، لا توجد طريقة واحدة تلبية و تأخذ بعين الاعتبار كل التغيرات التي قد تطرأ على الوجه. لذا، و محاولة لحصر أكبر عدد ممكن من هذه التغيرات، ظهرت بحوث جديدة ترمي إلى استعمال عدة مصنفات ثم دمج نتائجها بهدف الرفع من قدرة التعرف الآلي على الوجه.

خلال بحثنا هذا، استعملنا ثلاث مصنفات، أولها ذو طبيعة إجمالية (التحليل في المكونات الأساسية) و الثاني ذو طبيعة هندسية (أقرب ك نقطة مجاورة) ، و الأخير من نفس طبيعة الثاني مضافاً إليه "منطق اللا وضوح". هذه المصنفات الثلاثة تتلقى أولاً كمدخل، صورة الوجه المراد التعرف عليه ، مجموع الصور المستعملة آتية من ثلاث قواعد بيانات مختلفة (OWN , ORL, GRIA). خضعت هذه الصور لعمليات معالجة قبلية. و من ثم يطبق عليها تحويل هوف لاستخراج مجموع الخصائص التي تمثل الوجه . كمخرج، يعطي كل مصنف قائمة معلومات محتمل انتماؤها للوجه محط الاختبار، مصحوبة بمقاييس ثقة. تطبق على هذه الأخيرة قاعدة دمج للحصول على قرار موحد، مع أصغر قيمة خطأ ممكنة.

الكلمات الدالة : التعرف على وجه الإنسان، التحليل في المكونات الأساسية، أقرب ك نقطة مجاورة ، منطق اللاوضوح، تحويل هوف ، دمج المصنفات ، قاعدة الدمج .

ABSTRACT

Automatic human face recognition remains a real challenge in the field of scientific research, because of nature of this biometric called human face, very rich of social information and highly dynamic, besides the varying environment, aging and pilosity..which makes recognition more complex. For those reasons, multiple methods were deployed to resolve this problem. But in spite of the huge progress attained ,and the high technology used, there is no one method which could be told invariant to all the variations inflicted by this stimulus. To surround all these variations, a new tendency was born, which aims to make participating many classifiers and combine their Reasoning and their results with a view to enhance the recognition rate.

In this project, three classifiers were used, one of them is global, using PCA (Principal Component Analysis); the second uses a geometric approach: KNN (K Nearest Neighbours) and finally, a fuzzy KNN approach. These three classifiers will have as input, the image of the face to be recognised, the set of images were collected out of three different image databases (ORL, OWN, GRIA); preprocessing operations were used upon them (normalisation, thresholding, smoothing); afterwards, Hough transform is applied to extract the characteristics vector representing the face. As output, each classifier will provide a list of identities most likely to be of the face test, this with confidence measures. A combination rule will be applied to these latter to obtain a unified decision with a reduced error rate.

Key words: Human faces recognition, Principal Component Analysis, KNN, Fuzzy logic, Hough transform, classifier combination. Combination rule.

RESUME

La reconnaissance automatique des visages humains demeure toujours un réel challenge dans le domaine de la recherche, ceci est dû essentiellement à la nature même de cette biométrie qu'est le visage très riche en informations sociales, et fortement dynamique à la fois, à cause des variations de l'environnement, le vieillissement, la pilosité....chose qui rend la tâche de reconnaissance plus complexe ; De ce fait, une multitude de méthodes déployées pour résoudre ce problème; mais malgré la pléthore de techniques élaborées et les énormes progrès atteints, il n'existe pas une méthode qui soit à elle seule invariante à toutes les variations que peut subir ce stimulus. Pour essayer de cerner la maximum de ces changements, une nouvelle tendance a vu le jour visant à faire participer plusieurs classifieurs, et à combiner leurs raisonnements et leurs résultats en vue d'augmenter le taux de reconnaissance.

Dans ce projet, un comité de trois classifieurs a été mis au point dont les membres sont une approche globale qui est celle de l'Analyse en Composantes Principales (ACP), une approche géométrique du plus proche voisin, et enfin une approche également géométrique toujours celle du plus proche voisin, mais à laquelle on a introduit la notion du flou, ces trois classifieurs auront en entrée l'image du visage à reconnaître ; L'ensemble des images provient de trois bases distinctes (ORL, OWL, GRIA), ces dernières ont été sujet à une série d'opérations de prétraitements (normalisation, binarisation, lissage), après quoi, la transformée de Hough appliquée sur elles, permettra d'en extraire le vecteur des caractéristiques représentant chaque visage; En sortie, chacun des classifieurs fournira une liste des identités susceptibles d'être celles du visage test, accompagnées de mesures de confiance. Une règle de combinaison sera appliquée sur ces dernières afin d'obtenir une décision unifiée avec un taux d'erreur réduit.

Mots clés : Reconnaissance des visages humains, L'Analyse en Composantes Principales, K plus proches voisins, Logique floue, Transformée de Hough, Combinaison de classifieurs., Règle de combinaison.

DEDICACE

A la mémoire de celle qui a semé en moi l'amour des mots et leur magie, m'a inculqué le respect et l'envie du savoir et sa noblesse, à celle qui était toujours là, autour de moi, pour me guider, m'orienter, m'encourager et m'épauler, aujourd'hui que j'achève ce travail, elle n'est plus là; A celle qui réside éternellement en moi , à la lumière de mon âme, à l'âme de mon âme, rien qu'à ma mère.

REMERCIEMENTS

Mes remerciements et ma gratitude sans limites pour Dieu, pour sa clémence et son aide, pour la quiétude , le courage et la force que je ressentais venir de lui, c'est grâce à lui que j'ai pu prendre de l'avant et achever ce travail .

Je tiens essentiellement et particulièrement à exprimer ma sincère et profonde gratitude à l'égard de Monsieur M.T.Laskri , Professeur à l'université Badji Mokhtar, Annaba, d'avoir eu l'aménité d'accepter de diriger ce travail, qui s'est montré d'une générosité sans bornes sur tout les plans, scientifique et humain ; voué d'une indulgence , et d'une patience inouïes ; je lui serais toujours reconnaissante pour le constant support intellectuel et ses directives, ce fut à la fois une chance et un grand honneur d'être votre étudiante, veuillez trouver dans ce travail mon respect et ma reconnaissance intarissable.

Mes remerciements s'étendent à Monsieur M.T. Khadir Maître de conférence à l'université Badji Mokhtar, Annaba, d'avoir eu l'amabilité d'accepter de présider et de porter ses jugements sur ce travail, et d'en formuler les rapports ; un merci tout spécial également à Madame N.Nouaouria Maître de conférence à l'université Badji Mokhtar, Annaba,, ainsi qu'à Monsieur N.Farah Maître de conférence à l'université Badji Mokhtar, Annaba, d'avoir eu la gentillesse d'en être les examinateurs , et d'en apporter leurs remarques qui seront d'autant plus constructives qu'enrichissantes.

Un grand merci à ma famille , qui m'aurez apporté la stabilité et les encouragements pour persévérer ; c'est grâce à votre affection et votre amour que je suis encore debout.

Un merci fraternel à toute la promotion de la Post-Graduation 2003 , pour leur soutien moral et leur présence.

Liste des Tableaux

N° Tab	Désignations	Page
Tableau1	Avantages et Limites des méthodes de classification des visages	37
Tableau2	Taux de reconnaissance obtenu par l'ACP	115
Tableau3	Taux de reconnaissance obtenu par KPPV	117
Tableau4	Taux de reconnaissance obtenu par KPPV Flou	119
Tableau5	Taux de reconnaissance dégagé par chaque classifieur	124

Liste des Figures

N° figure	Désignation	Page
Figure1	Marché des systèmes d'identification	12
Figure2	Schéma général du processus de reconnaissance des visages	18
Figure3	Méthodes de Reconnaissance divisées en catégorie primaire et secondaire..	27
Figure4	La chaîne descriptive du traitement d'images	42
Figure5	Effet de bord	44
Figure6	Frontières fournies par un classifieur Euclidien	52
Figure7	Frontières fournies par un classifieur Quadratique	53
Figure8	Frontières fournies par un classifieur du Plus Proches Voisins	63
Figure9	Raisonnement booléen sur la température	66
Figure10	Raisonnement flou sur la température	67
Figure11	Schéma de combinaison séquentielle	75
Figure12	Schéma de combinaison parallèle	76
Figure13	Schéma de combinaison hybride	77
Figure14	Schéma de combinaison avec bouclage	78
Figure15	Schéma de combinaison avec interaction entre classifieurs	78
Figure16	Schéma de combinaison utilisant la forme x	79
Figure17	Taxonomie des méthodes de combinaison des classifieurs	84
Figure18	Architecture globale du système multi-classifieurs proposé	94
Figure19	La base des visages ORL	97
Figure20	La base des visages OVN	98
Figure21	La base des visages GRIA	99
Figure22	Normalisation des images	100
Figure23	Binarisation des images des visages	100
Figure24	Lissage des images des visages	101
Figure25	Histogramme des données fourni par la transformée de Hough	103
Figure26	Détermination du premier axe bilatéral de symétrie	104
Figure27	Détermination du second axe se symétrie	104
Figure28	Détermination des axes de symétrie de la région des yeux	105
Figure29	Détermination de l'axe de symétrie de la région du nez	105
Figure30	Détermination de l'axe de symétrie de la région de la bouche	106

N° figure	Désignation	Page
Figure31	Jointure des intersection des axes de symétrie	106
Figure32	Application de la transformée de Hough sur la base ORL	107
Figure33	Application de la transformée de Hough sur la base OWN	108
Figure34	Application de la transformée de Hough sur la base GRIA	108
Figure35	Extraction des points et distances constituant le vecteur des caractéristiques	109
Figure36	Organigramme de la méthode ACP	111
Figure37	Distribution des valeurs propres	112
Figure38	Représentation graphique des visages sur PC1 et PC2	113
Figure39	Représentation graphique des visages sur PC1 et PC3	113
Figure40	Représentation graphique de la projection d'un visage test sur PC1 et PC2	114
Figure41	Organigramme de l'approche des K plus proches voisins	116
Figure42	Représentation graphique des cinq plus proches voisins d'un visage test	117
Figure43	Application de la validation croisée pour la détermination de K optimal	118
Figure44	Application de la logique floue sur les distances	120
Figure45	Schématisme de la conversion des distances en degré s'appartenance	121

Table des Matières

ملخص.	I
ABSTRACT	ii
RESUME	iii
DEDICACE	iv
REMERCIEMENTS	v
LISTES DES TABLEAUX	vi
LISTES DES FIGURES	vii
TABLES DES MATIERES	ix

INTRODUCTION GENERALE	01
PLAN DE LECTURE	06

CHAPITRE 1 : La Reconnaissance des visages humains	08
1. Introduction	09
2 .La Biométrie	10
2.1 L'apport de la Biométrie	10
2.2 L'industrie de la Biométrie	12
2.3 Identification et Authentification	12
3. Apport des Sciences Cognitives	13
4. Caractéristiques du Visage Humain	14
4.1 Définition du visage	14
4.2 Pourquoi le visage ?	15
4.3 D'où vient la Difficulté ?	16
5. Architecture Générale d'un système de reconnaissance des visages	18
6. Détection des visages	21
7. Extraction des paramètres des visages	22
7.1 L'intégrale des projections verticales et horizontales	23
7.2 La méthode des moments invariants	23
7.3 La transformée de symétrie généralisée	24
8. Les Méthodes de Reconnaissances des visages	26
8.1 Principe	26
8.2 Les méthodes existantes	27
8.2.1. Les méthodes Géométriques	27
8.2.2 Les méthodes globales	29
8.2.2.1 Les Visages Propres	30
8.2.2.2 Les Réseaux de Neurones	31
8.2.2.3 Les Templates Matching	33
8.2.2.4 Les Machines à Vecteurs de Support SVM	33
8.2.2.5 Les Modèles de Markov Cachés	35
8.2.2.6 Les Systèmes Multi-Classifieurs	36
8.3 Avantages et Limites des méthodes de reconnaissance	37
9. Principaux domaines d'application	37
10. Conclusion	38

CHAPITRE 2 : Traitement d'images et Classification	40
1. Introduction	41
2. Traitement Numérique d'images	42
3. Représentation de l'image numérique	43
4. Caractéristiques d'une image numérique	44
5. Les Systèmes de Traitement d'Images	46
6. Classification	48
6.1. Définition de la classification	48
6.2 La Règle de Bayes	49
6.3 Classification paramétrique	51
6.3.1 Classificateur Euclidien	51
6.3.2 Classificateur Quadratique	52
6.4 Classification non paramétrique	53
6.5 Les Méthodes Connexionnistes	54
6.6 Les Méthodes Structurelles	55
7. L'Analyse en Composantes Principales	57
7.1 Introduction	57
7.2 Fonctionnement de l'ACP	58
7.2.1 Principe de l'ACP	58
7.2.2 Formulation de l'ACP	59
7.3 Avantages et inconvénients de l'ACP	60
8. L'Approche des K Plus Proches Voisins	62
8.1 Principe de la Méthode des KPPV	62
8.2 Formulation de la Méthode des KPPV	63
8.3 Mise en Place de la méthode des KPPV	65
9. La Logique Floue	66
9.1 Principe de Fonctionnement	67
9.2 Internet de la Logique Floue	68
10. Conclusion	69
CHAPITRE 3 : Combinaison des Classifieurs	70
1. Introduction	71
2. Pourquoi combiner les classifieurs ?	72
3. Méthodologie de Combinaison	73
4. Stratégies de Combinaison	74
4.1 Combinaison Séquentielle	75
4.2 Combinaison Parallèle	76
4.3 Combinaison hybride	77
4.4 Combinaison avec bouclage	78
4.5 Combinaison avec interaction entre les classifieurs	78
4.6 Combinaison utilisant la forme X	78
5. Types de Réponses fournies par un classifieur	79
5.1 Réponse de type Classe	79
5.2 Réponse de type Ensemble	79
5.3 Réponse de type Rang	80
5.4 Réponse de type Mesure	80
6. Conversion de type	81
6.1 Conversion de type Mesure	81
7. Taxonomie de Combinaison des Classifieurs	83
7.1 Méthode de Combinaison Séquentielle	84

7.2 Méthode de Combinaison Parallèle	85
7.2.1 Combinaison de Classifieur de Type Classe	85
7.2.1.1 Méthodes de Vote	85
7.2.1.2 Comparaison des Méthodes de Vote	86
7.2.1.3 Méthode de Bayes	86
7.2.1.4 Méthode de Dempster-Shafer	87
7.2.1.5 Méthode de l'Espace de Connaissance de Comportement	87
7.2.2 Combinaison de Classifieurs de Type Rang	87
7.2.2.1 Méthode du Meilleur Rang	87
7.2.2.2 Méthode de la Somme des Rangs	87
7.2.2.3 Méthode de la Somme Pondérée	88
7.2.3 Combinaison de Classifieurs de Type Mesure	88
7.2.3.1 Méthode Linéaire	89
7.2.3.2 Méthode Multiplicative	89
8. Conclusion	90
CHAPITRE 4 : CONCEPTION PROPOSEE	91
1. Introduction	92
2. Présentation du Système	92
3. Architecture de la Combinaison Proposée	93
3.1 Particularité de la Combinaison	94
3.2 Acquisition des images des visages	95
3.3 Stockage et Nomenclature de la Base	96
4. Prétraitement des Images des Visages	100
4.1 Normalisation des images des visages	100
4.2 Binarisation des images des visages	100
4.3 Lissage des Images des Visages	101
5. Extraction des caractéristiques du visage	101
5.1 La transformée de Hough	101
5.1.1 Principe de la Transformée de Hough	101
5.1.2 Formulation de la Transformée de Hough	102
5.1.3 Application de la Transformée de Hough sur la base des Images	104
6. Application du premier classifieur ACP	109
6.1 L'Algorithme de la méthode de 'ACP	109
6.2 Application de l'ACP sur la base des images des Visages	112
6.3 Détection d'un nouveau Visage	114
7. Application de l'Approche K-PPV	115
8. Application de l'Approche K-PPV Floue	118
9. Le module de combinaison	121
9.1 La conversion	122
9.2 La combinaison	123
10. Résultats et Discussion	124
CONCLUSION GENERALE	125
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	128
ANNEXE	137

INTRODUCTION GENERALE

L'intelligence artificielle terme créé par [John McCarthy](#), souvent abrégée avec le sigle **IA**, est définie par l'un de ses créateurs, [Marvin Lee Minsky](#), comme « la construction de programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont, pour l'instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau tels que : l'apprentissage perceptuel, l'organisation de la mémoire et le raisonnement critique » [[Fau 90](#)] .Par cette définition même , la reconnaissance des formes qui est un chapitre de l'intelligence artificielle vise à automatiser le discernement de situations typiquement au niveau de la perception , elle est avant tout une réduction méthodique d'informations très riches puis l'identification d'une forme à partir d'une base de connaissances , une forme qui peut être un texte, une image, une voix..... ; Donc, schématiquement, le paradigme de la reconnaissance des formes est celui de synthétiser la fonction qui, d'une image donnée, extrait un label ou un code descriptif qui caractérise sa forme [[Mur 03](#)].

De ce fait , et depuis quelques années, on observe l'émergence d'une tendance générale visant à rendre plus naturels les rapports hommes-machines. Il revient désormais à la machine de se comporter comme l'humain ou le dépasser pour certains [[Mur 03](#)] ; Dès lors, l'intérêt de l'analyse faciale paraît évident. En effet, la zone du corps la plus chargée de sens est sans conteste le visage, la bouche produit la parole, la position des yeux renseigne sur l'objet ou la zone observés, les rides d'expression sont les miroirs de nos émotions... bref, le visage est au centre des communications humaines. Donc, le visage est un stimulus dont l'importance et la particularité ne cessent d'être remarquées ; il est tout d'abord un élément prépondérant de la vie sociale , il nous permet d'identifier une personne et ainsi retrouver un ensemble d'informations sémantiques et épisodiques qui lui sont propres [[Abd 99](#)], par ailleurs , il nous apporte un grand nombre d'informations que l'on connaisse ou non la personne , il permet de ce fait de déterminer si on a affaire à un homme, femme, enfant , adulte ou une personne âgée , ou encore , à une personne d'origine africaine ou asiatique , il est également un élément de la communication des états émotionnels et source d'inférences sur la personnalité ou les compétences .

Le visage est pourtant un stimulus visuellement ambigu : deux visages se ressemblent beaucoup , la forme générale varie peu , ils ont exactement les mêmes traits principaux qui ont à peu près la même forme et la même position relative [[Art 03](#)] , alors que les images d'un même visage peuvent fortement varier du fait des variations des conditions d'éclairage , de posture , de l'échelle et des expressions faciales.....,

De ce fait, la reconnaissance des visages humains a fait et continue de faire l'objet d'un nombre impressionnant d'études et de recherches en psychologie expérimentale, en neuropsychologie, en science cognitive, en vision par ordinateur et en reconnaissance des formes , elle se trouve donc au croisement de ces différentes disciplines . Toutefois, elle n'arrête pas de susciter de plus en plus d'intérêts et d'attentions surtout dans la communauté informatique , ceci est dû au fait qu'une multitude d'applications du monde réel lui font appel telles que le contrôle d'accès aux sites dits sensibles (aéroports , laboratoires de recherches,bâtiments gouvernementaux) , interface homme-machine, sécurité des réseaux , cela d'une part, et d'autre part car la reconnaissance automatique des visages humains n'a pas connu l'essor qu'ont connu les autres systèmes de reconnaissances basés sur la voix, l'écriture..., elle est toujours considérée comme l'une des tâches les plus importantes pour relever le défi en reconnaissance des formes [[Gos00](#)] [[Zha03](#)]; et malgré la multitude de recherches , la variété des techniques proposées et les efforts vaillants déployés, le problème demeure jusqu'à aujourd'hui un problème non résolu comme le montre l'évaluation menée par le National Institute of Standards and Technology [[Phi 03](#)] qui conclut sur le fait que les systèmes de reconnaissance des visages restent sensibles aux variations d'illumination , de pose , d'expression faciale.....

Par conséquent , le domaine reste fertile , et suscite de plus en plus de recherches , quoique durant les deux dernières décennies, une multitude d'applications et de systèmes de reconnaissances des visages ont été mis au point réalisant des résultats plus au moins satisfaisants relativement les uns aux autres ; ces systèmes qui peuvent être répertoriés en deux catégories, à savoir, les approches basées pixel appelées également méthodes globales , ces méthodes nécessitent peu de connaissances préalables sur la structure du visage , et se basent principalement sur l'information pixel, dans ce cas de figure, certains travaux se sont inspirés des méthodes de traitement d'images liées à la mise en correspondance des régions [[Art03](#)] , les mesures utilisées pour identifier les visages sont alors obtenues par des calculs de corrélation entre les régions, d'autres méthodes utilisent une analyse en Composantes

principales (ACP), réalisée à partir de l'information pixel pour rechercher une base de représentation permettant de discriminer les visages [[Tur 91a](#)] ; l'autre catégorie est celle des approches basées image dites également méthodes analytiques ou à traits, ces méthodes consistent à extraire la position relative des différents éléments constituant le visage tels que les yeux, le nez, la bouche et le menton afin de restreindre l'espace des données initiales , les visages sont modélisés et classés sur la base de distances et angles entre points caractéristiques, dans ce cas de figure, différentes méthodes statistiques inspirées des algorithmes classiques de la reconnaissance des formes ont été utilisées pour discriminer les visages à partir de ces mesures [[Las 02a](#)], la configuration du visage peut alors être décrite par un vecteur de données numériques représentant la taille et la position des traits faciaux les plus importants.

Le problème de reconnaissance des visages a été traité pour la première fois en 1888 par Francis Galton , celui-ci avait proposé la collection de profils faciaux en tant que courbes , trouver leur normes, et ensuite classer les nouveaux profils par leurs dérivation par rapport à cette norme [[Fra 88](#)] , depuis une multitude d'approches ont été élaborées et plusieurs méthodes ont été adoptées pour résoudre ce problème , fournissant chacune des résultats assez prometteurs sous des conditions et des contraintes bien prédéfinies , allant des visages propres ACP [[Kir 90](#)] [[Tur 91a](#)] [[Zha 99](#)] , les méthodes géométriques [[Man 92](#)], [[Bru 93](#)] [[Cox 96](#)] en passant par les réseaux de neurones [[Sto 84](#)] [[Law97](#)] [[Kun 95](#)] , et les templates matching [[Sam 94](#)] , les modèles de Markov Cachés [[Sam 93](#)] , les Machines à Vecteurs de Support SVM [[Jon 00](#)] [[Hua 02](#)] [[Hei 01](#)] [[Kim 02](#)] [[Pang 03](#)] ,mais les dix dernières années une nouvelle tendance vers l'utilisation ou la conception des système multi-classifieur (MCS –Multi Classifier System) dans la résolution du problème de reconnaissance des visages proposés par [[Ho 03](#)] [[Tol 00](#)] [[Tol 00](#)] [[Tol 04](#)] [[Rui 04](#)] , et les résultats obtenus étaient de loin meilleurs que ceux de n'importe quel classifieur appliqué seul , de plus ce comité de classifieur permettait de prendre en charge la variation dans les conditions d'éclairage, de pose, d'échelle,

Traditionnellement, pour la conception d'un système de reconnaissance des formes en général , et de visage en particulier, on se propose plusieurs classifieurs, on teste et on évalue leur performances expérimentales , et le résultat de ces tests constituera la base dans le choix du meilleur classifieur, les autres sont simplement délaissés , cependant, il a été remarqué que les ensembles des formes mal classées par ces classifieurs ne sont pas nécessairement les

mêmes, donc il a été déduit que ces derniers fournissaient des informations ou des opinions qui pouvaient être complémentaires [Kit 97] [Kit 02], ceci d'une part, et d'autre part, les recherches menées en neuropsychologie cognitive ont démontré que plusieurs processus cérébraux se mettaient en coopération pour réaliser la tâche de reconnaissance[Zha 03], d'où l'émergence de l'idée de combiner des classifieurs pour résoudre les problèmes de reconnaissance, une idée qui se fonde sur le principe de « plusieurs opinions valent mieux qu'un » [Tol 00a]; Cette nouvelle tendance part également du principe qu'il n'existe pas une approche ayant produit des résultats meilleurs que d'autres dans tous les cas de figure; et que toutes les méthodes ont leurs avantages et leurs limites, donc, l'utilisation simultanée de ces dernières permettra de toute évidence d'en cumuler les avantages sans amasser les inconvénients, et il a été avancé que les comités de classifieurs fournissaient des taux de reconnaissances qui surpassaient de loin ceux de n'importe quel classifieur pris individuellement [Kit 00a].

L'Analyse en Composantes principales (ACP) appelée également visages propres est la méthode la plus ancienne des méthodes d'analyse de données, sa mise au point par Hotelling date de 1933 [Baa95], elle présente toujours un réel intérêt pratique dans les problèmes de classification, même si elle n'apparaît pas comme la méthode la plus performante; Elle fait entre autre partie d'un ensemble de méthodes appelées méthodes multifactorielles,celles-ci ont pour but de résumer de la façon la plus fidèle possible un grand ensemble de données, c'est-à-dire d'observations différentes (les caractéristiques) pour chaque membre d'une importante population d'étude (les individus). Ce résumé engendre toujours une perte d'information, mais c'est au profit des informations les plus pertinentes et de la lisibilité;L'étude des données pourra alors être réduite à ces composantes principales, si elles sont suffisamment représentatives; dans le cadre des représentations graphiques, les composantes principales sont assimilés aux axes, ainsi, dans le cadre d'une représentation de donnés dans un espace à deux dimensions, l'axe des abscisses représentera la première composante principale, celle qui explique la plus grande partie de l'information d'origine, et l'axe des coordonnées sera la deuxième composante principale, celle qui explique la plus grande partie de l'information restante [Ben 01].

L'approche K-PPV est une approche statistique et géométrique très fiable [Fau 90], simple, cohérente à l'intuition et robuste, ne nécessitant pas de d'hypothèses sur les classes, et ne souffre pas de dégradation si la taille de la base augmente, L'idée de base est

extrêmement simple : la forme à reconnaître étant représentée par un point dans l'espace R , on cherche autour de lui les K plus proches voisins de l'ensemble de référence , leurs classes d'appartenance étant connues , la forme à reconnaître sera catégorisée dans la classe majoritaire parmi les k classes ainsi déterminées [Koh 90] ; elle a été appliquée pour la conception du système reconnaissance des visages Who-Is [Las 02a] , et a montré des performances remarquables .

La théorie du Floue [Zad 92a] se caractérise par son habilité à modéliser les données incertaines et ambiguës qu'on rencontre dans différents problèmes pratiques comme celui de la reconnaissance des visages humains, l'introduction de l'impression et de l'incertitude générée par la notion du floue se situe très bien dans le problème de la reconnaissance des visages ou ceux-ci sont sujets à des variations d'éclairage, de pose ,

Malgré la pléthore des méthodes proposées, et les efforts vaillants des chercheurs, Le problème de reconnaissance des visages demeure jusqu'à aujourd'hui non résolu à 100% comme l'on montré les études menées par NIST [Phi 03] , et relève par conséquent toujours le défi, nécessitant de plus en plus de nouvelles approches de résolution et d'analyse de ce stimulus ; l'idée de la mise en œuvre des systèmes multi-classifieurs a été déjà élaborée par [Tol 00a], [Tol 00b], [Tol 04], [Ho 03] , c'est une tendance nouvelle et prometteuse à la fois vue les résultats qu'elle procure, nous nous sommes donc intéressés au concept

Dans ce travail, nous présentons donc une combinaison de trois classifieurs , faisant intervenir une méthode globale à savoir celle des visages propres ACP, une méthode à traits ou géométrique qu'est celle des k plus proches voisins utilisant la distance Manhalois, et enfin la méthode des k plus proches voisins floue ,où ils leurs sera présenté en entrée le vecteur des caractéristiques composé de huit distances tirées à partir du visage , des distances obtenues à partir de cinq points extraits de l'image du visage en utilisant la transformé de Hough [Mur 03] pour l'extraction des axes de symétrie , chacun des trois classifieurs fournira une liste de cinq identités , où chacune d'elles lui sera associée une mesure indiquant à quel degré cette identité est susceptible d'être celle du visage test ; ces résultats seront converties en probabilités à posteriori , et combinés par la suite afin d'obtenir une liste unique qui prendra en compte l'importance et la sortie de chaque classifieur, aboutissant ainsi à une décision unifiée avec un taux d'erreur réduit.

PLAN DE LECTURE

Dans **un premier** temps , on a voulu donner un état de l'art sur les systèmes de reconnaissance des visages humains , le chapitre est décomposé en trois parties, la première illustre l'apport de la Biométrie et des sciences cognitives , les caractéristiques du visage et pourquoi ce choix (celui du visage) pour la conception d'un système d'identification se basant sur cette biométrie , la seconde quant à elle présentera le processus général de reconnaissance des visages humains , ou il sera question d'étaler les différentes phases de ce processus , ainsi que les méthodes utilisées pour l'extraction des caractéristiques du visage. Les différentes approches développées pour la reconnaissance des visages, ainsi que leurs principes et particularités, leurs points forts et leurs limites seront détaillés dans la dernière partie de ce chapitre.

Le second chapitre est un tour d'horizon sur les notions de traitement d'images et la classification, le principe de celle-ci, les méthodes statistiques (paramétriques et non paramétriques) et structurelles mises en œuvre et déployées pour résoudre le problème de reconnaissance des formes.

Nous enchaînons ensuite par la présentation détaillée de la méthode de l'Analyse en Composantes principales, celle des K plus proches voisins, et également les notions de la logique floue.

Le troisième chapitre se focalisera sur le concept de combinaison des classifieurs, où on se penchera sur la notion de coopération, l'objectif et l'apport de la combinaison, les différentes architectures et scénarios de combinaison, nous verrons également les types de sorties pouvant être dégagées par un classifieur , ainsi que leur conversion d'un type à un autre; Par la suite, les méthodes de combinaison existantes selon le type de sortie seront décrites.

Finalement, dans **le quatrième et le dernier chapitre**, nous présentons l'architecture détaillée du système de reconnaissance des visages humains proposé , on étalera la conception complète, débutant par la description des trois bases des visages utilisées et leurs caractéristiques, nous expliquerons en détail l'approche qu'on a déployé pour l'extraction des caractéristiques du visage, et la conception du vecteur des caractéristiques , cette étape étant très importante et cruciale à la fois, du fait que ces primitives seront l'unique

responsable de la représentation du visage, ensuite on détaillera l'application des trois classifieurs et la définition expérimentale de leurs paramètres ainsi que leurs taux de reconnaissance pris individuellement ; On accentuera le ton sur la phase de combinaison des trois types de sorties fournies par les trois classifieurs respectifs après leurs conversion bien sur en probabilités à posteriori .

Nous terminerons par la comparaison des résultats obtenus par chaque classifieur, et les résultats réalisés par la combinaison et leurs interprétation, et ceux d'autres classifieurs appliqués sur la même base des visages .

Le mémoire sera clôturé par une **conclusion** récapitulative sur la conception proposée, ainsi qu'un ensemble de perspectives envisagées pour les futurs travaux..

1. INTRODUCTION

Alors que l'être humain effectue les tâches de vision de façon instantanée, sans effort et le plus souvent inconsciemment [Mur03], la mise au point de systèmes artificielles de vision se révèle d'une très grande complexité, même pour des applications limitées. La difficulté du problème provient de la nature même des informations manipulées : signaux et symboles. Une image résulte d'un échantillonnage discret de la luminance d'une scène réelle, le signal ainsi obtenu varie beaucoup selon l'angle de prise de vue, l'éclairage de la scène, etc. De plus, ce signal subit de nombreuses distorsions dues à des phénomènes mal maîtrisés tels que les occlusions plus au moins complètes d'objets, les réflexions spéculaires, les conditions atmosphériques, les distorsions introduites par les optiques, etc [Mur03]. De même, les symboles sur lesquels les algorithmes de vision s'appliquent sont complexes, multiformes et éminemment variables quels que soient leurs niveaux d'abstraction (par exemple, l'objet générique « arbre » peut s'instancier sous forme d'un très grand nombre d'ensembles de symboles, selon l'angle de prise de vue, la saison et bien sûr la variété de l'arbre et son âge !).

Les êtres humains sont complètement habiles à s'identifier les uns les autres via leurs apparences physiques, ou comportementales. Grâce aux développements dans le domaine informatique, il est aujourd'hui possible de faire de la machine un dispositif capable de reconnaître les humains par les mêmes traits, cette branche de la technologie est appelée "la biométrie" [kar 02], c'est à dire l'identification de personnes à travers leurs composantes biométriques (empreintes digitales, visage, voix, main, iris, rétine.....)

Le visage est une biométrie qui ne permet pas seulement d'identifier une personne, l'analyse visuelle de sa structure et du pattern de contractions musculaires permet, par ailleurs de déterminer, l'âge approximatif, le genre et même l'origine ethnique [Hax 00], mais, il permet également des inférences sur l'état émotionnel, il est même utilisé pour se former une impression sur la personnalité, à l'insu de la personne elle-même, pouvant nous signaler les dispositions et les intentions de cette dernière telles que l'intelligence, l'honnêteté, la peur, [Zha 03]

De ce fait , les systèmes biométriques se sont focalisés sur le visage en dépit des autres biométries [Per 03] [Man 01] telles que la voix , la signature, la forme de la rétine ; car le visage ne nécessite pas une interaction active avec le système contrairement aux autres biométries , en effet , c'est le mieux adapté aux environnements non contrôlés la seule information disponible est le visage.

La reconnaissance des visages humains a pris de l'ampleur vers la fin des années soixante dix pour devenir un domaine de recherche très actif [Che95]. Le système WISCAD réalisé en 1980 fut l'un des premiers systèmes de reconnaissance de visages, ses inventaires ont adopté l'approche connexionniste [Eil 86], depuis une multitude de méthodes pour la reconnaissance des visages ont été élaborées ,se répertoriant en deux catégories distinctes , à savoir, les approches analytiques ou à traits se basant sur l'aspect image, et les approches globales se basant quant à elles sur l'information pixel,les unes et les autres ont affiché des performances et des résultats satisfaisants et prometteurs, quoique dans des conditions bien définies(la même pose pour tous les sujets, un éclairage fixe, échelle invariante),toutefois, et malgré les efforts déployés par les chercheurs ,aucune méthode n'est performante et robuste contre le changement de l'environnement, le problème demeure soulevé, et nécessite de plus en plus d'investigations

2. LA BIOMETRIE

2.1 L'APPORT DE LA BIOMETRIE

Savoir déterminer de manière à la fois efficace et exacte l'identité d'un individu est devenu un problème critique et difficile , il existe traditionnellement deux manières d'identifier un individu.

La première méthode est basée sur une connaissance (knowledge) , qui correspond par exemple à un mot de passe , un code ,c'est-à-dire **ce que l'on sait**, utilisée surtout pour le contrôle d'accès logique(réseaux informatiques,Bases de données....) [Clu 03]

La deuxième est basée sur une possession (token-based), il s'agit d'un badge, une carte d'identité , une clef, c'est-à-dire **ce que l'on a** , utilisée le plus souvent pour le contrôle d'accès physique (bâtiments gouvernementaux,) [Per 03]

Ces deux méthodes peuvent être utilisées de manière complémentaire pour obtenir une sécurité accrue, néanmoins, elles ont leurs limites respectives ; dans le premier cas, le mot de passe peut être oublié par son utilisateur ou deviné par une autre personne, dans le second cas, le badge ou la carte peut être perdue ou volée.

Une véritable alternative à ces méthodes pour palier leurs limites est **la biométrie** : qui consiste à identifier une personne à partir de **ce qu'on est**, c'est-à-dire :

- L'analyse morphologique ou physique (empreintes digitales, , voix, visage, forme de la main, réseaux veineux de la rétine, iris de l'œil.....).
- L'analyse comportementale (dynamique du tracé de la signature , de frappe sur un clavier d'ordinateur...)
- L'analyse de trace biologique (odeur, salive, ADN, urine....)

La biométrie, se définit comme est une science qui consiste à identifier un individu à partir de ses caractéristiques physiques ou comportementales ou biologiques uniques à chacun d'entre nous [Per 03], elle connaît depuis quelques années un renouveau spectaculaire dans la communauté du traitement du signal et la vision par ordinateur. Elle a aussi reçu une attention accrue de la part des médias depuis les tragiques événements du 11 septembre 2001 [PD02].

En résumé, **la biométrie constitue un identificateur de personne qui ne peut être volé, oublié ou dupliqué**.

L'unité biométrique sur laquelle se basera le système d'identification doit remplir certaines conditions :

- 1- **L'unicité** : il est nécessaire qu'elle soit unique pour chaque personne, deux individus ne peuvent pas avoir exactement la même voix ou ADN
- 2- **Universelle** : toute la population doit posséder cette biométrie.
- 3- **Mesurable** : le système doit pouvoir la quantifier.
- 4- **Enregistrable** : peut être emmagasinée.

2.2 L'INDUSTRIE DE LA BIOMETRIE

Le marché des produits d'authentification individuelle par l'approche biométrique est en forte croissance, certes la technologie actuellement dominante est celle employant les empreintes digitales, la raison en est simple : on accepte depuis longtemps le fait que les empreintes digitales soient uniques pour chacun d'entre nous [kar02], néanmoins, après les empreintes digitales, la tendance se tend de plus en plus vers le visage, comme l'illustre la figure I.1.

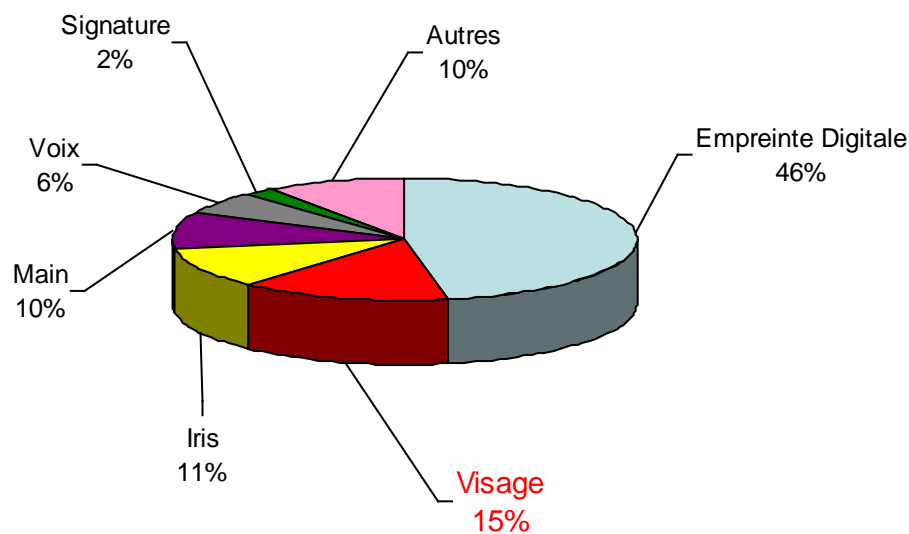


Fig. I-1 : Marché des systèmes d'identification

2.3 IDENTIFICATION ET AUTHENTIFICATION

Il est rappelé que l'identité d'un individu est l'ensemble des données de fait et de droit qui permettent d'individualiser ce dernier ; de là, il est nécessaire de distinguer entre :

L'identification : qui revient à retrouver l'identité d'une personne à partir d'une vue de visage, qui est une tâche cognitive complexe, les modèles qui cherchent à la simuler utilisent en général un code arbitraire pour le visage et une base de référence ; le but serait de vérifier que l'identité de l'individu qui se présente existe dans cette base de référence. [Bau 02]

L'authentification : qui revient à décider si ce visage a été vu précédemment (avec la même vue ou non) ; c'est une tâche de mémoire épisodique. [Bau 02]

3. APPORT DES SCIENCES COGNITIVES :

Pour l'homme, le visage est un stimulus particulièrement facile à traiter, sa reconnaissance se fait instantanément en moins d'une seconde [Abd 99], sans effort apparent, de manière innée et inouïe à la fois, et ceci sous différentes conditions même les plus défavorables, de plus, le nombre de visages différents qu'il est possible d'apprendre et de reconnaître ne semble pas être limité, et l'apprentissage d'un nouveau visage se fait rapidement et facilement; plus encore, l'homme est capable de reconnaître des centaines de visages qu'il n'a pas vu depuis 35 ans avec une très bonne précision [Wur 02]; cette capacité mystérieuse a conduit les chercheurs à conclure que l'homme est un expert en reconnaissance de visages.

Le visage est pourtant un stimulus visuellement ambigu: deux visages se ressemblent beaucoup, la forme générale varie peu, ils ont exactement les mêmes traits principaux qui ont à peu près la même forme et la même position relative [Zha 03].

Il est donc clair qu'un système de reconnaissance automatique doit être inspiré des capacités visuelles de l'être humain. Comprendre le fonctionnement du système visuel de l'homme relève la réponse à ces questions:

- Comment le système visuel humain traite-t-il les visages? comme un tout ou composante par composante?
- Comment les visages sont-ils emmagasinés dans le cerveau?
- Comment se passe le processus d'apprentissage des nouveaux visages?
- Existe-t-il dans le cerveau des neurones visuelles qui répondent sélectivement aux visages ou s'agit-il d'un seul et même mécanisme qui traite tout type de stimuli? [Las 02]

Des expériences menées en neuropsychologie sur des patients cérébro-lésés (prosopagnosie) ont démontré que ces malades ne se rappelaient pas des visages de leurs parents en les revoyant, mais dès qu'ils entendaient leurs voix, certains pouvaient les reconnaître, ceci a conduit à la déduction que l'altération des facultés en reconnaissance des visages peut survenir chez un individu indépendamment d'une détérioration des facultés en reconnaissance d'objets, à l'opposé, certains patients incapables de reconnaître différents types d'objets (agnosie des objets visuels) n'éprouvent aucune difficulté à reconnaître les visages [Mos 97], cette double dissociation suggère que le cerveau sait dégager un "invariant

physionomique" sous-jacent dédié au visage qu'il conserve en mémoire [Far 96], Le but des chercheurs qui s'intéressent au sujet est donc de déceler et de modéliser cet invariant [Zha 03].

Bien que les particularités du visage ont conduit de nombreux chercheurs à postuler l'existence d'un « module » spécifiquement dédié au traitement de ce type d'information [Bru 98] [Lia 98] ; Selon eux, seul un module spécialisé dans le traitement de ce type de stimuli , effectuant des opérations automatiques et « encapsulées » , c'est-à-dire indépendantes du reste du système cognitif , peut permettre un traitement du visage aussi précis et rapide . Ce module général pourrait être décomposé en différents sous-systèmes spécialisés dans le traitement d'informations faciales spécifiques (expression faciale émotionnelle , catégorisation du genre) .

4. CARACTERISTIQUES VISAGE

4.1 DEFINITION ET PARTICULARITES DU VISAGE :

Le visage peut être défini comme :

« Une structure tridimensionnelle possédant une configuration "externe" – le contour de la face modelé par les saillies osseuses et souligné par les cheveux – où s'inscrit une configuration "interne" formée par l'assemblage des traits. Certaines particularités s'y ajoutent comme la pilosité, les lunettes, la texture, la coloration de la peau... » [Ma02].

Mais, sauf exception, tous les visages ont une structure voisine ne différant que sur d'infimes modifications de la configuration externe ainsi que de la forme des éléments internes et de leurs rapports. Et pourtant, malgré ces faibles différences, on reconnaît des milliers de visages, d'autant plus qu'un visage donné ne se présente jamais de la même façon...

Donc, à la base, la constitution du visage vient du regroupement des attributs faciaux, c'est-à-dire des parties distinctes et indépendantes d'un visage, pouvant être nommées et reconnues (yeux, nez, bouche....) , bien que les mêmes attributs se retrouvent dans chaque visage, les caractéristiques des ces parties constituantes peuvent parfois à elles seules suffir à la reconnaissance du visage , par exemple la forme du nez, la couleur des yeux ; le style de coiffure, on parle alors de reconnaissance par attributs , effectuée par traitement analytique du visage , cependant, les études en reconnaissance de visages ont rapidement démontré que le

traitement analytique semble être accompagné d'un autre type de traitement potentiellement plus efficace : ce deuxième type de traitement reposerait sur l'information sous-jacente aux simples attributs faciaux, soit l'information configurale ou de deuxième ordre, dont l'importance relative varie selon les auteurs [Far 96] ; De prime abord, la définition de ce qui constitue l'information configurale n'est pas nette et, mis à part le fait qu'elle repose sur les relations spatiales entre les différents attributs, plusieurs définitions peuvent être utilisées.

L'information configurale peut comprendre une très petite étendue du visage (p. ex., entre deux attributs adjacents) ou s'étendre sur une étendue beaucoup plus grande, englobant des attributs séparés par de larges distances [Abd 99]. Finalement, selon d'autres auteurs, l'information configurale vient du traitement holistique du visage, où, tel un gabarit, celui-ci est représenté en tant que tout indivisible, et non pas en terme de la somme des attributs [Tan03].

Beaucoup de chercheurs ont tenté de déterminer qu'elles sont les traits du visage qui permettent de l'identifier c'est-à-dire les traits faciaux permettant de distinguer les individus, il a été avancé que les caractéristiques jugées significatives pour la reconnaissance du visage sont : les yeux, la bouche, le nez et le menton [Hon98] c'est-à-dire que leur priorité décroît dans le processus d'identification de haut en bas, pour [Bau 02], le nez ne présente pas de particularité pour la vue de face.

4.2 POURQUOI LE VISAGE ?

Le visage est un stimulus dont l'importance et la particularité ont été fréquemment remarquées et continuent de l'être pour les raisons suivantes :

- il est tout d'abord un élément prépondérant de la vie sociale, il nous permet d'identifier une personne et ainsi retrouver un ensemble d'informations sémantiques et épisodiques qui lui sont propres [Mur 03], par ailleurs, il nous apporte un grand nombre d'informations que l'on connaisse ou non la personne, il permet de ce fait de déterminer si on a affaire à un homme, femme, enfant, adulte ou une personne âgée, ou encore, à une personne d'origine africaine ou asiatique (l'origine ethnique), il est également un élément de la communication des états émotionnels et source d'inférences sur la personnalité ou les compétences à l'insu même de la personne.

- Par la fréquence à laquelle on le rencontre dans l'environnement et par son contenu riche en information sociale de premier ordre, le visage humain constitue un stimulus visuel de classe à part, en effet, il est sans conteste, la partie du corps la plus riche en informations.
- L'identification à partir du visage répond fortement aux exigences sécuritaires et défensives de plusieurs applications réelles telles que le contrôle d'accès aux sites dits sensibles (aéroports, bâtiments gouvernementaux, télésurveillance....).
- Malgré la complexité de la mise en œuvre de systèmes de reconnaissance de visages humains, ils (les visages) restent les mieux adaptés aux environnements non contrôlés, où la seule information disponible est le visage, tout simplement parce que le visage ne nécessite pas une interaction active avec le système de reconnaissance, contrairement à d'autres systèmes d'identification basés sur d'autres traits du corps tels que presser sa main ou ses doigts sur un dispositif spécifique, ou bien se positionner bien droit devant un capteur (identification iris/rétine) où une coopération entre l'utilisateur et le système est primordiale pour le processus de reconnaissance, ceci, fait des systèmes de reconnaissance de visages humains des systèmes passifs plus robustes et plus performants.

4.3 D'OU VIENT LA DIFFICULTE ?

La reconnaissance de visage est un vrai défi en recherches allant de la psychologie cognitive aux neurosciences en passant par l'intelligence artificielle, ce challenge est dû essentiellement au fait que la reconnaissance de visages humains demeure un problème extrêmement difficile à résoudre comme l'ont montré les évaluations conduites par NIST [\[Phi 03\]](#) car :

- les visages de personnes différentes ont globalement la même forme ; ils comportent tous un nez, une bouche, deux yeux et un menton ...approximativement dans la même configuration, alors que les images d'un même visage peuvent fortement varier du fait de conditions d'éclairage, changement de posture, l'échelle, l'expression faciale, également parce que le visage est une biométrie dynamique qui varie beaucoup, donc elle est relativement peu sûre, en effet, le signal acquis est sujet à des variations beaucoup plus élevées que d'autres caractéristiques, celles-ci peuvent être causées,

entre autre , par la maquillage , la pilosité , le vieillissement , les cicatrices ,l'expression d'une émotion , ou les interventions chirurgicales sur le cartilage crânien.

- Il ne semble pas y avoir une caractéristiques tirée du visage qui soit invariante à tout les changements que peuvent subir l'image du visage.
- le problème d'identification des jumeaux , et celui de déceler s'il s'agit réellement d'un visage ou d'un masque en silicone
- Un autre problème émerge automatiquement qu'est la **représentation et la description du visage** : la taille de l'image de visage constitue des données de très grandes dimensions , ceci influent automatiquement sur la dimensionnalité et la complexité de la reconnaissance.
- Une autre difficulté apparaît suivant que l'acquisition des images des visages se fait dans un environnement contrôlé ou non , dans un environnement non contrôlé, une série de prétraitements sont souvent nécessaires avant la reconnaissance proprement dite, chose qui augmente la complexité du problème.

Il est important de signaler que dans le but de simplifier cette tâche de reconnaissance qui est assez complexe, la plus part des concepteurs supposent certaines conditions sur les images à traiter et l'environnement , citons par exemple :

- L'image comporte un visage, soit une vue de face, ou de profil où tous les traits communs doivent sûrement figurer dessus.
- Le visage est vertical et sans ou avec une légère inclinaison.
- L'arrière plan est neutre.
- Pas d'occlusion.
- La personne ne porte pas de cicatrices, de déguisements

5.ARCHITECTURE GENERALE D'UN SYSTEME DE RECONNAISSANCE DE VISAGES

Comme tout processus de reconnaissance des formes, celui de la reconnaissance automatique des visages se décompose en deux étapes :

- 1 - La détection de la forme du visage dans l'image et la normalisation de celle-ci.
- 2 - L'identification du visage .

De plus, tout processus automatique de reconnaissance des visages doit prendre en compte plusieurs facteurs qui contribuent à la complexité de sa tâche, car le visage varie continuellement sous l'influence de plusieurs facteurs.

On ce qui nous concerne, nous nous focaliserons sur l'identification proprement dite, la détection quant à elle constitue un autre domaine de recherches, la section 6 donnera un aperçu sur cette étape qui présente à elles seul un axe de recherche ,la figure I.2 illustre la démarche générale adoptée pour réaliser de tels systèmes.

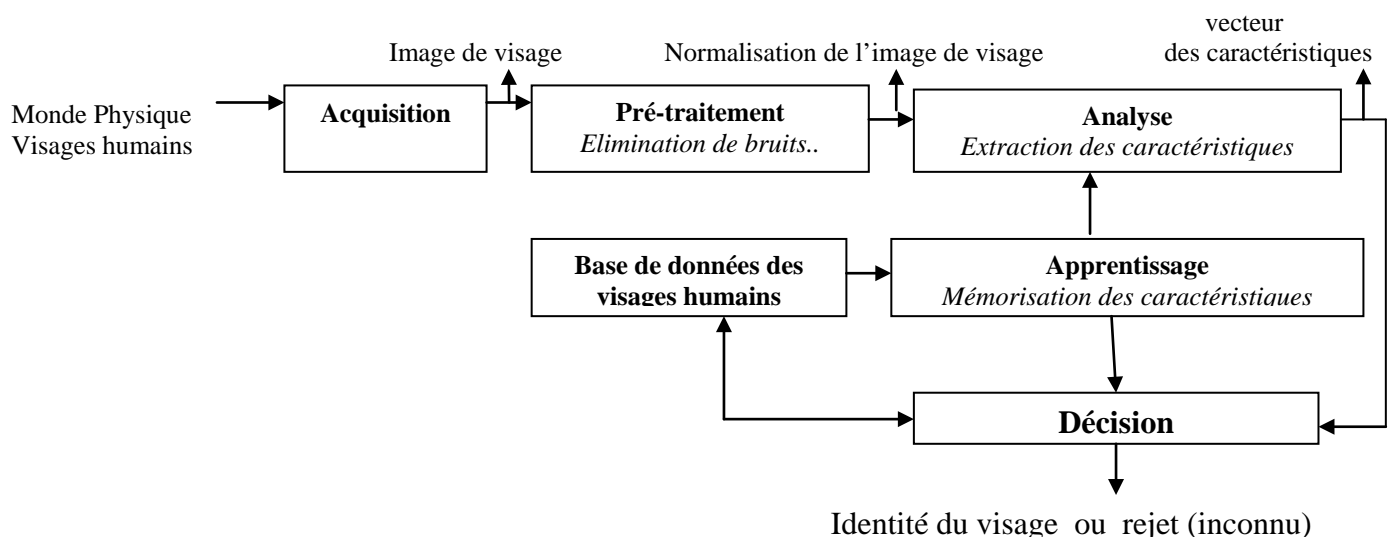


Fig. I-2 : Schéma général du processus de Reconnaissance des visages

- ❖ **Le monde physique**, il y a trois paramètres à considérer dans cet environnement :
 - L'éclairage, la variation de posture et l'échelle.
 - L'éclairage : L'image du visage est une matrice de niveaux de gris (C'est le cas dans la majorité des systèmes existants) représentant des intensités de lumière.
 - La variation de posture qui dépend de la position de la tête et de l'angle de prise de vue (vue de face, de profile, 45° ...).
 - L'échelle : qui dépend de la taille de l'image et de la distance séparant l'individu de la caméra, une normalisation des distances est donc nécessaire.

La variation de l'un de ces trois paramètres peut conduire à une distance entre deux images du même individu, supérieure à celle séparant deux images de deux individus différents [Las 02a].

Une étude effectuée par Moses (1993) a montré que la variation de l'un de ces paramètres peut conduire à une distance (dans le sens mesure de similarité) entre deux images du même individu, supérieure à celle séparant deux images de deux individus différents [[Mos 93](#)].

❖ **Le codage** : consiste en l'acquisition d'image et sa digitalisation, il comporte un risque de bruit et donne lieu à une représentation 2-D (la matrice des niveaux de gris) pour un objet 3-D (le visage). Peu de méthodes 3-D ont été proposées [[Nag 92](#)] , mais cela devrait changer dans le futur proche avec l'invention des Range-Cameras qui peuvent mesurer la topologie 3-D du visage.

Un problème émerge de façon automatique est celui de la définition et le choix de la représentation du visage , dans la littérature, il existe trois codages , les deux premiers décrivent l'apparence visuelle, le troisième utilise des vecteurs arbitraires ou aléatoire [[Abd96](#)]

1- Codage numérique des visages : Les images des visages sont numérisées , et représentées par l'intensité lumineuse de chaque pixel .

2- Codage ou représentation géométrique : Les visages sont décrits par un ensemble de mesures des caractéristiques des visages telles que la longueur de nez, la distance entre les deux iris.....

❖ **Le prétraitement**, il faut éliminer le bruit par des techniques de traitement et de restauration d'images, et procéder à une localisation de la tête dans l'image. Cette opération est très complexe, et pour la contourner, beaucoup de chercheurs supposent que l'image contient un visage et que l'arrière plan est neutre. La restauration d'images ou l'élimination du bruit consiste à compenser les dégradations connues ou estimées et rétablir la qualité initiale de l'image [[CF97](#)].

Parmi les techniques déployées lors du prétraitement , on peut citer :

L'Echantillonnage :

La numérisation de l' image du visage est le résultat de l'échantillonnage de la fonction représentant cette image , il existe en général deux types d'échantillonnage [[Fau 90](#)]

1-Echantillonnage Spatial : définissant la finesse du maillage de discrétisation , c'est-à-dire le nombre de points par ligne qui donne la taille du point élémentaire.

2-Echantillonnage Dynamique : qui pour une dimension donnée du point élémentaire , définit la quantité d'énergie lumineuse en ce point .

❖ **L'Analyse** Dans cette étape (appelée aussi indexation, représentation, modélisations ou extraction de caractéristiques), il faut extraire de l'image les informations (les indices, ou points caractéristiques) représentant l'individu et qui vont être sauvegardés en mémoire secondaire (i.e. mémoriser l'individu en question) et qui seront plus tard utilisés dans la phase Décision. C'est au développeur de choisir quelles sont les informations utiles et comment les extraire, ceci revient à établir un modèle pour le visage. Ce modèle ou le choix des ces points caractéristiques doit respecter certains critères :

- **La discrimination** : les indices choisis doivent permettre de distinguer un individu parmi un groupe.
- **La non redondance** : comme dans les bases de données, il ne doit pas y avoir de redondance (inutile) d'information pour ne pas gaspiller l'espace de stockage et ralentir le système.

❖ **L'apprentissage** Il s'agit de mémoriser les représentations calculées dans la phase Analyse pour les individus connus. Cette sauvegarde dépend du modèle établi pour coder le visage, ce modèle va au fait imposer des structures de données qui peuvent aller d'un simple fichier séquentiel jusqu'à la création d'une base de données entière. Le temps d'accès à ces données constitue la plus grande partie du temps de réponse du système, il faut donc songer à utiliser des médias rapides.

❖ **La décision** : c'est la reconnaissance proprement dite, son rôle est d'identifier le visage test à partir de l'apprentissage réalisé.

La méthode de décision est souvent « exhibée » par l'apprentissage , ce qui veut dire que les critères utilisés pour la comparaison sont les même que ceux utilisés pour l'apprentissage.

Parmi les méthodes utilisées, certaines sont fondées sur la notion de proximité nécessitant le calcul d'une distance ou d'une probabilité de ressemblance avec les modèles définis lors de la phase d'apprentissage, d'autres sont fondées sur l'analyse de la forme du visage, et essaient plutôt de vérifier une certaine cohérence entre les différentes sous-structures, les réponses fournies par cette étape peuvent être :

- L'identité du visage (nom) en cas de bonne reconnaissance
- Rejet du visage en cas d'incompatibilité de description avec les formes de références.
- Visage inconnu en cas d'ambiguïté.

Dans la section 8 , nous présentons un aperçu sur les différentes méthodes déployées pour la reconnaissance des visages humains.

6. DETECTION DES VISAGES

La détection des visages dans une scène ou image fixe est une tâche très simple pour le système visuel humain, aussi bien que pour un visage connu ou inconnu , On peut détecter un visage même dans les conditions les plus mauvaises : mauvais éclairage, longues distances, présence d'une partie seulement du visage ; s'emble-t-il que ce calcul est fait d'une manière massivement parallèle et probablement, l'être humain n'utilise pas toutes les informations relativement à la personne à reconnaître simultanément, le visage est perçu comme une totalité et non comme étant un ensemble de traits [Kir 90].

Pour un système automatique , la localisation et la détection d'un visage sont assez complexes [Bru 93], la résolution de l'image ainsi que les conditions dans lesquelles elle est prise sont très importantes pour la détection [Ker 05] ; elle (la détection) est visualisée comme un outil très important pour un système de recherche qui consiste à donner une image simple et d'identifier toutes les régions d'images qui contiennent un visage indépendamment de sa position, orientation, et états tridimensionnels d'éclairage.

La détection automatique de visages humains dans les séquences vidéo est généralement utilisée dans les systèmes temps réel. Elle nécessite non seulement la localisation de visage mais aussi le suivi du visage dans une séquence d'images.

Le but des systèmes de détection des visages est de pouvoir détecter des visages avec de bas taux d'erreurs et de donner les paramètres d'évaluation qui correspondent à la position, l'orientation, et la pose des visages avec une précision raisonnable , chacune de ces prévisions est associée à une mesure de certitude, on considère que les prévisions avec une mesure de certitude au-dessus d'un certain seuil sont rejetées, un visage est considéré être détecté quant au moins une prévision est dans une précision raisonnable de paramètres vrais.

Beaucoup de systèmes de détection automatique des visages ont été proposés se basant sur plusieurs principes et concepts tels que la couleur de la peau et les SVM dans le système **This-is** proposé par [Ker05] , ainsi que le système **Where-is** proposé par [Las02 b], d'autres sur les propriétés chromatiques [Yan99], le domaine de détection automatique des visages reste également très fertile, quoique des résultats très prometteurs ont été réalisés .

7. EXTRACTION DES PARAMETRES DU VISAGE

Avant de procéder à l'extraction des caractéristiques, une question à laquelle, beaucoup de chercheurs essayent de répondre : « combien de traits est-il nécessaire de prendre en considération pour différencier les visages et quels sont ces traits ? ». Pour cela nous disposons de quelques suggestions [Xia 95] disant que l'importance des traits dans un visage décroît de haut en bas, les yeux sont par conséquent d'une importance particulière dans la reconnaissance, car, paraît-il que les iris sont les deux points uniques qui ne changent jamais de position quelque soit l'expression faciale [Zha 03], [Kam93] avance que neuf points bien choisis sont suffisants pour identifier un visage dans une base de 80 personnes, mais que pour des bases plus large, le nombre doit être plus grand, typiquement de 35 à 45 points peuvent être localisés.

Donc cette étape est parmi les plus cruciales dans le processus de reconnaissance, vu que la décision (la classification) se basera sur la pertinence et l'exactitude avec lesquelles ces caractéristiques ont été extraites, donc, le principe de l'extraction des primitives du visage est celui d'en effectuer la description c'est-à-dire d'extraire tous les objets constitutifs de la forme (visage), de faire des mesures sur ces objets afin d'en retirer les paramètres pertinents permettant de les identifier et de donner leurs situations relatives [Kir 90].

Plusieurs méthodes d'extraction des caractéristiques du visage ont été élaborées dans la littérature citons parmi elles, celles qui se basent sur les contraintes suivantes :

- La symétrie bilatérale du visage
- Chaque visage possède :
 - Deux yeux de part et d'autre.
 - Un nez.
 - Une bouche.
 - Un menton.

avec la même disposition, ce qui rend la classification plus délicate, mais facilite du moins l'extraction.

Parmi les méthodes d'extraction des caractéristiques faciales citons :

7.1 L'INTEGRALE DE PROJECTION VERTICALE ET HORIZONTALE [Bru 93]

Soit l'image du visage $I(x,y)$,

L'intégrale de projection verticale dans le rectangle $[x_1,x_2]*[y_1,y_2]$ est défini par :

$$V(x) = \sum_{y=y_1}^{y_2} I(x, y) \quad \text{I.1}$$

L'intégrale de projection horizontale dans le rectangle $[x_1,x_2]*[y_1,y_2]$ est défini par :

$$H(y) = \sum_{x=x_1}^{x_2} I(x, y) \quad \text{I.2}$$

Ces projections aident généralement dans la localisation des traits, seulement il est préférable de limiter la fenêtre de travail afin d'éviter les erreurs, deux images de contours sont alors générées : horizontale (IH) et verticale (IV) :

- A partir de (IH), on tire les frontières du visage.
- A partir de (IV), on tire le sommet de la tête, les yeux, le bas du nez et la bouche.

Une fois les yeux localisés (généralement dans l'étape de normalisation), la localisation des autres traits devient plus simple.

❖ La Bouche et le Nez :

En premier lieu, on estime leur position par la recherche des pics dans la projection horizontale (IH) (nez), et des vallées dans la projection horizontale (la bouche), cette évaluation se fait selon la proéminence du pic ou de la vallée, ceux dont l'évaluation est la plus grande sont utilisés comme position verticale du nez et de la bouche.

Le nez est délimité horizontalement par la recherche des pics dans la projection verticale (IV), la bouche est localisée par un seuillage de cette projection à la valeur moyenne.

De façon analogue, sont déterminés les sourcils, l'ensemble des traits sont alors normalisés et extraits.

7.2 LA METHODE DES MOMENTS INVARIANTS : [Hu 82]

Cette méthode introduite par Hu, Dudani et al est utilisée pour extraire les informations géométriques de l'image du visage en entrée représentée par une fonction $f(x,y)$, en calculant une séquence de nombres finis m_{pq} appelés « **moments** »

$$m_{pq} = \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \int x^p y^q f(x, y) dx dy \quad \text{I.3}$$

Pour une image binaire, ces moments seront définis par :

$$m_{pq} = \sum x^p y^q f(x, y) \quad \text{I.4}$$

Ces moments calculés sont utilisés comme des caractéristiques des visages à reconnaître , cette méthode comporte de nombreuses variantes , les plus connues sont celles basées sur les moments réguliers, les moments de Zernik.....[\[Koh 90\]](#) [\[Lir 92\]](#).

7.3 LA TRANSFORMEE DE SYMETRIE GENERALISEE :

C'est une méthode assez robuste et efficace proposée par Reisfeld [\[Rei 92\]](#) , elle offre un outil puissant de détection des traits de symétrie [\[Int 96\]](#), ou l'image est déformée en une image standard en utilisant les points détectés, son principe est le suivant :

On commence par une edge map , ou chaque pixel lui est assigné :

- Une magnitude M, qui estime la probabilité qu'il est une configuration spatiale symétrique des tranches qui l'entourent.
- Une orientation α , qui pointe dans la direction de l'axe principal de la symétrie qui est autour de ce pixel .

Par exemple, à un pixel qui se trouve au centre d'une surface circulaire, elliptique ou rectangulaire , entouré de tranches, doit être assignée une grande valeur de M, ceci résulte dans le map de symétrie, ou chaque pixel a une valeur , et les plus hauts pics de symétrie doivent être détectés , donc, la détection de traits faciaux est réalisée en se basant sur la symétrie faciale , ce traitement diminue la dimensionnalité du problème.

D'autres méthodes sont utilisées pour la détection des traits faciaux, telles que celle employée pour générer des descripteurs de Fourier, des lignes du périmètre du squelette de la forme, et les modèles auto-régressifs [\[Yuc 93\]](#) .

D'autres travaux comme ceux de [\[Ham03\]](#) [\[Ben 00\]](#) , ou il présentent une autre approche d'extraction des primitives composée de deux phases, la première consiste à localiser les

yeux ; Le nez et la bouche seront durant la seconde recherchés en utilisant la géométrie du visage, son principe est le suivant :

❖ Localisation des yeux

L'existence d'une tâche de réflexion spéculaire due aux sources lumineuses frontales sur les iris, permet de localiser l'œil en utilisant l'intensité lumineuse de chaque pixel.

En faisant un balayage de l'image de haut en bas, ils ont pu faire ressortir les positions locaux de la fonction d'intensité de niveau de gris, ce qui permet de localiser les positions des points (pixels) possédant un maximum d'énergie, c'est-à-dire dont l'intensité est maximale. D'où, la détection des positions des iris, et tracer la droite qui les relie.

❖ Localisation du nez et de la bouche

Pour localiser le nez et la bouche, ils ont utilisé ensuite l'information spatio-temporelle de façon à caractériser les points ayant enregistrés la plus forte variation d'intensité au cours de la séquence. L'image I_{som} ainsi obtenue vérifie :

$$I_{som} = \sum_{i=0}^{i=n} \sqrt{\left(\left(\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial y} \right)^2 + \mu \left(\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} \right)^2 \right)} \quad \text{I.5}$$

$I(x, y, t)$: L'intensité du niveau de gris.

x, y : Les composantes spatiales.

t : La composante temporelle.

μ : Un terme de normalisation dépendant de l'échantillonnage temporel de la séquence et du mouvement du visage.

n : Le nombre des images acquises.

La localisation du nez et de la bouche consiste à chercher le long de la médiatrice passant par les iris, les deux régions ayant les plus fortes valeurs sur l'image de I_{som} .

Cette méthode permettait de localiser cinq points dans le visage : les centres des iris, le bout du nez, le point désignant le bout de la lèvre supérieur, le centre de la médiane passant par les iris constituait le cinquième point, ces points permettait de dégager huit distances qui constituait le vecteur des caractéristiques.

8. LES METHODES DE RECONNAISSANCE DES VISAGES

8.1 PRINCIPE

L'identification des visages, qui est l'axe principal de notre étude et qui entre dans le cadre de la vision par ordinateur, est toujours un champ de recherche très fertile et dans lequel il y aura toujours de nouveaux résultats et de nouvelles théories capables de donner à la machine des capacités d'identification proches de celles de l'homme [Ben 00].

Dans le système visuel humain, l'identification est *le processus d'association du nom au visage*. Une identification correcte signifie que plusieurs images d'un même visage sont identifiées en tant qu'une seule.

Il est important de noter qu'il est difficile de décrire complètement un visage néanmoins, les traits faciaux et leurs relations géométriques jouent un rôle très important dans le processus d'identification. Cependant, un visage n'est pas une simple collection de traits, mais plutôt une synthèse de cette collection qui doit être établie pour une bonne identification.

Un autre problème que nous devons en tenir compte dans un système de reconnaissance automatique, est celui de pouvoir différencier entre le visage à identifier (dans l'image) et les visages connus dans la base des données. Pour cela, les visages connus et éventuellement leurs traits doivent être stockés dans une base de données

De plus, les êtres humains sont constamment en mouvement, même quand ils sont assis, ils remuent leurs corps pour s'ajuster, ils clignent des yeux, ils regardent au tour d'eux... , de ces constats, la majorité des systèmes supposent que l'image contient un visage et que l'arrière plan est neutre, Les autres systèmes qui n'ont pas cette limite [Sei 91] parviennent à détecter la position de la tête moyennant un certain overhead en temps de calcul.

Se focalisant sur l'aspect du visage comme un tout, ou une collection de traits, les méthodes de reconnaissance automatique de visage peuvent être répertoriées en deux catégories détaillées ci-dessous.

8.2 LES METHODES EXISTANTES

Comme citer ci-dessus les systèmes de reconnaissance des visages humains peuvent être répertoriés en deux catégories, à savoir, les approches basées pixel appelées également méthodes globales, et les approches basées image dites également méthodes analytiques ou à traits, la diagramme I.3 illustre les ces deux familles et leurs sous-catégories.

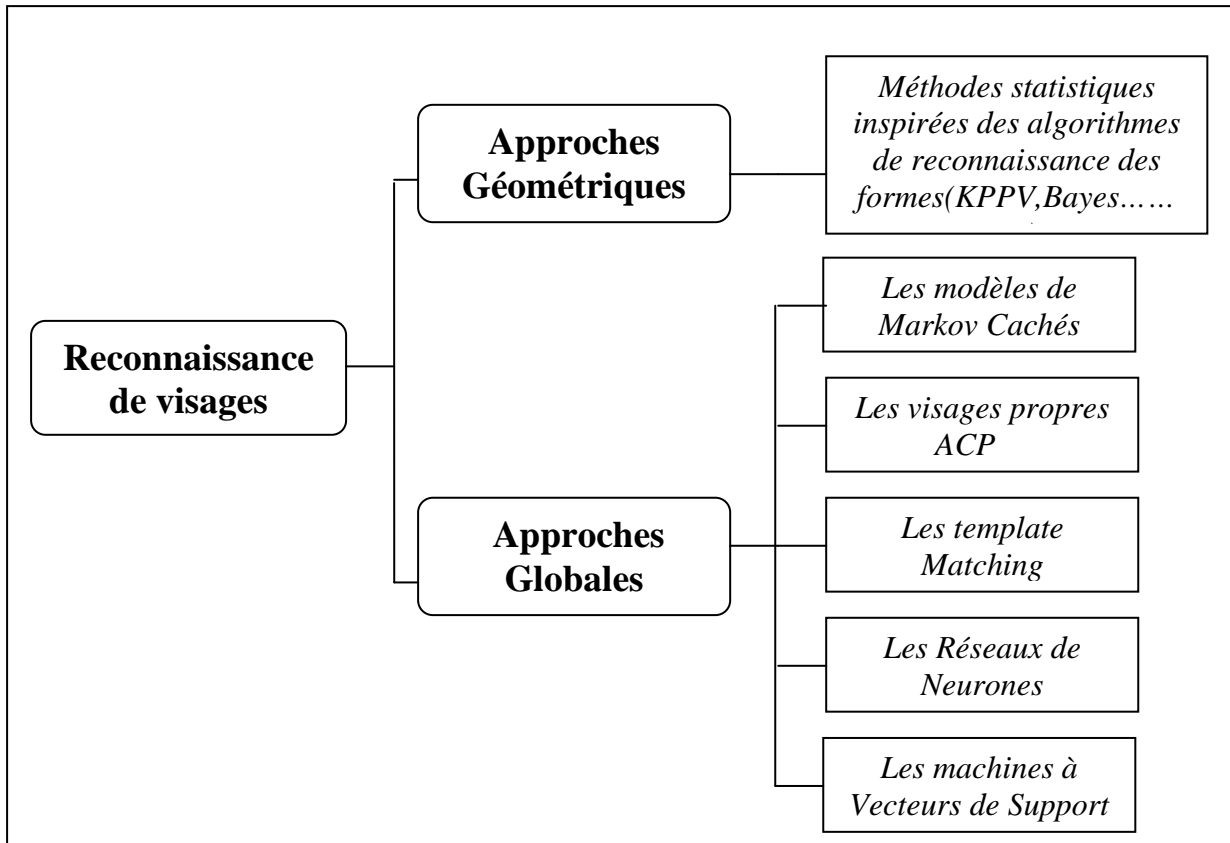


Fig. I -3 Méthodes de Reconnaissance des visages divisées en catégories principales et secondaires.

8.2.1 LES METHODES GEOMETRIQUES

On les appelle aussi les méthodes à traits, à caractéristiques locales, ou analytiques, ces méthodes se basent sur l'aspect image .

Principe : consiste à extraire la position relative des différents éléments du visage tels que le nez, la bouche ,les yeux , les sourcils et la forme du contour facial afin de restreindre l'espace des données initiales , les visages sont alors modélisés et classés sur la base de distances et angles entre points caractéristiques. La configuration globale du visage peut être décrite par un vecteur de données numériques représentant la taille et la position des traits faciaux les plus importants ,ensuite comparer ce vecteur avec ceux de la base de données en utilisant une méthode de comparaison appropriée.

Différentes méthodes statistiques, inspirées des algorithmes classiques de reconnaissance des formes, peuvent être alors utilisées pour discriminer les visages à partir de ces mesures [[Ben 00](#)] [[Las 02](#)].

Ce modèle correspond à la manière avec laquelle l'être humain perçoit le visage, c'est à dire, à nos notions de traits de visages et de parties composites .

❖ Etat de l'art des méthodes géométriques :

L'un des premiers travaux en reconnaissance automatique des visages utilisant les caractéristiques géométriques était réalisé par [Kan73], l'auteur a proposé la description des profils faciaux tels que des courbes, trouver leur norme, ensuite classer les nouveaux profils par leur dérivation par rapport à la norme, cette classification était multi-modal c'est-à-dire résultant d'un vecteur de mesures indépendantes qui peut être comparé avec d'autres vecteurs de la base, son système a réalisé une performance de 75% sur une base de 20 personnes utilisant deux images par personnes, une comme modèle, l'autre comme image test.

[Gol 71][Kay72] ont montré qu'une approche géométrique utilisant une extraction manuelle des caractéristiques procure des résultats de loin meilleurs que ceux où l'extraction est automatique. [Bru93] a automatiquement extrait un ensemble de caractéristiques géométriques, telles que la longueur et la largeur du nez, la position de la bouche, la forme du menton; il en a extrait 35 constituant son vecteur de caractéristiques, la reconnaissance était par la suite effectuée par un classifieur Bayésien; Son approche a atteint un taux de 95% dans une base de données de 47 personnes.

Le système automatique de Vezjak [Vez91] traite les vues de face pour des visages de personnes masculines avec un arrière plan neutre et à une distance connue de la caméra. Il effectue une approximation des parties du visage par des formes géométriques avec des techniques de détection de contour (opérateur de Hough) pour localiser la tête et extraire plus de quarante points utilisés dans le calcul d'un vecteur caractéristique. Ce vecteur est composé de dix-neuf paramètres qui sont des distances exprimées en pixels et des angles en degrés. L'identification consiste à chercher le vecteur enregistré dans la base dont la distance euclidienne qui le sépare du vecteur test est minimale.

Le système effectue une identification correcte, mais le test était limité à 24 photos pour 12 personnes (2 photos par personne, l'une pour l'apprentissage l'autre pour le test).

[Las 02a] a développé un modèle géométrique du visage (**Who-is**) basé sur un ensemble de points caractéristiques au nombre de 12 extraites manuellement à partir de l'image du visage, la procédure de reconnaissance consistait à calculer les K plus proches voisins de l'individu test dans le sens de la distance city-Block; Ils ont réalisé un taux de 86% de reconnaissance correcte sur un échantillon de 100 personnes.

En résumé, les approches géométriques dépendent étroitement de la performance des algorithmes de localisation et d'extraction des caractéristiques, cependant, ces dernières ne fournissent pas un degré élevé d'exactitude et exigent un temps de calcul considérable, une autre difficulté éprouvée quand il s'agit de prendre en considération plusieurs vues du visage, reste également du choix et de la pertinence psychologique des caractéristiques et leurs sélection.

❖ **Les avantages** de ces méthodes sont :

- Elles prennent en compte la particularité du visage en temps que forme naturelle à reconnaître, en exploitant les résultats des recherches en neuropsychologie et psychologie cognitive sur le système visuel humain.
- Elles sont simples à implémenter.

❖ **La difficulté** éprouvée quand il s'agit de :

- Prendre en considération plusieurs vues du visages ainsi que le manque de précision dans la phase "extraction" des points constituent.
- Temps de calcul considérable.

8.2.2. LES METHODES GLOBALES

Les méthodes globales se basent principalement sur l'information pixel de l'image du visage, ces dernières nécessitent peu de connaissances préalables sur la structure du visage, contrairement à la première donc, cette deuxième classe regroupe les méthodes qui mettent en valeur les propriétés globales de la forme [Kam 93]. Ici, le visage est traité comme un tout (dans sa totalité) plutôt que d'avoir affaire à des parties telles que les yeux, la bouche, etc.

Certains travaux s'inspirent des méthodes de traitement d'image liées à la mise en correspondance de régions; les mesures utilisées pour identifier les visages sont alors obtenues par des calculs de corrélation entre les régions [Liu 01]; d'autres méthodes utilisent une analyse en composantes principales réalisée à partir de l'information pixel, pour rechercher une base de représentation permettant de discriminer les visages [Tur 91b]

Les techniques globales travaillent le plus souvent pour la classification des prises frontales du visage (vue de face); cependant, elles ne sont pas robustes contre la variation de pose, ceci parce que les caractéristiques globales sont extrêmement sensibles à la rotation du

visage ; pour éviter ce problème , des chercheurs comme [Sim 01] ont introduit une étape d'alignement avant la classification du visage .

Aligner une image de visage test avec une image de visage de référence exige un calcul de correspondance entre ces deux dernières , cette correspondance est déterminée par un nombre restreints de points éminents dans le visages tels que : le centre des yeux, les narines, les coins de la bouche ; se basant sur ces correspondances , l'image de visage d'entrée est fléchié à l'image de visage de référence .

8.2.2.1 LES VISAGES PROPRES (ACP) :

C'est l'approche la plus investit en reconnaissance de visages , connue également comme étant l'extention de Karhunen-Loève [Kir 90] , vecteurs propres, ou bien l'Analyse en Composantes Principales ACP .

Son principe est le suivant : trouver les vecteurs et les valeurs propres de la matrice de covariance C à partir de l'ensemble des images d'apprentissage $\{T_1, T_2, \dots, T_M\}$,

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (T_i - \Psi)(T_i - \Psi)^T \quad 1.5$$

Où ψ est le visage moyen ;Par projection des images dans l'espace des visages formé par les vecteurs propres, on peut calculer exactement leurs distance euclidienne , l'image de l'ensemble de l'apprentissage ayant la distance minimale qui la sépare de l'image test sera prise en compte pour la reconnaissance .

Les étapes suivantes résumant le processus de reconnaissance [Tur 91b]

1. Initialisation : Acquérir les M images de visages constituant l'ensemble d'apprentissage et calculer les visages propres qui définissent l'espace des visages.
2. Pour l'image d'un nouveau visage, calculer un ensemble de poids basé sur l'image en entrée et les M visages propres par projection de cette image sur chaque visage propre.
3. Déterminer si l'image contient un visage en vérifiant si elle est suffisamment proche de l'espace des visages.
4. Si l'image contient un visage, on le classe selon les poids précédemment calculés comme étant une personne connue ou inconnue.

Les références [Sir 87] [Kir 90] ont utilisé l'ACP pour représenter efficacement les images des visages ; ils ont déduit que n'importe quelle image de visage peut être approximativement reconstruite à partir d'une collection de poids pour chaque visage et image standard de visage, les poids décrivant chaque visage sont obtenus par projection de l'image du visage sur l'image propre.

Mathématiquement parlant, les visages propres sont les composantes principales de la distribution des visages ; les vecteurs propres sont ordonnées pour représenter différentes grandeurs de la variation parmi les visages .

Chaque visage peut être représenté donc par une combinaison linéaire des visages propres, il peut également être rapproché en utilisant uniquement le meilleur vecteur propre ayant les plus grandes valeurs propres ; les M meilleurs visages propres construisent un espace de dimension M appelé l'espace des visage.

[Zha99] a proposé une nouvelle méthode pour calculer la matrice de covariance utilisant trois images , chacune étant prise sous des conditions d'éclairage différentes , il a pu démontrer l'effet arbitraire de l'illumination en ACP

[Cha03] à prolongé les premiers travaux sur les visages propres aux caractéristiques propres correspondants aux composants du visage, tels que , les yeux, le nez, et la bouche , il a employé un espace propre modulaire qui se composé des caractéristiques propres : Yeux propres, nez propre....., cette méthode serait moins sensible aux variations des aspects que la méthode standard.

8.2.2.2 LES RESEAUX DE NEURONES

L'attraction vers l'utilisation des réseaux de neurones peut être due à l'aspect de la non linéarité dans ces derniers , l'étape d'extraction des caractéristique serait plus efficace que la méthode linéaire de Karhunen-Loève [Law 97] [Kir 92].

La première technique utilisant les réseaux de neurones artificiels (ANN) pour la reconnaissance de visages humains était un réseau à une seule couche adaptative nommé WISCAD [Sto 84] de Stonham (1980) traitait les images binaires des visages de 16 individus (vue de face et avec variation d'expressions) et qui contenait un sous-réseau séparé pour

chaque individu ; WISCAD était capable de reconnaître avec un certain succès l'identité et l'expression du visage, mais lors de l'apprentissage, près de 400 images étaient utilisées pour les 16 individus [[Tur 91a](#)]

[[Law 97](#)] a proposé un réseau de neurones hybride qui combinait des échantillons locaux de l'image, une carte auto-organisatrice et un réseau de neurone convolutionnel ; La carte auto-organisatrice fournit une quantification des échantillons de l'image dans un espace topologique où les entrées qui sont tout près les unes des autres dans l'espace originel, le seront dans l'espace des sorties, de ce fait, la carte auto-organisatrice fournit une réduction des dimensions et une invariance pour des changements mineurs dans les échantillons de l'image du visage ; appliquée sur la base de données ORL , le temps de classification était moins d'une seconde, mais l'apprentissage dépassait les 04 heures , le taux de reconnaissance était de 96,2 %.

[[Lin 97](#)] a utilisé un réseau de neurones basé sur une décision probabiliste qui hérite de la structure modulaire de son prédécesseur [[Kun 95](#)](un réseau de neurones basé sur la décision) ; ce réseau a prouvé son efficacité pour :

- 1- La détection du visage dans l'image.
- 2- Localisation des yeux et génération du vecteur des caractéristiques.
- 3- La reconnaissance faciale des visages .

Ce type de réseau n'a pas une topologie entièrement connectée, au lieu de cela , il divise le réseau en k sous-réseaux ; où chaque sous-réseau est dédié pour la reconnaissance d'une seule personne dans la base de données , ils utilisent la fonction du Gaussien pour l'activation de ces neurones ;

Le schéma d'apprentissage de ces réseaux se produit en deux phases :

- 1- Chaque sous-réseau est entraîné par son propre visage .
- 2- Dans cette phase appelée :Décision basée sur l'apprentissage , les paramètres du sous-réseau peuvent être réentraînés par des échantillons particuliers provenant des autres classes , ce schéma n'utilise pas tous les échantillons pour le réapprentissage, il emploie uniquement les modèles mal classés ; [[Lin 97](#)] a rapporté que ce système a la capacité de reconnaître correctement plus de 200 personnes , cependant , lorsque le nombre de personnes augmente , le système perd ces capacités et le coût de calcul devient assez important.

Les systèmes biométriques utilisant les réseaux de neurones basés sur décision probabiliste ont le mérite des réseaux de neurones et des approches statistiques, aussi le principe de calcul distribué est relativement simple et facile à implémenter.

En résumé, les approches basées sur les réseaux de neurones sont assez perspicaces mais rencontrent des problèmes lorsque le nombre de classes devient important c'est à dire que l'extension à des problèmes plus large n'est pas clair, et l'apprentissage est assez long.

8.2.2.3 LES TEMPLATES MATCHING (APPARIEMENT DE MODELES)

Une version simplifiée des templates matching est que l'image test est représentée par un vecteur bidimensionnel des valeurs d'intensités ; celui-ci est comparé en utilisant une métrique appropriée telle que la distance euclidienne avec un seul template représentant le visage entier [[Tol 04](#)] [[Tse 03](#)] [[Sam 92](#)], un template est un masque qui se compose par exemple des yeux, de la naissance des cheveux, des sourcils, du nez et de la bouche ; Il existe d'autres versions des templates matching plus sophistiqués pour la reconnaissance de visage ou plus d'un template du visage peuvent être utilisés pour représenter le visage.

Dans [[Bru 93](#)], Bruneli et Paggio choisissent automatiquement un ensemble de quatre templates de caractéristiques, à savoir, les yeux, le nez, la bouche et le visage entier, ceci pour tout les visages disponibles, ils ont comparé leur technique avec une approche géométrique sur une même base de données qui contenait 188 images de 47 individus ; Les templates matching étaient de loin supérieur, un taux de reconnaissance de 100% a été réalisé contre 90% pour l'approche géométrique, de plus les templates étaient plus facile à implémenter ; Ils ont déduit que les approches basées sur les templates matching seraient plus logiques que celles basées sur le templates des caractéristiques, néanmoins, un inconvénient éprouvé à leurs encontre est leur complexité de calcul, et le problème de base qui se pose est le nombre de templates requis [[Sam 92](#)].

8.2.2.4 LES MACHINES A VECTEURS DE SUPPORT SVM

Les SVM sont des algorithmes de classification récemment développés par Vapnick [[Vap 98](#)]. L'idée de base des SVM est d'utiliser des fonctions noyaux et de projeter les données de l'espace d'entrée (non linéairement séparables) dans un espace de plus grande dimension appelé espace de caractéristiques, de façon à ce que les données deviennent linéairement séparables. Ces algorithmes tentent de minimiser les erreurs d'apprentissage tout

en maximisant la marge séparant les données de classes. Le comportement du SVM est conditionné par le type de noyau utilisé dans la projection et les valeurs accordées à ces paramètres.

Les SVM peuvent également être vu comme une manière d'apprentissage pour les réseaux de neurones polynomiaux ou ceux de fonctions à base radiale [Tol 05].

L'application des SVM dans le problème de reconnaissance de visage a été proposé récemment dans [Guo 00] où après extraction manuelle des caractéristiques, des fonctions de discrimination entre chaque paire de vecteurs des caractéristiques sont apprises par les SVM, ensuite l'ensemble de test de disjonction est entré au système pour la reconnaissance, ils ont appliqué leur approche sur une la base de données ORL, l'erreur minimale était de 8,78% qui était nettement inférieur à 14,15% fournit par l'application de l'approche ACP sur la même base.

En [Phi 99], le problème de reconnaissance de visage a été formulé comme étant un problème dans un espace de différence qui modélisaient les dissimilarités entre deux images faciales. Dans plusieurs espaces différents, ils ont formulé le problème de reconnaissance de visage comme un problème à deux classes :

- 1- Les dissimilarités entre les visages d'une même personne.
- 2- Les dissimilarités entre les visages de personnes différents.

Par modification de l'interprétation de la décision, la surface générera une métrique de similarité entre les visages. L'algorithme basé sur les SVM a été comparé à l'approche des visages propres ACP sur un ensemble assez difficile d'images de visage de la base de données FERET, la performance d'identification était de 77.78% pour les SVM contre 54% pour l'ACP ; le taux d'erreur égalé les 7% pour les SVM contre 13% pour l'ACP.

[Hei 01] a présenté une technique basée sur les composantes SVM et deux autres techniques globales pour la reconnaissance de visage, il a évalué leur performance en ce qui concerne leur robustesse contre les variations de pose ; Le système basé sur les composantes détecte et extrait un ensemble de dix composants faciaux et les disposaient dans un vecteur de caractéristiques qui sera classifié par un SVM linéaire ; Dans les deux systèmes globaux, le visage entier est détecté et extrait de l'image, il est utilisé comme entrée pour les classifieurs :

- Le premier système globale est composé d'un SVM unique pour chaque personne de la base de données.
- Dans le second , une base de données pour chaque personne est regroupée et entraînée sur un ensemble de classifieurs SVM.

Les systèmes ont été testés sur une base de données de 8593 images de visage à un seul niveau de gris incluant des visage avec une rotation de 40° ; dans tous les cas de figures, les systèmes basés sur les composantes SVM ont surpassé les systèmes globaux .

D'autres part, [Jon 00] et son équipe ont étudié les SVM dans le contexte de la vérification, dans leurs études , ils ont conclut que l'approche SVM est capable d'extraire de l'information discriminante à partir de données d'apprentissage , et ceci est la raison principale de sa performances .

En conclusion , l'approche SVM est capable d'extraire de l'information discriminantes et pertinentes à partir des données d'une manière entièrement automatique ; elle peut également faire face aux variations d'illumination , le rôle majeure dans cette caractéristique revient à la capacité des SVM d'apprendre les décisions des frontières non linéaires.

8.2.2.5 LES MODELES DE MARKOV CACHES HMM

La modélisation stockastique du vecteur non stationnaire basée sur les modèles de markov cachés ont réalisé un exploit dans les applications de la reconnaissance de la parole .

[Sam 93] a appliqué cette méthode pour la reconnaissance de visage humain, où les visages sont intuitivement divisés en régions telles que : les yeux , le nez, la bouche...., qui peuvent être associées à des états du Modèle de markov Caché ; et vu que les HMMs requièrent une séquence d'observations uni-dimensionnelles, et que les images de visages sont bi-dimensionnelles, l'auteur a proposé la converti on de ces dernières soit en une séquence temporelle ou spatiale unidimensionnelle .

En [Sam 94], une séquence d'observations spatiales est extraite de l'image en utilisant une technique d'échantillonnage ; chaque image de visage est représentée par la suite par un vecteur ini-dimensionnel de pixels des séries d'observations ; chaque vecteur est un bloc de L lignes , et il y 'aurait M lignes chevauchées entre la suite d'observations, premièrement , une image test inconnue est échantillonnée de la séquence d'observations, puis elle est mise en correspondance avec les HMM dans le modèle de la base de données des visages (chaque

HMM représente différents sujets) ; la correspondance ayant la plus grande probabilité est considérée comme la meilleure correspondance , et le modèle qui s'y rapporte indique l'identité du visage test , cette méthode a été appliquée sur la base de données ORL , elle réalisa un taux de reconnaissance de 87 %.

Deux inconvénients sont reprochés aux HMM ,

1 – Le temps d'apprentissage et celui de la classification est trop élevé.

2- Le choix des paramètres est basé sur l'intuition subjective.

8.2.2.6 LES SYSTEMES MULTI-CLASSIFIEURS

Il existe principalement deux structure de combinaison :

1 – *Structure statique* : les données d'entrées ne sont pas impliquées dans la combinaison , elles sont des entrées pour tout les classifieurs, seules les sorties de chacun d'eux seront combinées suivant une règle appropriée (vote, sommation , produit)

2- *Structure Dynamique* : Les entrées sont directement impliquée dans le mécanisme de combinaison qui utilise une unité d'intégration pour ajuster le poids de chaque classifieurs.

[[Tol 00](#)] a présenté un système de reconnaissance de visage utilisant les capacités de généralisation des LVQ (Learninig Vector Quantification), et un réseau de neurones de fonctions à base radiale pour la construction d'un modèle représentatif du visage à partir d'une variété de formes d'apprentissage avec différentes poses et expressions faciales ; l'auteur avance que la performance de son système est supérieur à celle de chaque classifieur pris seul avec les mêmes variations

[[Tan 03](#)] ont développé un comité de machines pour la reconnaissance de visage , qui regroupé cinq algorithmes à savoir les visages propres (ACP) , Les visages de Fisher , Elastic Graph Matching (EGM), Les machines à vecteurs de support (SVM) et les réseaux de neurones , ceci pour obtenir une décision unifiée avec une exactitude améliorée ; ils discutent un taux de reconnaissance de 98,8% sur la base de données des visages ORL , ce taux dépasse ceux réalisés par chacun des classifieurs pris individuellement et testé sur la même base .

Dans [[Joh 02](#)] , un système de classifieurs combinés qui était construit d'un ensemble de réseaux de neurones , ce dernier était basé sur la variation des paramètres de ces réseaux ; un algorithme d'amplification était utilisé pour produire une perturbation dans l'ensemble d'apprentissage en utilisant un MLP comme base du classifieur , le résultat final est combiné en utilisant une simple règle de vote majoritaire ; Ce système a réalisé un taux de reconnaissance de 99,5% sur la base de donnés YALE , et de 99,8 % sur celle d'ORL

8.3 AVANTAGES ET LIMITES DES METHODES DE RECONNAISSANCE DES VISAGES :

Les points forts et les limites de ces méthodes peuvent être résumés dans le tableau ci-dessous .

APPROCHES	AVANTAGES	LIMITES
Approches Géométriques	- Requier moins d'espace mémoire.. - Plus rapide et simple à implémenter	-Dépendent étroitement de l'exactitude d'extraction des caractéristiques -Prise en charge de la variation de la pose,de l'éclairage..
Les visages propres	-Une représentation discriminante du visage . - Réduction de la taille du problème	-Coût de calcul élevé . -Détermination du nombre de visages propres(base de projections)
Les templates Matching	Robuste pour localiser les régions	-Complexité de calcul -Le nombre de templates -Espace mémoire important
Les Réseaux de Neurones	- Temps de classification - Résistent aux bruits et au manque de fiabilité des données - Prise en compte des variations de poses, d'eclairage	-Sur-apprentissage -Extension à des problèmes plus larges -Apprentissage long
Les HMMs	- Algorithme d'apprentissage très robuste	-Temps d'apprentissage et classification long. -Choix des états basé sur l'intuition subjective
Les Machines à Vecteurs de Support	-Capacité d'extraction des informations discriminantes et pertinentes du visage d'une manière entièrement automatique.	- Temps d'apprentissage long et algorithme d'apprentissage compliqué.

Tableau I.1 Avantages et Limites des méthodes de classification des visages

9. PRINCIPAUX DOMAINES D'UTILISATIONS

L'analyse de la forme du visage a souvent été utilisée au cinéma dans le monde de la fiction . Aujourd'hui cette technique commence à être utilisée de plus en plus dans le monde réel pour identifier les personnes dans les lieux publics. Citons quelques exemples :

- Dans les casinos aux Etats-Unis, cette technique est utilisée pour l'identification des joueurs interdits ou les gangsters fichés.

- Dans les aéroports, elle est utilisée pour l'identification d'individus indésirables sur le territoire.
- Dans les stades où elle est utilisées pour le refoulement de voyous connus et dangereux pour la tranquillité des autres spectateurs.
- Dans les centres commerciaux , pour repérer l'entrée de petits voleurs connus des responsables de la sécurité.
- Le contrôle d'accès aux institutions défensives et gouvernementales
- L'accès aux bases de données sensibles (secrets d'état....) , aux réseaux informatiques hautement confidentiels

10. CONCLUSION

Nous avons essayé de donner un aperçu plus au moins exhaustif sur le domaine de la reconnaissance de visages humains , en introduisant les disciplines qui se croissent dans ce problème ; à savoir la biométrie, les sciences cognitives , la neuropsychologie et la vision par ordinateur, nous avons également tenter de citer la majorité des méthodes déployées pour résoudre ce problème assez crucial, leurs points forts et leurs limites , en accentuant le temps sur la particularité du visage et le choix particulier de cette biométrie pour la construction de systèmes d'identification .

En résumé, toutes les méthodes développées jusqu'à aujourd'hui perdent leurs performances face aux changements des conditions d'illumination , de pose et d'expressions faciales ; certes elles réalisent des résultats satisfaisants une fois que ces conditions sont fixées, mais dès qu'elles varient , les systèmes perdent de leur efficacité , de ce fait , il n'existe pas de méthode qui soit invariables à toutes ces contraintes.

L'aisance apparente avec laquelle chaque être humain arrive à reconnaître les visages ne devrait pas masquer la complexité des opérations de ce processus de reconnaissance ,le visage humain est complexe, multi-dimensionnel , c'est une forme assez significative qui relève un réel challenge pour les modèles automatiques .

Une chose reste évidente est que le visage est une entité particulièrement exceptionnelle , par la richesse d'informations qu'elle véhicule, des informations allant des plus concrètes aux plus abstraites , donc , il reste un élément à explorer et à découvrir .

On peut conclure que malgré la pléthore de méthodes et d'approches élaborées et testées pour parvenir à la construction de système d'identification basé sur le visage , et les efforts déployés par les chercheurs dans plusieurs domaines afin de déceler ce mécanisme

mystérieux de la perception et du raisonnement humain , le domaine de la reconnaissance automatique des visages humains reste une terre toujours fertile et à explorer .

1. INTRODUCTION

Sans nul doute, l'homme est le plus parfait des systèmes de reconnaissance des formes qui existent. La diversité des tâches de reconnaissance que nous pouvons accomplir sur des formes à grande variabilité est, et restera toujours impressionnante. Nous distinguons sans effort, par exemple le hennissement du meuglement, le bruit d'une voiture de celui du train, un linge sale d'un linge propre, le visage d'une femme de celui d'un homme, etc;

Les progrès scientifiques et techniques nous permettent aujourd'hui d'essayer d'imiter certaines de ces facultés à l'aide des machines, sans aller jusqu'à l'idée absurde de remplacer complètement l'homme par une machine, il y a, malgré tout, beaucoup de cas particuliers où les travaux de reconnaissance simples effectués par l'homme peuvent être confiés à une machine. Les motivations de cette substitution se situent sur deux plans principaux qui sont ceux de *l'efficacité* et de *l'économie* ; Par exemple, un être humain perdra beaucoup de temps à séparer, dans un ensemble de plusieurs milliers de chiffres provenant de mesures, ceux qui correspondent à une anomalie et ceux qui sont corrects. Un autre exemple de cette inefficacité s'observera dans la recherche d'un mot dans un long texte, une machine peut effectuer ces travaux beaucoup plus rapidement que l'homme, sur le plan économique, il peut être moins onéreux, par exemple, d'automatiser le contrôle de la qualité sur une chaîne de production ou le tri sur une chaîne de montage.

D'autres part, la reconnaissance des formes est historiquement un chapitre de l'intelligence artificielle ; elle vise à automatiser le discernement de situations typiques au niveau de la perception. Ses méthodes trouvent des applications nombreuses dans divers domaines de la médecine, du contrôle de procédés de fabrication, de la vision robotique, de la reconnaissance de la parole, de la lecture optique de documents et du traitement de données volumineuses d'images (satellites, microscopes électroniques, réactions nucléaires,).

Dans certains cas les images données, dans lesquelles on veut discerner des objets de forme connue, sont composées de plusieurs formes élémentaires dont les positions relatives sont significatives ; La reconnaissance des formes se généralise à ce cas par une description sommaire mais appropriée de la forme composée permettant ainsi son interprétation ultérieure. Pour cela, elle fait appel à l'une de ces composantes à savoir, le traitement d'image.

Bien entendu, il s'agit de fonctions programmables et, le plus souvent, réalisables matériellement par des circuits dédiés ; Toutefois l'importance pratique et industrielle des procédés d'analyse automatique des images est telle que beaucoup de recherches spécialisées se sont développées. [Mur 03]

Comprendre une image est une activité qui nécessite des connaissances sur l'image et sa formation, sur le domaine d'application et sur les objets que l'on peut y rencontrer, sur le contexte, etc. Il est également important que l'information transmise à l'ordinateur soit la plus adéquate possible vis-à-vis de la forme à traiter, et ceci n'est pas à priori une chose simple .

2. TRAITEMENT NUMERIQUE D'IMAGE

L'imagerie scientifique touche d'autant plus de secteurs que le progrès technologique permet des traitements de plus en plus complexes des images. Traiter une image c'est appliquer un ensemble de techniques afin de la transformer pour y extraire les informations de manière efficace.

Le traitement de l'image trouve ses applications dans divers domaines tels que la télécommunication, la médecine, l'industrie, l'astronomie ... la liste s'allonge chaque jour davantage, la figure II.1 résume les différentes composantes d'une chaîne de traitement d'image :

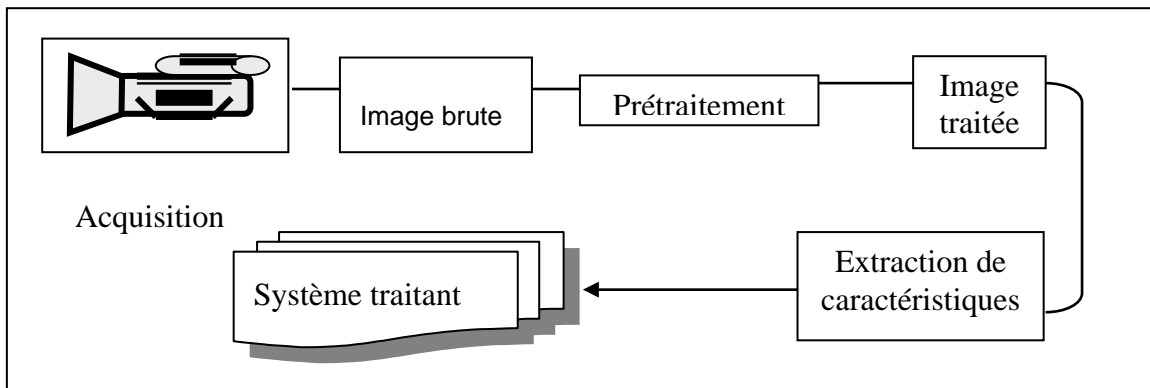


figure II.1 : la chaîne descriptive de traitement d'images.

Il existe plusieurs méthodes de traitement d'image et cela pour chaque problème posé, donc il est nécessaire de les connaître pour mettre au point un traitement particulier, On peut citer quelques-unes comme la méthode photographique, la méthode analogique, la méthode optique et la méthode numérique.

2.1 L'ACQUISITION

L'image est une représentation bidimensionnelle d'objets tridimensionnels. L'acquisition d'une image c'est la transmettre du monde physique à l'ordinateur à l'aide d'un capteur on obtient ainsi une image «brute». Ce capteur peut être un scanner ou une caméra ou bien un appareil photo numérique.

3. REPRESENTATION DE L'IMAGE NUMERIQUE

L'image est manipulée par l'ordinateur sous forme d'un fichier composé généralement de deux parties :

- L'entête qui contient des informations générales sur l'image (hauteur, longueur, nombre de couleurs utilisées, ... etc.). Ce n'est pas le cas pour tous les types d'images, l'entête des fichiers TIFF contient un index vers une zone contenant des informations particulières.
- L'image proprement dite qui est une structure de données contenant les valeurs de chaque pixel (généralement une matrice).

Parmi les formats standards de fichier image on peut citer :

Format	Compression	Dimensions maximales (pixel)	Nombre de couleurs maximales
BMP	aucune / RLE	65 536 x 65 536	16 777 216
GIF	LZW	65 536 x 65 536	256
IFF	aucune / RLE	65 536 x 65 536	supérieur à 16 777 216
JPEG	JPEG	65 536 x 65 536	supérieur à 16 777 216
PCX	aucune / RLE	65 536 x 65 536	16 777 216
PNG	RLE	65 536 x 65 536	supérieur à 16 777 216
TGA	aucune / RLE	65 536 x 65 536	supérieur à 16 777 216
TIFF/TIF	Packbits / CCITT G3&4 / RLE / JPEG / LZW / UIT-T	$2^{32}-1$	supérieur à 16 777 216

Tableau II.1 Les différents formats de stockage des images

4. CARACTERISTIQUES D'UNE IMAGE NUMERIQUE

4.1. Résolution d'image

On a vu qu'une image numérique peut être représentée par une matrice de valeurs numériques avec N lignes et P colonnes. Le couple constitué par le nombre de pixels (un pixel est un point élémentaire d'une image, sa valeur reflète soit un niveau de gris ou une couleur) $N \times P$ est appelé résolution de l'image.

4.2. Image à niveaux de gris

C'est une image où est utilisée $N+1$ couleurs obtenues après dégradation de la couleur noire. Après la quantification, le nombre de niveaux est déterminé (le niveau 0 pour le noir et le niveau N pour le blanc).

Pour $N=1$ (deux niveaux 0 pour le noir et 1 pour le blanc) l'image est appelée "monochrome".

4.3. Image en couleurs

C'est une image où est utilisée les trois couleurs standards : le rouge (Red), le vert (Green) et le bleu (Blue) qui sont connues sous le terme RGB. En faisant combiner ces trois couleurs, on peut générer d'autres couleurs qui peuvent être codées sur 1 octet (256 couleurs), sur 2 octets (65536 couleurs) ou sur 3 octets (2^{24} couleurs).

La valeur qui reflète l'intensité lumineuse d'un pixel est alors vue comme étant un vecteur tridimensionnel dans l'espace formé par les trois couleurs essentielles.

4.4. Bruit :

Le bruit est considéré comme un phénomène de brusque variation d'un pixel par rapport à ses voisins suivant un certain seuil (la différence moyenne entre la valeur du pixel en question est celles de ces voisins dépasse le seuil). Il peut provenir de l'éclairage, des dispositifs optiques ou électroniques du capteur ou autres.

4.5. Effets de bords : [\[Zio 00\]](#)

Ce phénomène concerne les pixels se trouvant aux frontières de l'image. En effet, si on applique une méthode qui traite chaque pixel de l'image en fonction de ses voisins, on remarque que ce n'est pas possible aux pixels qui constituent le cadre extérieur :

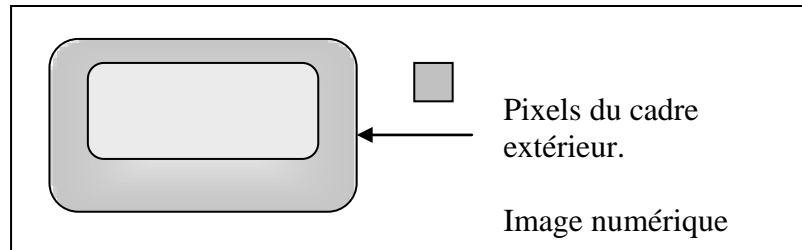


Fig. II-2 Effet de bord.

Les solutions utilisées pour résoudre ce problème sont alors de :

- Traiter uniquement la partie intérieure de l'image, mais cela fait diminuer la taille de cette dernière de la taille du masque utilisé -1 (si la résolution de l'image initiale est de $n \times p$, et si la taille du masque est de $s \times s$ alors la taille de l'image résultat est $[n-s+1] \times [p-s+1]$).
- Réaliser un effet dit de miroir, il consiste à ajouter autour de l'image initiale un cadre d'épaisseur déterminée selon le masque utilisé (taille du masque/2) dans lequel on recopie les lignes de bords de l'image ou bien le remplir par des zéros.
- **Luminance** : [\[Mur 03\]](#)

La luminance est l'intensité lumineuse par unité de surface perpendiculaire à la direction d'émission (émission du flux lumineux).

4.6. Contraste [\[Zio 00\]](#)

Si E_1 et E_2 sont les valeurs des éclairagements de deux plages voisines d'une image, le contraste C est par définition :

$$C = \frac{E_1 - E_2}{E_1 + E_2} \quad \text{II.1}$$

Une image est dite contrastée si les variations entre les pixels voisins sont faibles, ainsi les détails de l'image auront peu de chance d'être visibles car la transition entre régions s'étale sur plusieurs pixels.

4.7. Contours et textures [Zio 00]

Une image numérique a été vue comme étant une suite de points dont chacun possède une valeur numérique. Une manière plus moderne et plus naturelle de représenter une image est de la modéliser en termes de contours et de textures. Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image alors que les textures décrivent la structure de ceux-ci.

5. LES SYSTEMES DE TRAITEMENT D'IMAGES

5.1. Echantillonnage

L'échantillonnage est la transformation d'un signal analogique fourni par un capteur en un signal numérique. Cette opération est réalisée en effectuant un balayage de l'image $I(x,y)$ à l'aide d'un faisceau lumineux concentré sur un point (pixel) de l'image, la quantité de lumière transmise par ce faisceau représente une mesure de la luminance qui doit être relevée à un intervalle régulier appelé pas d'échantillonnage.

5.2. Quantification

Après l'échantillonnage, l'opération qui doit en suivre est la quantification de la luminance. Celle-ci varie d'une manière continue entre deux limites. La quantification consiste donc à diviser ces limites de luminance en un nombre fini d'intervalles. A chaque intervalle est attribué une seule valeur numérique qui représente le niveau de gris.

5.3. Prétraitement et amélioration de l'image

5.3.1. Egalisation de l'histogramme

Dans une image naturelle qui a été quantifiée de manière linéaire, la majorité de pixels ont des valeurs inférieures à la luminance moyenne. C'est pourquoi les détails dans les régions sombres sont difficilement perceptibles. Pour cela, on utilise la méthode d'égalisation de l'histogramme : on part du niveau de gris 0 et on somme le nombre de pixels de chaque niveau tant que cette somme est inférieure à une certaine valeur E . Les niveaux de gris qui entrent dans la somme sont regroupés au niveau qui correspond à la classe médiane.

En générale on prend :
$$E = \frac{N \times M}{N_f} \quad 11.2$$

Où : $N \times M$: la résolution de l'image et N_f : le nombre de niveaux de gris de l'image résultat.

5.3.2. Rehaussement du contraste

Rehausser le contraste de l'image consiste à diminuer l'étendue de la zone de transition sans affecter l'intensité moyenne des régions situées de part et d'autre.

Une des méthodes utilisées est basée sur le laplacien où l'image rehaussée C s'obtient en soustrayant à l'image initiale A une portion λ (choisi par l'utilisateur) de son laplacien ΔA :

$$C[x, y] = A[x, y] - \lambda \times \Delta(A[x, y]) \quad 11.3$$

5.3.3. Filtrage numérique

Les opérations de filtrage ont pour but d'atténuer l'effet du bruit et faire disparaître les perturbations d'une image. Ces opérations sont indispensables pour extraire les informations de l'image de façon idéale. On distingue deux modes de filtrage : le filtrage linéaire où chaque pixel subi une transformation en fonction d'une combinaison linéaire des valeurs de ses voisins, et le filtrage non linéaire où la loi suivant laquelle les valeurs des pixels voisins interviennent est non linéaire.

5.3.4. Binarisation

C'est parmi les phases de la chaîne de traitement numérique des images, elle permet de mieux distinguer les objets d'une image en la transformant d'une image à niveaux de gris en une image monochrome.

Cette opération est réalisée soit en utilisant un seuillage par valeur ; on choisit pour cela un seuil et tous les pixels ayant des valeurs inférieures deviennent noirs (valeur =0) les autres deviennent blancs (valeur =N), soit un seuillage par intervalle ; on fixe donc un intervalle [MIN , MAX] et les pixels dont la valeur lui appartient sont forcés à N, les autres à 0.

5.3.5. Extraction du contour

Elle consiste à identifier dans une image les points qui séparent deux textures adjacentes. Il existe principalement deux approches duales de l'extraction de contour : l'approche indirecte qui détermine tout d'abord les textures ensuite le contour est défini comme étant la région qui sépare deux textures adjacentes, et l'approche directe où le contour est défini comme le lieu des points connexes qui possèdent une forte transition d'intensité lumineuse :

La mise en évidence des contours

Mathématiquement parlant, la luminance d'une image peut être représentée par une surface dans un espace tridimensionnel. Basé sur ce modèle géométrique, il est possible de définir le contour comme le lieu des points possédants une amplitude élevée du gradient. Celle-ci est définie formellement dans le cas continu à l'aide de la relation suivante :

$$\Delta f(x, y) = \left[\frac{\partial f(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \right] \quad f : \text{Signal de luminance} \quad \text{II.4}$$

Le contour peut aussi être défini comme étant les points de passage par zéro du laplacien (la 2^{ème} dérivée).

Or, l'image numérique étant par nature discrète, il est nécessaire de l'approcher au moyen de fonction continue différentiable afin de pouvoir déterminer ses dérivées.

6. La CLASSIFICATION

6.1 Définition de la Classification :

Soit la représentation d'un objet quelconque au moyen d'un vecteur de caractéristiques $x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_d]^T$. Les vecteurs, représentant les différents objets, peuvent être positionnés dans l'espace Euclidien R^d , où chacun correspond à un point. Ceux-ci peuvent alors être regroupés en amas, chacun de ces amas étant associé à une classe particulière. [Go00]

La classification devra déterminer, parmi un ensemble fini de classes, à laquelle appartient un objet donné. Un classifieur doit être capable de modéliser au mieux les frontières qui séparent les classes les unes des autres. Cette modélisation fait appel à la notion de *fonction discriminante*, qui permet d'exprimer le critère de classification de la manière suivante :

“ Assigner la classe w_i à l'objet représenté par le vecteur X si et seulement si la valeur de la fonction discriminante de la classe w_i est supérieure à celle de la fonction discriminante de n'importe quelle autre classe w_j ”.

Ou encore, sous forme mathématique:

$$x \in \omega_i \Leftrightarrow \Phi_i(x) \geq \Phi_j(x) \quad \forall j = 1, 2, \dots, C; j \neq i \quad \text{II.6}$$

Où $\Phi_i(x)$, est appelé *fonction discriminante* de la classe w_i et C est le nombre total de classes.

6.2 La Règle de Bayes :

La règle de Bayes a été développée par le mathématicien britannique Thomas Bayes [Ba63] au XVIII^{ème} siècle. Son traité sur les problèmes de statistiques a défini une approche fondamentale au problème de la classification de forme [Gos00]. Soit :

- $P(X/w_i)$ la probabilité d'observer X , étant donnée la classe w_i ,
- $P(w_i)$ la probabilité à priori d'avoir la classe w_i ,
- $P(w_i/X)$ la probabilité à posteriori que la classe correcte soit w_i , lorsque l'on observe X .

Ces trois probabilités sont reliées entre elles par la règle de Bayes suivante :

$$P\{\omega_i|X\} = \frac{P(\omega_i)P(X|\omega_i)}{P(X)} \quad \text{II.7}$$

$$P(X) = \sum_{i=1}^c P(X|\omega_i)P(\omega_i) \quad \text{II.8}$$

Soit encore une fonction $\lambda(\alpha_i|\omega_j)$, qui désigne la pénalité encourue lorsque la classe w_i est assignée à un objet appartenant à la classe w_j . Le classificateur optimal est celui qui minimise le coût global obtenu, étant donnée une fonction particulière de pénalité. Le coût moyen associé au choix de la classe w_i s'exprime par [Gos00] :

$$R(\alpha_i|X) = \sum_{j=1}^c \lambda(\alpha_i|\omega_j)P(\omega_j|X) \quad \text{II.9}$$

Le coût global vaut alors:

$$R = \int R(\alpha(X)|X)P(X)dX \quad \text{II.10}$$

Si la classe $\alpha(X)$ assignée à l'objet X est choisie de telle façon que $R(\alpha(X)|X)$ est aussi petit que possible pour tout X , le coût global est minimisé et une fonction de pénalité particulièrement intéressante peut être définie de manière élémentaire sur la base de l'opérateur delta de Kronecker :

$$\lambda(\alpha_i|\omega_j) = 1 - \delta_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{si } i = j \\ 1 & \text{si } i \neq j \end{cases} \quad \text{II.11}$$

Cette définition signifie que les classifications correctes n'introduisent aucune perte, et que les classifications incorrectes introduisent chacune un coût égal à la valeur unité. Dans ce cas, le coût global obtenu vaut simplement la probabilité moyenne d'erreur, puisque le coût moyen associé au choix de la classe w_i vaut :

$$\begin{aligned} R(\alpha_i|X) &= \sum_{j=1}^C \lambda(\alpha_i|\omega_j)P(\omega_j|X) \\ &= \sum_{j=1}^C P(\omega_j|X) \\ &= 1 - P(\omega_i|X) \end{aligned} \quad \text{II.12}$$

$P(\omega_i|X)$ est précisément la probabilité que le choix $\alpha(X)$ est correct.

Le classificateur optimal, également appelé "Bayésien", est celui qui minimise la probabilité d'erreur et maximise donc la probabilité à posteriori $P(\omega_i|X)$. En d'autres termes, le critère optimal de classification s'exprime par :

$$\underline{X \in \omega_i \Leftrightarrow P(\omega_i|X) \succ P(\omega_j|X) \quad \forall j = 1, 2, \dots, C; j \neq i} \quad \text{II.13}$$

La classe attribuée à l'objet représenté par le vecteur X (X étant donné) est alors celle dont la probabilité est supérieure à la probabilité de n'importe quelle autre classe. En appliquant la règle de Bayes (II.7), l'expression (1.8) peut être reformulée ainsi :

$$X \in \omega_i \Leftrightarrow P(X|\omega_i) \succ P(X|\omega_j)P(\omega_j) \quad \forall j = 1, 2, \dots, C; j \neq i \quad \text{II.14}$$

Le calcul exact des probabilités à *posteriori* est cependant un problème très complexe, et s'avère rarement possible en pratique.

Interprétation géométrique

L'interprétation géométrique de la décision de Bayes aboutit à une partition de l'espace des caractéristiques en K régions, le vecteur X représentant la forme inconnue, se trouve dans une de ces régions et appartient donc à la classe correspondante.

Avantages et Limites

Les classifieurs se basant sur ce type de décision présentent des performances optimales, sont particulièrement simples à appliquer dans le cas unidimensionnel ou chaque classe a une distribution unimodale (un seul maximum), toute la difficulté est d'estimer les probabilités inconnues $P(X|W_i)$.

Les modèles de classification peuvent être séparés en trois catégories distinctes :

- Les classifieurs statistique qui englobent
 - Les classifieurs paramétriques, qui sont entièrement définis par un ensemble fini de paramètres qu'il suffit de calculer.
 - Les classifieurs non paramétriques, qui ne dépendent d'aucun paramètre particulier.
- Les méthodes structurelles.
- Les réseaux de neurones artificiels, qui intègrent des fonctions discriminantes à la suite d'un apprentissage par l'exemple.

6.3. Classificateur paramétriques

6.3.1 Classificateur Euclidien

Il s'agit de l'un des plus simples classificateurs qui puissent être conçus. La classe dont le vecteur de caractéristiques moyen est le plus proche, au sens de la distance Euclidienne, du vecteur de caractéristiques de l'objet à classifier est assignée à ce dernier. Les fonctions discriminantes utilisées sont donc de la forme suivante :

$$\Phi_i(X) = -\frac{1}{2}(X - M_i)^T(X - M_i) \quad \text{II.15}$$

Où $M_i = E(X|\omega_i)$ est le vecteur de caractéristiques moyen des éléments qui appartiennent à la classe ω_i , $E\{\cdot\}$ désignant l'opérateur d'espérance mathématique, et $\{\cdot\}^T$ celui de transposition.

Le terme quadratique $X X^T$ est indépendant de la classe de l'objet, et les fonctions discriminantes peuvent également s'écrire :

$$\Phi_i(X) = M_i^T X - \frac{1}{2}M_i^T M_i \quad \text{II.16}$$

Les frontières qui séparent les classes dans l'espace R^d sont ici linéaires. Un exemple en est donné à la *figure II.6*

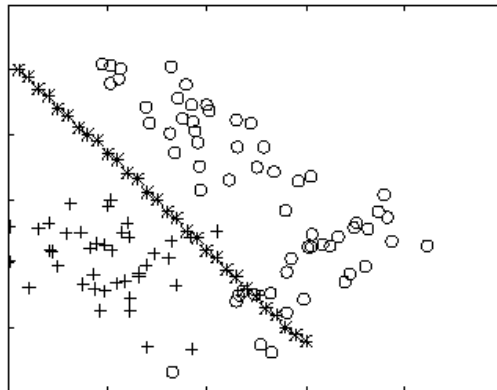


Figure II.3 : Frontière fournie par le classificateur Euclidien .

6.3.2. Le classificateur quadratique

Comme le nom l'indique, les frontières de décision fournies par ce modèle de classificateur sont quadratiques (*figure II.7*). Les fonctions discriminantes s'expriment par :

$$\Phi_i(X) = -\frac{1}{2}(X - M_i)^T \sum_i^{-1} (X - M_i) \quad \text{II.17}$$

Où $\sum E\{(X - M_i)(X - M_i)^T | \omega_i\}$, est la matrice de covariance des vecteurs de caractéristiques de la classe ω_i .

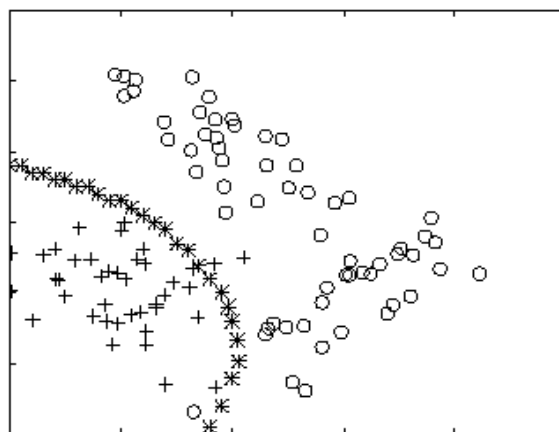


Figure I I.4 - Frontière obtenue à l'aide du classificateur quadratique.

6.4. Classification non paramétrique

❖ Estimation des probabilités à posteriori

Les modèles de classificateurs non paramétriques, au contraire des classificateurs paramétriques, ne nécessitent aucune hypothèse sur l'allure de la distribution des variables, qu'ils sont capables de modéliser à la suite d'un apprentissage par l'exemple. En outre, l'estimation des fonctions de densités de probabilité $P(X|\omega_i)$ est le plus souvent ici contournée, et se sont directement les probabilités à posteriori $P(\omega_i|X)$ qui sont estimées.

Le principe de cette estimation est le suivant [Gos00] : Soit N le nombre total de prototypes de vecteurs de caractéristiques disponibles, de classe connue. Supposons que l'on place, autour d'un vecteur de caractéristique X de classe inconnue, une hypersphère de volume V , qui contient k prototypes de classe connue, dont k_i sont de classe ω_i . Dans ce cas une estimation de la probabilité conjointe $P(X|\omega_i)$ est donnée par :

$$P_N(X, \omega_i) = \frac{k_i / N}{V} \quad \text{II.18}$$

Une estimation de $P(\omega_i|X)$ est alors :

$$P_N(\omega_i|X) = \frac{P_N(X, \omega_i)}{\sum_{j=1}^C P_N(X, \omega_j)} = \frac{k_i}{k} \quad \text{II.19}$$

Cela signifie qu'une estimation de la probabilité à posteriori que la classe ω_i soit celle de l'objet représenté par X est fournie par la fraction des prototypes de classe ω_i contenus dans l'hypersphère. Afin de minimiser le taux d'erreur de classification, la classe à assigner au vecteur X devra donc être choisie comme étant celle la plus fréquemment représentée dans cette hypersphère. Lorsque le nombre de prototypes disponibles tend vers l'infini et que l'hypersphère devient infiniment petite, cette procédure permet d'atteindre asymptotiquement des performances optimales de classification. En outre, des performances comparables peuvent également être obtenues en se basant uniquement sur la classe du seul plus proche voisin de X , comme le montre la section suivante.

6.5. Les Méthodes Connexionnistes

L'idée de base derrière les réseaux neurones est de s'inspirer des propriétés du cerveau pour construire des systèmes de calcul mieux capables de résoudre le type de problèmes (comme ceux de la RDF) que les êtres vivants savent résoudre [[Abd 4](#)]

Ces méthodes relèvent du champ général des " réseaux de neurones formels". Etant donné que le but de la reconnaissance est de projeter l'ensemble des formes décrites par un ensemble de caractéristiques dans l'espace des classes, en vue de leur identification. On cherche alors à imposer au réseau de neurones choisi une certaine fonctionnalité en lui présentant en entrée la forme dont on connaît la classe d'appartenance, et en comparant la sortie qu'il produit avec celle qui code la classe idéale.

En effet, l'utilisation d'un réseau de neurones en classificateur dépend du codage des sorties. Dans la méthode généralement employée, chaque unité de la couche de sortie représente une classe possible pour les formes en entrée. L'introduction sur la couche d'une forme inconnue induit après propagation des résultats de calculs élémentaires vers la couche de sortie des valeurs sur les différentes sorties ; l'élément ayant la valeur la plus grande permet alors de choisir à quelle classe affecter la forme en entrée.

❖ **Avantages et Limites :**

Cette méthode de décision est donc à la fois cohérente avec l'intuition, non paramétrique (pas d'hypothèse sur les classes), simple à mettre en œuvre et de plus, on démontre qu'elle est statiquement efficace.

Son seul et gros défaut est d'avoir un temps de calcul et une quantité d'informations à mémoriser proportionnels au nombre de formes, si celles –ci sont des centaines ou des milliers, le temps et la quantité mémoire requise deviennent prohibitifs.

❖ **Interprétation géométrique :**

Vu que cette méthode ne fait pas d'hypothèses à priori sur les formes ou sur celle de leurs séparatrices, les régions de décision n'ont en effet pas de contours bien déterminés ; Ces dernières dépendent de l'ensemble et changent aléatoirement , ils peuvent être visualisées par des frontières linéaires par morceaux.

6.6 LES METHODES STRUCTURELLES :

6.6.1. Introduction :

Les méthodes dites structurelles ou syntaxiques se sont développées à partir de 1965 environ ; A l'origine, la reconnaissance structurelle a été introduite d'une part par les linguistes pour la compréhension des langues naturelles [Mur 03] , et d'autres part par les informaticiens préoccupés par les langages de programmation et leur compilation .L'analyse structurelle s'est alors rapidement étendue à la reconnaissance de structures plus générales notamment dans les domaines du traitement de l'image et de la parole ; Un des plus anciens exemples et aussi des plus connus, est celui de la classification des chromosomes .

6.6.2 Principe :

Puisque le problème de classification est celui de l'assignation d'une forme à une classe ; Dans l'approche syntaxique, une classe est décrite par une grammaire, une grammaire quand à elle est composée d'un ensemble de règles syntaxiques qui déterminent l'ensemble des formes admissibles dans cette classe et présentant en principe des caractéristiques structurelles communes ; cet ensemble de formes est appelé langage engendré par la grammaire.

Etant donné une forme à reconnaître et un ensemble de grammaires, l'objectif de la classification est de déterminer si l'une des grammaires permet d'engendrer cette forme ; L'algorithme utilisé pour répondre à cette question peut être décrit par un automate ; Lorsqu'aucune grammaire ne permet d'engendrer la forme examinée, celle-ci est considérée comme inclassable, et lorsque plusieurs grammaires peuvent l'engendrer, on est devant un ambiguïté.

Nous allons présenter la méthode syntaxique et la méthode à base d'arbres et de graphes.

a) La méthode syntaxique

Cette méthode fait appel à des notions de la théorie de langage. Chaque classe est décrite par une grammaire régulière, où l'analyse de chaque mot w peut être effectuée par un automate d'états finis déterministe, $G(V_t, V_s, P, S)$ telle que :

V_1 : Vocabulaire des terminaux (ensemble des primitives).

V_2 : Vocabulaire des non-terminaux..

P : Règles de production permettant l'assemblage des primitives.

S : Axiome.

La reconnaissance d'une forme se fait alors par une analyse syntaxique de la phrase (ensemble de primitives) qui la décrit. La classe dont la grammaire accepte la phrase associée à la forme est retournée en résultat.

b) La méthode à base des arbres et de graphes

Une forme est représentée par un arbre ou un graphe. Les nœuds représentent les primitives et la localisation de leurs poids d'attache, les arcs décrivent la façon de relier ces points.

Le processus de la reconnaissance se décompose en deux étapes :

- Représenter la forme en question sous forme d'arbre ou de graphe.
- Comparer cette représentation à celle correspondante à chaque élément de la base en effectuant un calcul de distance entre arbres (ou entre graphes).

6.6.3 Comparaison avec les méthodes statistiques :

A première vue, lorsqu'on compare les méthodes structurelles et les méthodes statistiques pour la reconnaissance des formes, on s'aperçoit que les fondements théoriques sont forts différents, toutefois cette opposition n'est effective que du point de vue du formalisme ; en pratique les deux techniques sont considérées comme complémentaires.

Dans un système de reconnaissance effectif, les deux techniques sont souvent présentes simultanément, ainsi la sélection des formes primitives fera-t-elle appel à la classification selon des méthodes statistiques alors que la reconnaissance des formes globales s'inspirera de la reconnaissance syntaxique. Par exemple, l'analyse de formules mathématiques, qui est en soit un problème structurel, peut faire intervenir des critères de classification statistiques pour la reconnaissance de symboles isolés.

Une des principales difficultés des méthodes structurelles provient du fait que les formes réelles sont souvent déformées ou entachées de bruit. Une des techniques qui permet de la surmonter consiste à introduire des notions stochastiques à l'intérieur même des modèles syntaxiques.

7. L'ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES

7.1. INTRODUCTION

C'est la méthode la plus ancienne des méthodes d'analyse des données, sa mise au point par Hotelling date de 1933, et elle présente toujours un réel intérêt pratique.

De nos jours, l'étude de statistiques tient une place importante dans de nombreux domaines. Qu'il s'agisse de politique, d'économie, de science ou de sport, la possession d'informations peut être synonyme de connaissance d'indices et de phénomènes permettant d'une façon générale la prise de décisions adéquates. L'obtention de ces informations se fait par les moyens bien connus des sondages, études, relevés ou expériences. Mais bien entendu, l'étude statistique ne s'arrête pas à la simple collecte des données. Encore faut-il pouvoir les analyser, c'est-à-dire les organiser, en extraire les informations les plus pertinentes, les présenter sous une forme exploitable et les interpréter, pour enfin en tirer les conclusions aboutissant à la prise de décision.

Cependant, la quantité parfois colossale de données collectées (par exemple dans le cas d'une étude des caractéristiques d'une population), ainsi que leur complexité, leur apparent désordre et leurs contextes rendent ces tâches souvent difficiles. D'où, la nécessité de méthodes rigoureuses d'analyse de données, permettant de structurer, faciliter et rendre plus efficace ces différentes opérations. L'Analyse en Composantes Principales (ACP) est l'une de ces méthodes.

L'ACP fait en réalité partie d'un ensemble de méthodes d'analyse de données, appelées méthodes multifactorielles. De façon générale, celles-ci ont pour but de résumer de la façon la plus fidèle possible un grand ensemble de données, c'est-à-dire d'observations différentes (les variables) pour chaque membre d'une importante population d'étude (les individus). Ce résumé engendre toujours une perte d'information, mais c'est au profit des informations les plus pertinentes et de la lisibilité, donc de la meilleure interprétation. Parmi les méthodes multifactorielles d'analyse de données, on peut citer :

- ACP : Analyse en Composantes Principales,
- AFTD : Analyse Factorielle d'un Tableau de Distances,
- AFC : Analyse Factorielle des Correspondances,
- ACM : Analyse des Correspondances Multiples,
- AFM : Analyse Factorielle Multiple,
- AFD : Analyse Factorielle Discriminante.

Ces méthodes reposent toutes sur les mêmes notions théoriques, mais chacune produit un genre de résumé spécifique et s'applique sur un type de données précis. C'est pourquoi on devra choisir la méthode la plus adaptée au type d'information que l'on possède et aux phénomènes qu'on veut étudier.

7.2 FONCTIONNEMENT DE L'ACP

7.2.1 PRINCIPE

On a vu que l'objectif principal de l'ACP était de réussir à exprimer un système complexe de données de dimension quelconque, représenté par un tableau dit Individus/Variables, dans un plus petit nombre de dimensions, tout en minimisant la perte d'informations engendrée.

Ce processus consiste à construire de nouveaux caractères synthétiques à partir de facteurs (d'où le terme d'analyse multifactorielle) obtenus par combinaisons linéaires des variables initiales. Ce sont ces nouveaux caractères synthétiques qui sont appelés composantes principales.

La problématique consiste alors à trouver les n composantes principales qui "expliquent" (c'est-à-dire qui résument) la plus grande quantité d'information originale (n étant le nombre de dimensions auxquelles on veut réduire l'étude. Dans de nombreux cas, on se limite à deux. L'étude des données pourra alors être réduite à ces composantes principales, si elles sont suffisamment représentatives. Il faut donc pouvoir quantifier l'efficacité des composantes principales, pour ne retenir que les plus significatives.

Dans le cadre des représentations graphiques, les composantes principales sont assimilées aux axes. Ainsi, dans le cadre d'une représentation de données dans un espace à deux dimensions, l'axe des abscisses représentera la première composante principale, celle qui explique la plus grande partie de l'information d'origine, et l'axe des coordonnées sera la deuxième composante principale, celle qui explique la plus grande partie de l'information restante [Gos00].

7.2.2 FORMULATION DE L'ACP

La mise en oeuvre mathématique de l'ACP peut être divisée en 6 étapes principales.

Etape 1 : Préparation des données

Les données que l'on doit traiter par l'ACP sont stockées dans un tableau X de type individus/variables de la forme :

$$X = \begin{array}{c} \text{individus} \\ \dots \\ n \end{array} \begin{array}{c} \text{variables} \\ 1 \quad \dots \quad p \\ \left[\begin{array}{ccc} x_1^1 & \dots & x_p^1 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_1^n & \dots & x_p^n \end{array} \right] \end{array}$$

Nous avons alors :

- p variables, représentées en colonnes,
- n individus, représentés en lignes,
- des valeurs prises par chaque variable, pour chaque individu, notée :

$$(x_j^i)_{(1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq p)} \text{ avec } \forall (i, j), x_j^i \in \mathbb{R} \quad \text{II.20}$$

Le problème est que si nous analysons directement la matrice X , les résultats seraient faussés par les valeurs relatives des variables (Par exemple si les valeurs ont été mesurées dans des unités différentes). Préparer les données pour le traitement consiste donc à transformer le tableau de données de façon à réduire ces effets.

Nous pouvons alors travailler sur une version centrée-réduite X_{cr} de la matrice X . Pour centrer la matrice X , on soustrait à chacune des valeurs la moyenne de sa variable. Pour réduire la matrice centrée, on divise chacune des valeurs par l'écart-type de sa variable.

Etape 2 : Calcul de la matrice des coefficients de corrélations

Dans cette étape, nous calculons la matrice de corrélations des données contenues dans le tableau X_{cr} , notée « *Corr* ».

Etape 3 : Calcul des Valeurs et vecteurs propres de la matrice de corrélations

Les valeurs et vecteurs propres de la matrice « *Corr* » sont les facteurs utilisés pour construire les composantes principales.

Etape 4 : Classement les vecteurs propres dans l'ordre décroissant des valeurs propres associées :

On dispose alors des facteurs dans l'ordre décroissant de la quantité d'information qu'ils expliquent. Il est également possible d'exprimer en pourcentage l'importance de chacun, afin de visualiser l'importance relative des composantes principales. Notons par « U » la matrice dont les colonnes sont les vecteurs propres de « Corr » classés par ordre décroissant de leurs valeurs propres associées.

Etape 5 : Calcul de la matrice des composantes principales

La matrice appelée matrice des composantes principales, notée CP, est celle qui contient les coordonnées des individus dans l'espace formé par celles-ci. Elle est calculée de la façon suivante :

$$CP = X_{cr} \cdot U \quad \text{II.21}$$

Etape 6 : Représentations graphiques

Le but de l'ACP étant de résumer une situation donnée, la représentation graphique est la phase finale et la plus importante de ce processus, car elle permet d'avoir rapidement un aperçu de ce que le calcul numérique ne peut pas fournir.

Il s'agit d'utiliser la matrice des composantes principales précédemment calculée pour représenter les individus, sous forme de nuages de points, dans des plans ou espaces factoriels de deux ou trois composantes principales.

7.2.3 AVANTAGES ET LIMITES DE L'ACP

Avantages

- Simplicité mathématique:

L'ACP est une méthode factorielle car la réduction du nombre des caractères ne se fait pas par une simple sélection de certains d'entre eux, mais par la construction de nouveaux caractères synthétiques obtenus en combinant les caractères initiaux au moyen des "facteurs". Cependant, il s'agit seulement de combinaisons linéaires. Les seuls véritables

outils mathématiques utilisés dans l'ACP sont le calcul des valeurs et vecteurs propres d'une matrice et les changements de base.

Sur le plan mathématique, l'ACP est donc une méthode simple à mettre en oeuvre.

➤ **Simplicité des résultats:**

Grâce aux graphiques qu'elle fournit, l'Analyse en Composantes Principales permet d'appréhender une grande partie de ses résultats d'un simple coup d'œil.

➤ **Puissance:**

L'ACP a beau être simple, elle n'en est pas moins puissante. Elle offre, en quelques opérations seulement, un résumé et une vue complète des relations existantes entre les variables quantitatives d'une population d'étude, résultats qui n'auraient pas pu être obtenus autrement, ou bien uniquement au prix de manipulations fastidieuses.

➤ **Flexibilité:**

L'ACP est une méthode très souple, puisqu'elle s'applique sur un ensemble de données de contenu et de taille quelconques, pour peu qu'il s'agisse de données quantitatives organisées sous forme individus/variables. Cette souplesse d'utilisation se traduit surtout par la diversité des applications de l'ACP, qui touche tous les domaines, comme exposé dans la partie précédente.

Limites

En tant que méthode d'analyse de données, l'ACP n'a pas réellement d'inconvénients en soi. Elle s'applique simplement sur des cas précis et pour générer un type de résultat particulier. Ça n'aurait donc aucun sens de dire que c'est un inconvénient de l'ACP qu'elle ne s'applique pas en dehors de ce contexte.

De même, étant donné qu'il s'agit avant tout d'une technique de résumé de données, la perte d'information forcément engendrée n'est pas un inconvénient, mais plutôt une condition d'obtention du résultat, même si elle occulte parfois des caractéristiques pourtant représentatives dans certains cas particuliers (exemple des taxis new-yorkais).

On peut, donc, parler tout au plus des précautions d'utilisation. La règle est, au même titre que toutes les méthodes d'aide à la décision, l'ACP n'est qu'un outil mathématique mis à disposition de l'analyste de données pour résumer la réalité. Ses résultats ne doivent, donc, pas être pris en compte de manière brute, mais nécessitent d'être interprétés et critiqués.

8. L'APPROCHE DES K PLUS PROCHES VOISINS :

8.1 PRINCIPE DE LA METHODE DU PLUS PROCHE VOISIN

Ce classificateur est une extrapolation du classificateur Euclidien décrit précédemment. Au lieu d'utiliser le vecteur de caractéristiques moyen M_i comme unique prototype d'une classe, la méthode du plus proche voisin fait intervenir tous les exemplaires des vecteurs de caractéristiques disponibles. La distance Euclidienne (ou une autre métrique de distance) entre chacun de ceux-ci et celle de l'objet à classer est calculée, et la classe assignée à l'objet est alors celle du prototype le plus proche de celui-ci. Les fonctions discriminants sont donc de la forme :

$$\Phi_i(X) = -\min_{X_k \in \omega_i} \frac{1}{2} (X - X_k)^T (X - X_k) \quad \text{II.22}$$

Le terme quadratique pouvant être omis, ces fonctions se réduisent à :

$$\Phi_i(X) = \min_{X_k \in \omega_i} \left(X_k^T X - \frac{1}{2} X_k^T X_k \right) \quad \text{II.23}$$

Les frontières de décision entre classes sont linéaires par morceaux, c'est-à-dire constituées de nombreux petits polygones convexes, chacun contenant un seul prototype d'une seule classe. Chaque classe est alors délimitée par un polygone très complexe (*figure II.9*), qui n'est pas nécessairement convexe, ni même d'une seule pièce. Ce classificateur permet ainsi d'établir des frontières de décision relativement complexes, lorsque suffisamment d'exemplaires de chaque classe sont disponibles.

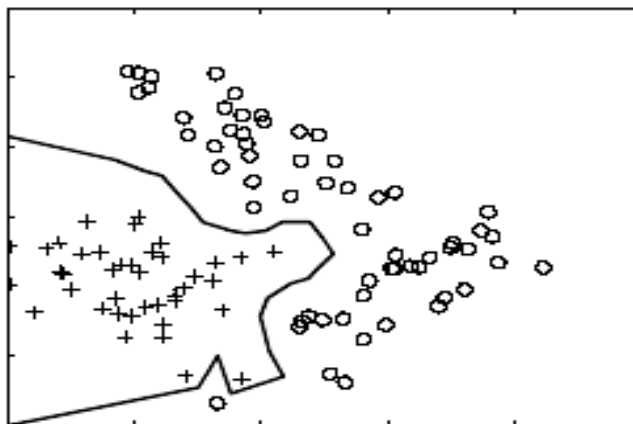


Figure II.6. Frontières fournies par le classificateur du Plus Proche Voisin.

8.2. FORMULATION DE LA METHODE DU PLUS PROCHE VOISIN

La mise en oeuvre mathématique de la méthode des K plus proches voisins peut être formulée comme suit : [Gil 00]

Algorithme de classification par k-PPV

Paramètre : le nombre k de voisins

Contexte : un échantillon de L objets classés en $C = c_1, c_2, \dots, c_n$ classes

- 1: **pour** chaque objet O **faire**
- 2: transformer (exprimer) l'objet O en vecteur $t = (x_1, x_2, \dots, x_m)$
- 3: déterminer les k plus proches objets de l'objet O selon une métrique de distance
- 4: combiner les classes de ces k exemples en une classe c
- 5: **fin pour**

Sortie : l'Objet O associé à la classe c.

Les choix de la distance et du paramètre k sont primordiaux pour le bon fonctionnement de cette méthode. Les différents choix possibles pour la *distance* et pour le *mode de sélection* de la classe du cas présenté.

❖ Définition de la distance

Une distance est une application de $E \times E$ dans R^+ telle que les propriétés suivantes soient vérifiées [Sap 90] : pour tous les points a, b, c de l'espace.

$$d(a, b) \geq 0$$

$$d(a, b) = 0, a = b$$

$$d(a, b) = d(b, a)$$

$$d(a, b) \leq d(a, c) + d(c, b)$$

La distance entre un objet et ses voisins se fait via une métrique de distance. Cette métrique peut être la métrique de Minkowski de degré (n)

$$d_n(a, b) = \sqrt[n]{\left(\sum_i |a_i - b_i|^n \right)} \quad \text{II.24}$$

Selon la valeur de n, on retrouve plusieurs distances connues :

1. Si $p = n$ cette distance est la distance de Manhattan définie par

$$d_m(a, b) = \{|a_1 - b_1| + |a_2 - b_2| + \dots + |a_n - b_n|\} \quad \text{II.25}$$

2. Si $n = 2$ c'est la distance euclidienne définie par

$$d_e(a, b) = \sqrt{\left(\sum_i (a_i - b_i)^2\right)} \quad \text{II.26}$$

3. Si $n = 1$ c'est la distance de Chebyshev [[Thi 01](#)] définie par

$$d_c(a, b) = \max\{|a_1 - b_1|, |a_2 - b_2|, \dots, |a_n - b_n|\} \quad \text{II.27}$$

8.3 MISE EN PLACE DE LA METHODE [[Far 05](#)]

La méthode ne nécessite pas de phase d'apprentissage. Le modèle est constitué des trois éléments :

- 1) l'échantillon d'apprentissage.
- 2) la distance
- 3) la méthode de combinaison des voisins.

L'efficacité de la méthode dépend de ces trois éléments. Il faut choisir l'échantillon, c'est-à-dire les attributs pertinents pour la tâche de classification considérée et l'ensemble des enregistrements. Il faut veiller à disposer d'un nombre assez grand d'enregistrements par rapport au nombre d'attributs et à ce que chacune des classes soit bien représentée dans l'échantillon choisi [[Has 01](#)].

Il est possible d'optimiser la distance en faisant varier les paramètres et en estimant l'erreur en généralisation pour chacun des choix. L'estimation de l'erreur en généralisation se fait classiquement, soit avec un ensemble test, soit en validation croisée.

Le choix du nombre k de voisins peut, lui aussi, être déterminé par utilisation d'un ensemble test ou par validation croisée. Une heuristique fréquemment utilisée est de prendre k

égal au nombre d'attributs plus 1. La méthode de vote ou d'estimation peut aussi être choisie par test ou validation croisée.

Avantages :

- Simplicité de la mise en œuvre.
- La méthode ne nécessite pas de phase d'apprentissage; c'est l'échantillon d'apprentissage, associé à une fonction de distance et à une fonction de choix de la classe en fonction des classes des voisins les plus proches, qui constitue le modèle [Far 05]
- Il n'y a pas d'étape d'apprentissage plutôt la construction d'un modèle.

Limites : [Bre 84]

- Les algorithmes de type plus proche voisin sont longs en phase de généralisation, puisqu'ils sauvegardent tous les exemples de l'échantillon d'apprentissage ;
- Ils sont sensibles au bruit sur les variables prédictives ;
- Ils sont sensibles au choix de la fonction de similarité de l'algorithme.

9. LA LOGIQUE FLOUE

La logique floue née de la constatation que la plus part des phénomènes ne peuvent pas être représentés à l'aide de variables booléennes qui ne peuvent prendre que deux valeurs de vérité « vrai » ou « faux », peut-on considérer une eau à 23°C comme étant chaude ou froide ? , n'est-elle ni vraiment chaude, ni vraiment froide, mais tout simplement tiède ? [Zad 92]

Pour répondre à ce genre de question, la logique floue considère la notion d'appartenance d'un objet à un ensemble non plus comme une fonction booléenne, mais comme une fonction pouvant prendre toutes les valeurs entre 0 et 1 ; L'idée principale de la logique floue est donc la traduction des valeurs numériques en prédicats dont la validité est une distribution de probabilités qui est en fait un pourcentage de gens qui diraient que la proposition est vraie.

- Au lieu de probabilités on utilise donc le concept de fonction ou degré d'appartenance μ_A à un ensemble A (floue ou imprécis car chevauchement possible)

$$\mu_A(x) \neq P(x \in A)$$

II.28

Pour illustrer concrètement le concept de la logique floue, reprenant l'exemple de la température de l'eau, est-elle chaude ou bien froide ?, dans le cadre de la logique booléenne, il est nécessaire d'introduire un seuil correspondant à la valeur limite de la température de l'eau qui va déterminer si celle-ci est chaude ou froide ? figure II.7

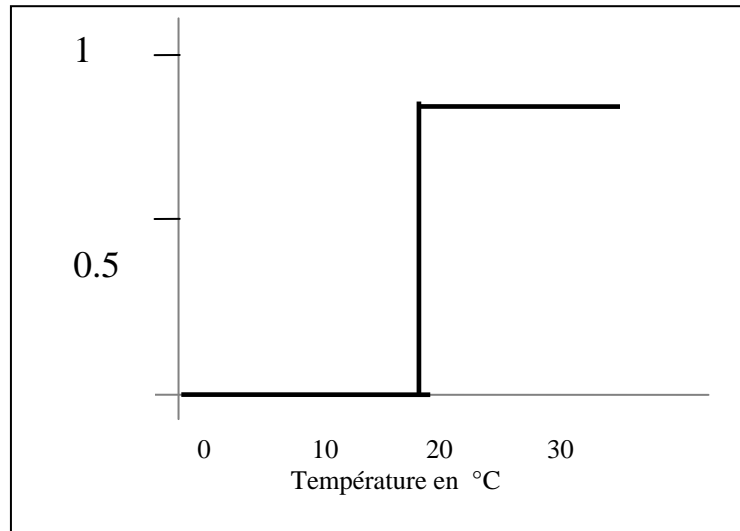


Figure II.7 : Raisonnement booléen sur la température

On s'aperçoit immédiatement que la logique booléenne est difficilement applicable à ce problème, son utilisation en devient même complètement absurde, un simple degré d'écart entre deux températures peut faire basculer notre perception de la température d'un état à l'autre.

La logique floue qui introduit une infinité de valeurs entre vrai et faux, permet de déterminer **un degré d'appartenance** à l'un ou l'autre état (figureII.8) ; la logique floue comble donc les lacunes de la logique booléenne en introduisant **la notion de continuité entre les états**, pour notre exemple, nous constatons que la température de l'eau est de 26°C, nous pouvons dire que l'eau est plus chaude que froide, sans pour autant affirmer qu'elle est vraiment chaude.

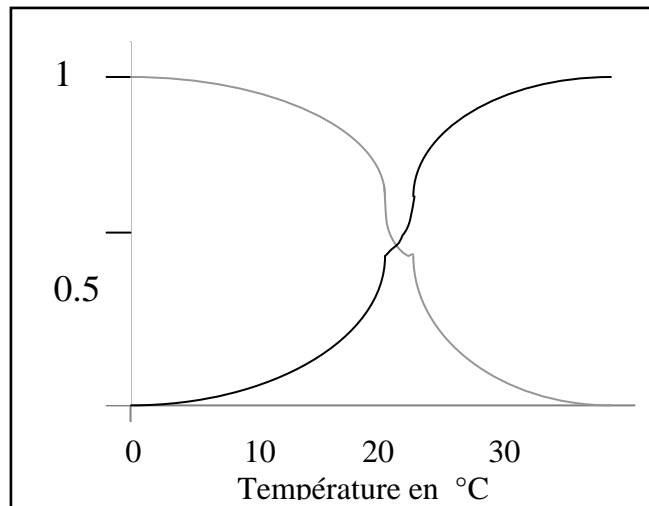


Figure II.8 : Raisonement flou sur la température

9.1 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT :

Le principe de fonctionnement d'un système flou est simple, celui-ci est décomposé en trois étapes distinctes [Zad 96]:

A – FUZZIFICATION OU QUANTIFICATION FLOUE :

Cette première étape consiste à déterminer le degré d'appartenance de chaque variable d'entrée à chaque état, celui-ci est déterminé à l'aide des fonctions d'appartenances définies dans le système ; Ces fonctions d'appartenance utilisent en général entre trois et sept flous pour chaque variable, possèdent différentes formes : en triangle, en cloche ou encore en trapèze.

B- INFERENCE :

Les degrés d'appartenance de chaque variable à chaque état permettent d'appliquer les règles d'inférences préalablement définies, le degré d'appartenance des variables de sortie à chaque état est ainsi obtenu.

C- DEFUZZIFICATION :

En sortie, le système flou ne peut pas communiquer les valeurs floues qu'il peut seul exploiter, il lui est donc nécessaire de fournir des valeurs précises, c'est le rôle de la défuzzification ; Cette étape s'effectue toujours à l'aide des fonctions d'appartenances, à partir des degrés d'appartenances, on obtient autant de valeurs qu'il y a états, pour déterminer la valeur

floue à utiliser, on peut soit conserver le maximum, soit calculer la moyenne pondérée, ou encore déterminer le centre de gravité des valeurs obtenues.

❖ **Opérateurs Flous :**

- $\neg(\mu_A(x)) = 1 - \mu_A(x)$
- $\mu_A(x) \vee \mu_B(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$
- $\mu_A(x) \wedge \mu_B(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$

9.2 INTÉRÊT DE LA LOGIQUE FLOUE :

Alors que les ordinateurs ne traitent que les nombres, les êtres humains utilisent plutôt des concepts liés entre eux par des règles logiques, ces concepts, qui possèdent un fort contenu sémantique, sont matérialisés par des mots plus ou moins vagues, la logique floue de formaliser l'usage des termes vagues dans le but de les rendre manipulables par les ordinateurs, ainsi, l'intérêt de la logique floue réside dans sa capacité à simplifier et de remplacer des modèles mathématiques par des modèles basés sur des descriptions linguistiques verbales simples.

Avantages :

- La logique floue offre une immense souplesse, des possibilités de raffinement extrêmes, et une programmation beaucoup plus instinctive. Imaginons un système sans arrêt ballotté par des rafales de vent; à quoi bon faire des calculs mathématiques subtils pour essayer de le contrôler ?
- Un des apports principaux de la logique floue sera peut-être de permettre aux particuliers de programmer eux-mêmes le comportement général des objets qui les entourent.

Limites :

- La logique floue a beau avoir une apparence "humaine", son utilisation demandera quand même un certain flair, et de l'expérience.
- Pas d'ensemble d'apprentissage, plutôt les connaissances d'un expert.

10. CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons présenté un aperçu général sur le processus du traitement d'images, ou on a cité quelques méthodes qui sont nécessaires avant l'étape d'analyse en partant de l'image brute aboutissant à d'autres formes améliorées, nous avons également énuméré les approches de classification ainsi que leurs principes.

On a détaillé la méthode de l'Analyse en Composantes Principales, car nous estimons qu'elle a plusieurs avantages parmi lesquels, elle permet d'obtenir une représentation discriminante des formes à classer (les visages dans notre cas), tout en tenant compte de la mobilité de certains éléments de ces formes, et en exploitant les résultats de l'ACP, on aboutira à une décision qui permet de déterminer aisément le degré d'appartenance d'un visage à une classe en utilisant la matrice de corrélations; la méthode des plus proches voisins; et la logique floue étaient détaillées en mentionnant leurs principes, car ces dernières seront utilisées dans la conception de notre système, on a donné quelques exemples sur les domaines d'application de ces méthodes ainsi que leurs points forts et leurs faiblesses.

1. INTRODUCTION

L'ultime objectif dans la conception des systèmes de reconnaissance des formes est celui de réaliser la meilleure performance possible en terme de bonne reconnaissance ; cet objectif conduit traditionnellement et typiquement au développement de différents schémas de classification, de les tester , et les résultats des évaluations expérimentales de chacun d'eux constitueront la base dans le choix du meilleur classifieur , les autres seront simplement délaissés ; Cependant, il a été observé dans de telles études de conception que bien qu'une conception ou un schéma fournit la meilleure performance, les ensembles des formes mal classées par ces schémas ne sont pas forcément les mêmes, ceci, a laisser penser que ces classifieurs offrent potentiellement des informations complémentaires à propos des formes à classer [Kit 97] [Gia 01].

Ces observations ont motivé l'intérêt porté sur la combinaison , la coopération ou le comité de classifieurs, l'idée de base est de ne pas s'en rapporter sur un unique schéma de décision mais plutôt sur un consensus fournis par la combinaison des différents opinions élaborés par les différents classifieurs [Kit 00], de là , il y a eu l'émergence des Systèmes Multi-Classifieurs (Multi Classifier System en anglais MCS).

La combinaison de classifieurs cherche à combiner des informations obtenues de différents systèmes dans le but d'effectuer des inférences à partir de ces observations, elle est analogue aux capacités cognitives de l'être humain à intégrer divers stimuli à partir de différents sens (vue, ouïe, odeur, goût, toucher) pour l'inférence de connaissances sur le monde externe , aussi, toute méthode de combinaison de classifieurs se doit-elle de tirer profit au mieux de la complémentarité des systèmes de décision individuels mis en cause , ce qui constitue le défi de la recherche dans ce domaine. La méthode ou la stratégie de combinaison (appelée également fusion de décision) dépend fortement de la nature de ces classifieurs.

Donc ,le domaine de recherche sur les systèmes multi-classifieurs (MCS), s'attache à trouver comment plusieurs classifieurs peuvent être appliqués pour obtenir de meilleurs systèmes de classification [Han90] . Il a été montré que les méthodes des MCS peuvent améliorer la performance de reconnaissance dans de difficiles problèmes de reconnaissance de formes [Kit 00], [Kit 01].

Il est donc légitime de s'attendre à ce que plusieurs classifieurs, travaillant sur des représentations identiques ou distinctes de la forme montrent des résultats meilleurs et dépassant ceux de chacun d'entre eux pris séparément, de plus, il a été observé que lorsqu'il s'agit de trouver le meilleur classifieur parmi un ensemble de classifieurs, les erreurs produites par chacun d'entre eux ne chevauchent pas, c'est-à-dire qu'elles n'étaient pas forcément les mêmes, laissant penser que les informations fournies par chacun d'eux sont dans ce cas complémentaires.

Il y a deux voies principales de recherches sur les systèmes MCS. La première s'intéresse à la façon avec laquelle sont conçus les classifieurs individuels, et la seconde s'oriente vers la recherche des différents types de combinaisons de ces classifieurs.

De ce fait, plusieurs schémas de combinaison de classifieurs ont été élaborés pour le problème de reconnaissance des formes en générale, et en particulier pour la reconnaissance de visages humains [Ho 03] [Tol 00a] [Tol 00b] [Tol 04] [Rui 04], et il a été expérimentalement démontré que leurs performances surpassaient de loin et d'une façon consistante celles du meilleur classifieur pris individuellement [Kit 00].

Mais l'importance de ce problème nécessite de plus en plus des méthodes d'analyse et de résolution, les systèmes multi-classifieurs conçus jusqu'à aujourd'hui se sont focalisés sur soit le même type de classifieurs avec des vecteurs de caractéristiques distincts de la forme, soit la même famille de classifieurs avec des paramètres différents; d'où l'idée de concevoir un système multi-classifieurs fusionnant une approche globale à savoir l'Analyse en Composantes Principales (ACP), une méthode analytique qu'est celle du plus proches voisins, et enfin une K-PPV floue, ceci afin d'augmenter les performances de reconnaissance.

2. POURQUOI COMBINER LES CLASSIFIEURS ?

Plusieurs chercheurs [Rah 03] [Zou 02] ont fait les constats suivants :

- Il n'existe pas de « meilleur » classifieur capable de traiter (apprendre) n'importe quelle distribution des données d'apprentissage.
- Aucun classifieur ne peut discriminer suffisamment et correctement un ensemble important de classes.

- Lorsqu'on utilise plusieurs classifieurs séparément pour le même ensemble de formes , les ensembles des formes mal classées ne sont pas forcément les mêmes .

De ces constats et de bien d'autres aussi, a émergé l'idée de faire *coopérer* les classifieur .

L'idée principale derrière la combinaison de classifieurs est l'augmentation de performances [Hul 98]. Cette augmentation de performance peut avoir plus de fiabilité dans les réponses, ou moins de rejet, ou bien à la fois .

Donc , deux raisons majeures sont derrière la combinaison :

- **La Précision**: une décision plus fiable peut être obtenue en combinant l'avis (les sorties) de plusieurs experts (classifieurs)
- **L'Efficacité**: un problème complexe peut être décomposé en plusieurs sous-problèmes qui sont plus faciles à comprendre et à résoudre (diviser pour mieux régner...)

Cette précision et cette efficacité proviennent essentiellement des faits suivants :

- Distribuer les caractéristiques sur des classifieurs différents.
- Exploiter la **complémentarité** entre les classifieurs.
- Compensation mutuelle des limites des méthodes utilisées .
- Plusieurs avis valent mieux qu'un.
- Prendre en compte les performances de chacun des classifieurs membres de la combinaison

3. METHODOLOGIE DE COMBINAISONS

Il existe typiquement deux scénarios de combinaison des classifieurs :

- ❖ **Dans le premier scénario** :

Tout les classifieurs membres du système utilisent la même représentation de la forme d'entrée , le même vecteur des caractéristiques est utilisé comme entrée pour tout les classifieurs , automatiquement , les classifieurs sont de type différents, un exemple typique de ce scénario est celui d'un ensemble de classifieurs K-PPV, ou chacun d'eux utilise le même vecteur de caractéristiques de la forme entrée mais des paramètres différents pour chaque classifieur par exemple , le nombre k des plus proches voisins , ou la métrique de distance

utilisée pour déterminer les voisins les plus proches ; Un autre exemple est celui d'une conception basée sur un ensemble de réseaux de neurones avec une architecture fixe mais ayant des ensembles de poids distincts obtenus par des stratégies d'apprentissage différentes

❖ **Dans le second scénario :**

Chaque classifieur utilise sa propre représentation de la forme d'entrée ; en d'autres termes, les caractéristiques extraites de la forme sont uniques pour chaque classifieur, dans ce cas de figure, le même type de classifieur peut être utilisé avec les mêmes paramètres ou non, ou ils peuvent être (les classifieurs) complètement distincts.

Dans ce cas de figure, il faudrait prendre en compte les points suivants :

1. Avant la combinaison, on peut convertir la sortie fournie par chaque classifieur vers le type le plus simple parmi les classifieurs, et faire la combinaison selon ce type. Cette méthode entraîne une perte d'information des sorties des classifieurs.

2. Avant la combinaison, on peut convertir la sortie fournie par chaque classifieur vers le type le plus élevé parmi les classifieurs, et faire la combinaison selon ce type.

Cette méthode n'entraîne pas de perte d'information des sorties des classifieurs, mais entraîne souvent une perte de performance de combinaison, dû au fait que la méthode utilisée n'est pas adaptée pour les sorties converties des autres types.

3. Utiliser une méthode de combinaison qui est capable de combiner directement des sorties de types différents.

4. STRATEGIES DE COMBINAISON DES CLASSIFIEURS :

Il y a trois structures de base de combinaison des classifieurs [[Gia01](#)],[[Lau99](#)]: séquentielle, parallèle et hybride (parallèle-série). Dans une combinaison séquentielle la production d'un classifieur est utilisée comme entrée du classifieur suivant. Normalement un classifieur lors d'une combinaison séquentielle réduit l'ensemble de classes candidates afin que la production du dernier classifieur représente seulement une classe [[Far 05](#)].

4.1. COMBINAISON SEQUENTIELLE :

Elle consiste à appliquer une méthode de reconnaissance sur les résultats (sorties) obtenus par la méthode précédente (classifieur du palier précédent), c'est une organisation en niveaux successifs de décision permettant de réduire progressivement le nombre de classes possibles , la figureIII.1 illustre ce type de combinaison.

A chaque niveau , un seul et unique classifieur prend en compte la réponse fournie par le classifieur placé en amont pour :

- Traiter les rejets.
- Confirmer la décision obtenu au palier précédent.

L'approche séquentielle se situe bien lorsqu'on utilise une méthode de reconnaissance pour l'identification d'un visage , et que celle-ci fournit plusieurs solutions qu'on ne peut départager, l'introduction d'une seconde méthode qui traitera ces sorties permettra de soulever l'ambiguïté.

Ce type de combinaison présente les avantages suivants :

- Filtrage progressif des décisions (réduction de l'ambiguïté) .
- La deuxième étape (classifieur suivant) n'est appliqué que lorsque le premier a échoué.

Par contre les inconvénients suivants sont relevés :

- Il faudrait supposer une connaissance a priori du comportement de chacun des classifieur.
- Sensible à l'ordre dans lequel sont placés les classifieurs.

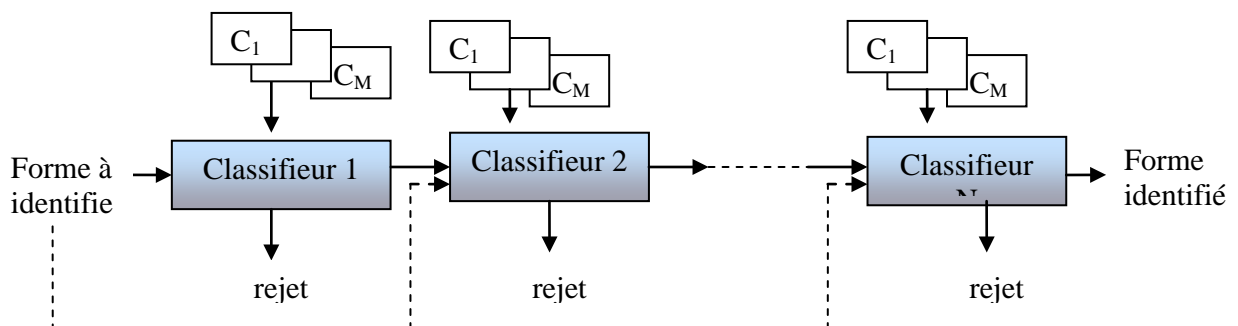


figure III.1 : Combinaison séquentielle

4.2. COMBINAISON PARALLELE :

Les classifieurs opèrent indépendamment les uns des autres en une première phase , puis on fusionne leurs réponses respectives lors d'une dernière phase , pour

L'ordre d'exécution des classifieurs est à déterminer par le concepteur , c'est la recherche d'un consensus entre les classifieurs pour aboutir à une décision unique .

La combinaison , quant à elle peut être démocratique, dans le sens où tout les classifieurs ont la même priorité d'exécution , ou bien , elle peut être supervisée, si à chaque classifieur est attribué un poids bien sur en fonction de ses performances

Ce type de combinaison [Kit 98] [Koc 04] est très utilisé, parce que chaque classifieur qui satisfait le problème de la classification peut être utilisé normalement dans un système MCS, la figure III.2 illustre la combinaison parallèle.

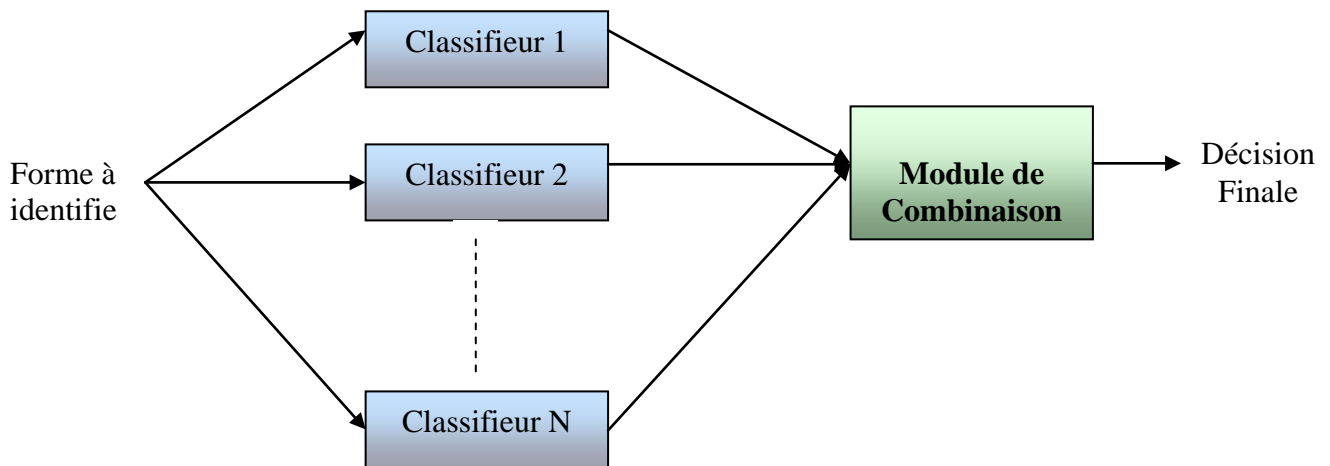


figure III.2 : Combinaison Parallèle

Ce type de combinaison présente les avantages suivants :

- Très facile à mettre en œuvre .
- Ne nécessite pas une réa paramétrisation des autres classifieurs en cas de modification de l'ensemble.
- Souffre par contre d'un temps de calcul coûteux du à l'activation de tous les classifieurs.

4.3. COMBINAISON HYBRIDE :

Elle consiste à combiner l'approche séquentielle , et l'approche parallèle , par exemple, une approche globalement séquentielle qui traite les rejets d'une première méthode à l'aide de deux autres méthodes opérant en parallèle .

C'est une combinaison des avantages des deux architectures précédentes , elle permet :

- La réduction de l'ensemble des classes possibles.
- Recherche d'un consensus entre les classifieurs .

Cette hybridation présente les avantages ci-dessous :

- Tirer pleinement avantage de chacun des classifieurs utilisés.
- Nombreux schémas de combinaison pour tirer partie au mieux des données.

Par contre , elle souffre de :

- Complètement dépendante des données à traiter .
- Très complexes à optimiser .

Une telle combinaison a été appliquée dans [Ho 98,b], la figure III.3 illustre la combinaison hybride .

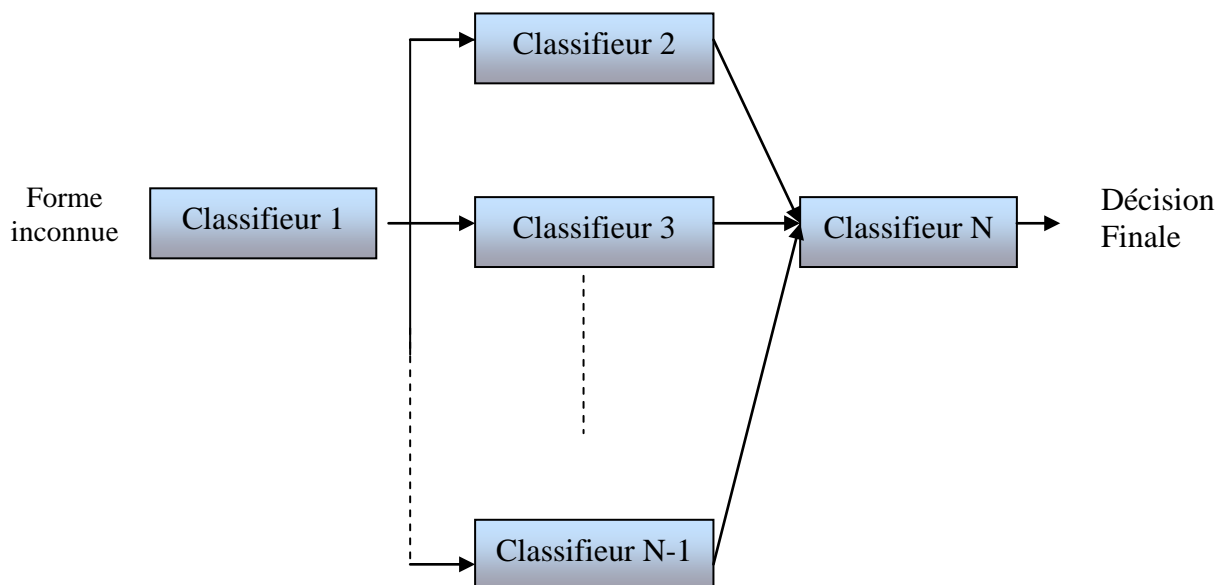


figure III.3 : Combinaison Hybride

4.4. COMBINAISON AVEC BOUCLAGE :

Dans ce cas de figure, le résultat de la combinaison peut être renvoyé à l'entrée des classifieurs afin de modifier, si nécessaire, leur sortie. De ce fait, le système global devient dynamique et ainsi beaucoup plus performant qu'un système statique, cependant, cette combinaison est très difficile à gérer et à analyser. La figure III.4 illustre un exemple de ce type de combinaison.

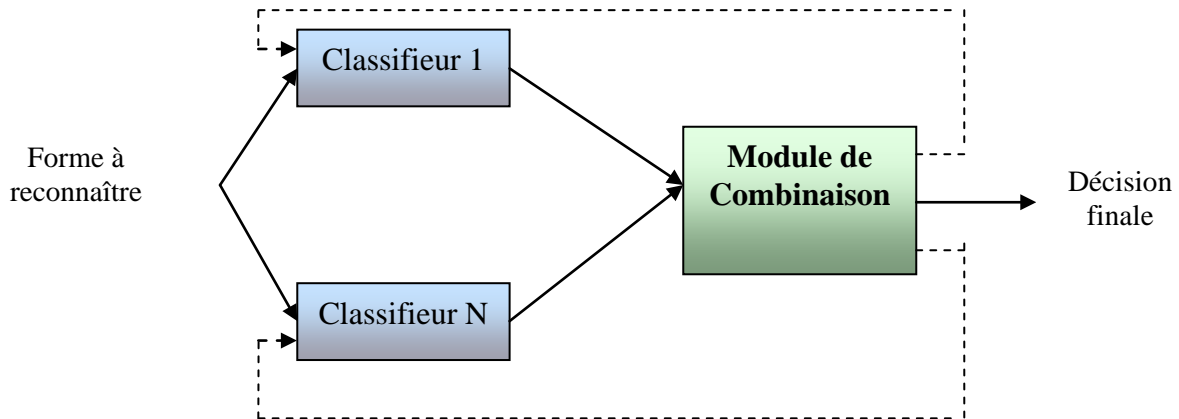


figure III.4 : Combinaison avec bouclage

4.5. COMBINAISON AVEC INTERACTION ENTRE LES CLASSIFIEURS :

C'est une combinaison, où les classifieurs interagissent les uns avec les autres, ceci afin de modifier leurs résultats avant l'étape finale de combinaison proprement dite. Figure III.5.

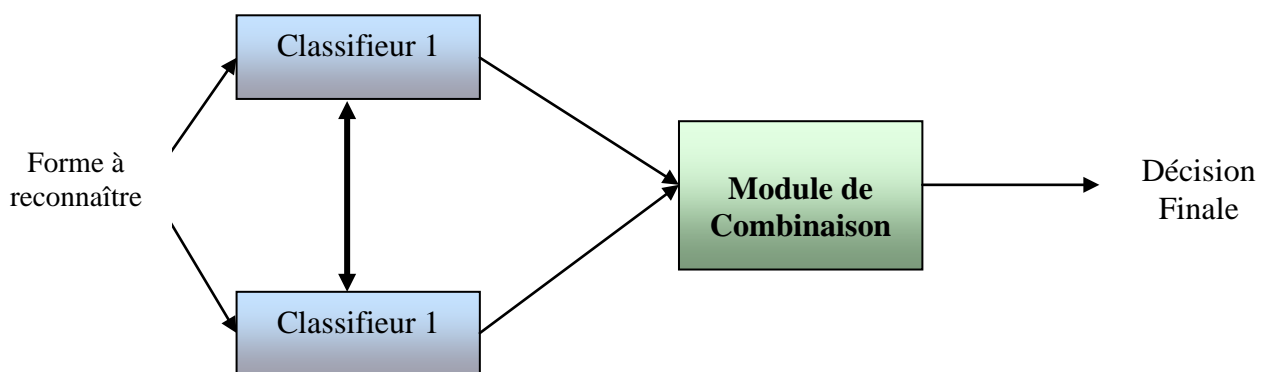


figure III.5 : Combinaison avec interaction entre les classifieurs

4.6. COMBINAISON UTILISANT LA FORME X :

Dans certaines combinaisons, les données initiales sont utilisées simultanément (en même temps) avec les réponses (les sorties) des classifieurs .figure III.6.

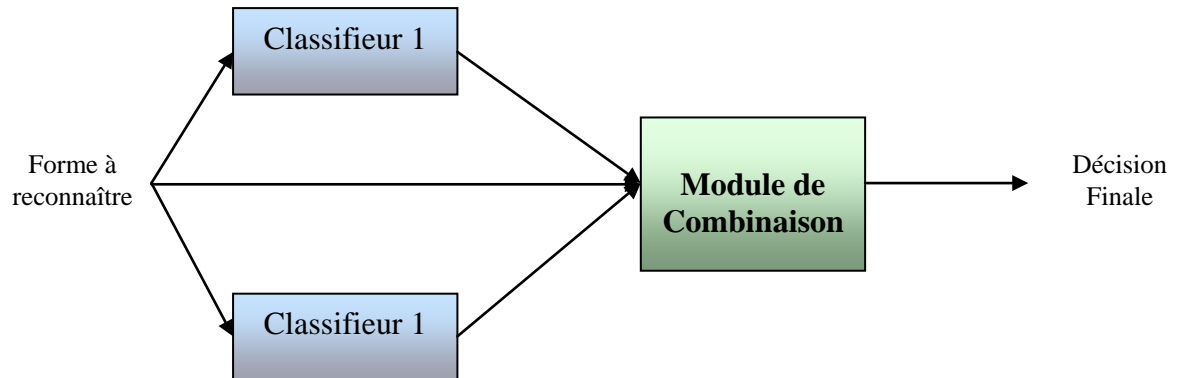


figure III.6 : Combinaison utilisant la forme X

5. TYPES DE REPONSES FOURNIES PAR UN CLASSIFIEUR :

Selon [Zou 02],[Lau 99],[Heu 94],[Moo96],[Xu92], les sorties fournies par un classifieur peuvent être divisées en quatre types suivant le niveau d'information apporté par celui-ci :

5.1. REPONSE DE TYPE CLASSE : la réponse générée par le classifieur est une seule et unique valeur w_j indiquant que la classe w_j est celle de la forme d'entrée x d'entrée ; autrement dit, on aura

$$S_j(x) = C_i ; \text{ le classifieur } j \text{ attribue la classe } i \text{ à la forme d'entrée } x .$$

5.2. REPONSE DE TYPE ENSEMBLE : Ce que nous obtenons en sortie du classifieur est un ensemble de classe. On considère alors que la forme x appartient à une des classes de cet ensemble, mais aucune indication supplémentaire qui pourrait nous aider à prendre la bonne décision parmi ces classes n'est donnée.

$$S_j(x) = C_i ; i=1.....M : \text{ le classifieur } j \text{ attribue les classes } i \text{ à la forme d'entrée } x .$$

5.3. REPONSE DE TYPE RANG : la réponse ou la sortie du classifieur est un classement (liste ordonnée) sur toutes les classes ou seulement sur une partie des classes. La classe mise au premier rang du classement est la classe considérée comme la plus probable pour la forme x et la classe du dernier rang est la classe la moins probable. Le classifieur indique ce classement en donnant comme sortie un vecteur des rangs, de taille M .

$S_j(x) = [r_1^j, r_2^j, \dots, r_M^j]$ ou r_i^j est le rang attribué à la classe i par le classifieur j .

5.4. REPONSE DE TYPE MESURE : C'est le type de sortie le plus intéressant, ; En effet, cette sortie plus riche que les autres types et c' est cette quantité supplémentaire d'information qui rend le problème plus complexe mais plus intéressant .

Le classifieur donne, pour toutes les classes, des mesures (valeurs) qui indiquent en quelque sorte, directement ou indirectement, à quel degré le classifieur considère chaque classe i comme la vraie classe de x . La sortie du classifieur j est donc un vecteur de mesures de taille M .

$S_j(x) = [m_1^j, m_2^j, \dots, m_M^j]$ ou m_i^j est la mesure attribuée par le classifieur j à la classe i .

Une supposition sur laquelle s'appuie tout les algorithmes de combinaison [[Far05](#)] manipulant des mesures en sortie qui est la suivante :

« la mesure $m_k(w_i)$ fournie par chaque classifieur est une fonction monotone (croissante ou décroissante) de la croyance que le classifieur a en la classe w_i ».

Les mesures fournies par les classifieurs peuvent être de nature très différentes, entre autre :

- Des distances
- Des probabilités
- Des valeur de confiance
- Des fonctions de croyance (théorie de l'évidence)

Cette nature différente provient de plusieurs raisons [[Lam 95](#)] :

- suppositions différentes sur le problème;
- méthodes différentes ;
- paramètres différents ;
- données différentes à la mise au point (l'apprentissage).

6. CONVERSION DE TYPES

Il est facile de remarquer que au niveau de la définition des quatre types de sorties des classifieurs, chaque type considère les types précédents comme des cas particuliers.

- Une sortie de type rang peut être considérée comme une sortie de type mesure avec des mesures qui sont des nombres entiers consécutifs.
- Le type ensemble peut être considéré comme le type rang, avec des rangs 1 pour tous les éléments de l'ensemble et des rangs 0 pour toutes les autres classes.
- Le type classe peut être considéré comme le type ensemble, avec un ensemble d'un seul élément.

Il est évident que les classifieurs de type rang ou de type mesure peuvent être facilement convertis en type classe. Pour le type rang, il suffit de choisir la classe qui est au premier rang. Les autres classes ne seront pas utilisées [[Ho 94](#)].

Pour le type mesure, il suffit de choisir la classe qui donne la meilleure mesure (mesure minimum ou maximum, selon que la mesure est une mesure croissante ou décroissante).

Pour le type ensemble, la conversion est moins évidente. Une manière de la réaliser est de choisir le rejet quand l'ensemble proposé par le classifieur contient plus d'une classe, et de choisir la classe proposée si l'ensemble ne contient qu'une seule classe.

6.1 CONVERSION DE TYPE MESURE :

[[Hua 94](#)], [[Cac 96](#)] affirment que pour pouvoir combiner les mesures fournies par des classifieurs différents, il ne faut pas que ces mesures aient des échelles différentes. Ils proposent donc d'utiliser une fonction de transformation pour la sortie de chaque classifieur pour uniformiser les échelles des mesures. [[Far 05](#)]

Huang impose les conditions suivantes sur les mesures uniformisées m_i .

1- Les mesures uniformisées doivent être comprises entre 0 et 1.

$$0 \leq m_i \leq 1, \forall i$$

2- La somme des mesures pour toutes les classes doit être constante, cette constante est choisie et est égale à 1.

$$\sum_{i=1}^{N_w} m_i = 1$$

3- Plus m_i est grande, plus il est probable (au sens du classifieur) que la vraie classe soit w_i .

4- L'ordre de préférence des classes ne doit pas être changé à cause de la transformation des mesures.

5- La transformation doit être applicable à tous les cas de figure des valeurs de mesures.

En prenant en considération ces informations, [[Hua 94](#)], [[Cac 96](#)] proposent la transformation suivante pour les mesures qui sont une fonction **décroissante** de la croyance du classifieur [[Far 05](#)] :

$$m_i = \frac{\frac{1}{(m_i)^2}}{\sum_{j=1}^{N_w} \frac{1}{(m_j)^2}}$$

Et la fonction suivante pour les mesures qui sont une fonction croissante de la croyance du classifieur :

$$m_i = \frac{(m_i)^2}{\sum_{j=1}^{N_w} (m_j)^2}$$

Dans la nécessité d'uniformisation des échelles de mesures, [Xu 92], propose :

Une combinaison raisonnable des mesures ne peut se faire que lorsque les mesures ont la même échelle.

Dans un classifieur k * PPV, les méthodes les plus couramment utilisées pour obtenir une valeur de confiance pour une classe sont [Dui00]:

- utiliser le pourcentage d'exemples de la classe w_i parmi les k plus proches voisins k
- utiliser la somme des inverses des distances des exemples de la classe comme fonction discriminante et normaliser cette valeur de manière linéaire pour obtenir les valeurs de confiances [Bey 94] [Far 05]

7. TAXONOMIE DE COMBINAISON DES CLASSIFIEURS :

La règle de combinaison de classifieur est liée d'une part à l'approche de combinaison utilisée et d'autre part au type de sorties générées par les classifieurs.

La taxonomie des méthodes de combinaison est schématisée ci-dessous .

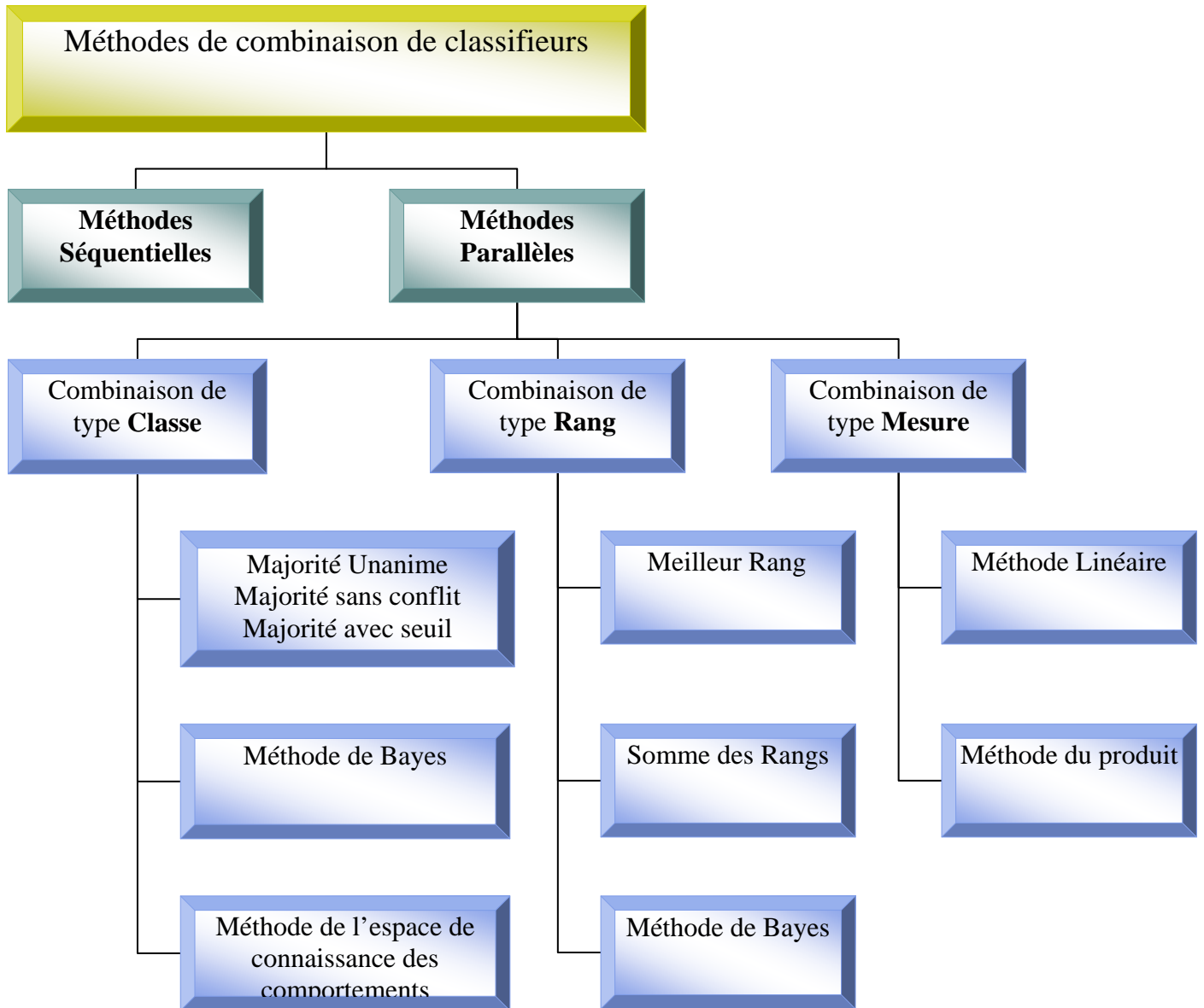


figure III.7 Taxonomie des méthodes de Combinaison

7.1 METHODE DE COMBINAISON SEQUENTIELLES :

Ces méthodes consistent, comme nous l'avons déjà mentionné, à positionner les classifieurs les uns à la suite des autres, et hormis l'ordre dans lequel ces derniers sont disposés, il n'existe que peu de variantes, rarement utilisées, donc, il n'existe pas réellement de méthodes qui se différencient des autres ; En effet, les systèmes constituent un peu une série de filtres qui fonctionnent sur les données proposées par le système placé au par avant, et qui fournissent leurs résultats aux classifieurs suivants [Lau 99].

7.2 METHODES DE COMBINAISON PARALLELE :

Ces méthodes dépendent du niveau d'informations fourni en sortie des classifieurs ; de toute évidence, plus le niveau d'information sera élevé , et plus les méthodes de combinaison pourront être poussées et faire appel à des principes très spécifiques.

7.2.1. COMBINAISON DE CLASSIFIEURS DE TYPE « CLASSE » [\[Lau 99\]](#),[\[Moo 96\]](#),[\[Xu 92\]](#)

7.2.1.1 Méthodes de vote :

Elles correspondent aux méthodes les plus simples à mettre en œuvre et les plus faciles à comprendre , on considère que chaque classifieur émet une proposition ou qu'il la rejette , il faut alors comptabiliser les votes , Une façon simple et indicatrice pour exprimer le vote est décrite dans [\[Ho 94\]](#):

$$I_k(w_i) = \begin{cases} 1 & \text{si } u_k(x) = w_i \\ 0 & \text{sin on} \end{cases}$$

on distingue alors les types suivants :

- *La majorité unanime :*

Il s'agit de la méthode la plus restrictive, la classe est choisie si tous les classifieurs l'ont proposée sans qu'aucun ne l'ait rejetée, sinon, il y a rejet en sortie de la fusion .

- *La majorité sans conflit :*

La classe est choisie si tous les classifieurs l'ont choisit sauf éventuellement ceux qui ont donné une réponse de rejet. Si tous les classifieurs ont donné une réponse de rejet , alors le résultat de la fusion est un rejet de la forme.

- *La majorité avec seuil :*

Ici, on fait intervenir un seuil S, il correspond au pourcentage du nombre de classifieurs devant répondre par la même classe, pour celle-ci soit prise comme solution, si S est supérieur à 0.5, on aura une majorité absolue.

- *La majorité notoire :*

Pour être choisie comme réponse finale, la classe majoritaire doit, de plus, se distinguer de la deuxième classe la plus proposée par une différence de vote supérieure à un seul.

- *La majorité simple*

Il s'agit de la méthode la plus simple, la classe la plus proposée est choisie sans autre condition, néanmoins, il y a rejet si toutes les classes ont reçu le même nombre de votes.

- *La majorité pondérée :*

Dans ce cas, on différencie les classifieurs en leur attribuant un coefficient qui permet de donner à leur vote plus ou moins d'importance les uns par rapport aux autres, ainsi, chaque vote est pondéré en fonction du classifieur qui l'a émis.

7.2.1.2 COMPARAISON DE CES METHODES [[Far 05](#)]

Les méthodes de majorité unanime et de majorité sans conflit sont utilisées dans les cas où l'on désire une grande fiabilité de réponse en dépit d'un taux de rejet élevé. Par contre, pour la plupart des applications, elles sont trop contraignantes.

Les méthodes de majorité avec seuil et de majorité notoire sont plus souvent utilisées dans les applications réelles.

L'avantage principale des méthodes avec seuil est qu'on peut ajuster le taux de rejet par rapport au taux de reconnaissance, en changeant le paramètre β . Les résultats de tests [[Xu 92](#)] indiquent que la méthode de majorité notoire donne de meilleurs résultats que la majorité avec seuil, surtout quand un minimum de fiabilité est exigé.

7.2.1.3 Méthode de Bayes : [[Moo 96](#)]

Elles introduit la matrice de confusion, cette dernière décrit toutes les erreurs que le classifieur est susceptible de faire en fonction des entrées qui lui sont proposées, autrement dit, cette méthode utilise plus d'informations sur les classifieurs pour combiner leurs résultats.

7.2.1.4 Méthode de Dempster-Shafer :[Moo 96]

Elle utilise la théorie de l'évidence , cette dernière permet de rendre explicite tout manque d'information concernant la probabilité d'une proposition en séparant pour une proposition, un soutien ferme d'une simple plausibilité , elle utilise deux fonctions , la fonction de croyance et la fonction de plausibilité .

7.2.1.5 Méthode de l'Espace de Connaissance de Comportement :[Heu 02]

Cette méthode est différente des autres méthodes , car elle étudie la notion de dépendance entre les classifieurs, la caractéristique absente dans toutes les autres méthodes , elle utilise les informations obtenues à partir des réponses simultanées des classifieurs sur la base d'apprentissage.

7.2.2. COMBINAISON DE CLASSIFIEURS DE TYPE « RANG »

Les classifieurs de ce type fournissent une suite de propositions qu'il va nous falloir ré-estimer, pour ce faire, les méthodes de combinaisons envisagées sont les suivantes :

7.2.2.1. Méthode du meilleur rang :

Elles ne retiennent que le meilleur rang pour chaque classe parmi toutes les sorties des classifieurs, par la suite , chaque classe est repositionnée dans la liste finale en fonction de son meilleur rang , l'ex-æquo peuvent être résolus arbitrairement

L'inconvénient majeur de cette méthode est qu'elle peut générer beaucoup d'ex-æquo et cela fait perdre l'intérêt de son utilisation. Elle est adaptée, comme la méthode de l'union, aux cas où il y a beaucoup de classes et peu de classifieurs et ceux-ci sont spécialisés.[Far05]

7.2.2.2. Méthode de la somme des rangs :

Chaque classe sera représentée par ce qu'on appelle "rang total" et qui correspond en fait à la somme des rangs qui lui ont été donnés par les différents classifieurs.

$$r_i^{total} = \sum_{k=1}^{Nk} r_i^k$$

Ainsi, plus une classe sera représentée et surtout en bonne position, plus elle aura de chance d'avoir un rang total élevé. Par la suite, on effectue un classement de ces rangs finaux et on peut proposer en sortie de la fusion, cette liste ordonnée comme résultat.

Une autre manière de formuler cette méthode est appelée “la méthode de Borda-Count” [Ho94], Cette dernière se différencie par la manière légèrement différente d'attribuer à une classe son “rang total”, le comptage de Borda pour une classe est la somme des nombres de classes placées en dessous d'elle (moins probables) par chacun des classifieurs.

7.2.2.3. Méthode de la somme pondérée :

Il s'agit d'une amélioration de la méthode précédente dans laquelle les rangs attribués par un classifieur sont pondérés par un coefficient indiquant l'importance accordée à celui-ci , le point essentiel de cette méthode concerne le choix des coefficients à adopter , on pourra, par exemple, utiliser le taux de reconnaissance du classifieur comme étant son coefficient de pondération.

$$r_i^{total} = \sum_{k=1}^{N_k} \alpha_k r_i^k$$

Le problème de choix des coefficients α_k reste un problème important. On pourrait, par exemple, utiliser le taux de reconnaissance de chaque classifieur comme son coefficient de pondération [Far05].

En résumé, ces méthodes sont les plus couramment exploitées, mais , il en existe d'autres telles que les méthodes explicites présentées par [Lau 99], on peut citer également des méthodes pour réduire le nombre de propositions dans une liste ordonnée, des méthodes de “ré-ordonnement” des solutions.

7.2.3. COMBINAISON DE CLASSIFIEURS DE TYPE « MESURE »

La sortie d'un classifieur de ce type est la plus riche de celle que l'on puisse rencontrer, le système fournit ici, une grandeur appelée confiance ou mesure représentant la « croyance » du classifieur en cette réponse , elle pourra prendre de très divers formes comme

une probabilité, une mesure de distance ou encore un chiffre, cette mesure ne sera donc pas, dans la plupart des cas, normée.

7.2.3.1. Méthode linéaire :

Ces méthodes ont pour but d'obtenir le résultat de la combinaison en appliquant aux sorties des classifieurs une simple transformation linéaire. Pour ce faire, chacune des classes proposées se voit attribuer un nombre de votes correspondants à une combinaison linéaire des diverses mesures qui lui ont été attribuées par les systèmes. A chaque classifieur va donc correspondre un coefficient, chaque classe représentée se verra donc attribuer à cette classe par les différents classifieurs.

7.2.3.2.. Méthode Multiplicative :

Les classifieurs sont considérés dans ce cas de figure comme indépendants, et leurs sorties comme des estimations d'un degré d'appartenance sans être issue d'une vraie densité de probabilité des classes.

Le principe de base de cette méthode est que la mesure attribuée à la classe est le produit des mesures attribuées par les différents classifieurs, On peut généraliser cette méthode en donnant des degrés d'importance aux différents classifieurs, comme pour les méthodes linéaires [[Moo 96](#)]

Remarque :

On a vu que parmi les règles de combinaison possibles, il y avait la somme, le produit, le maximum, le minimum, le vote, et la fusion qui combine de façon efficiente les probabilités à posteriori, de manière générale, on peut conclure :

- Si les classifieurs opèrent sur le même espace de mesures ; ces différents classifieurs vont fournir des estimations différentes de la même probabilité à posteriori, un exemple de tels classifieurs est un ensemble de réseaux de neurones avec des stratégies d'apprentissage et/ou des paramètres d'initialisation différentes.
- Si par contre, les classifieurs opèrent dans un espace de mesures différentes, ils rapportent les différents phénomènes captés par différents senseurs, l'indépendance entre les classifieurs peut être alors assumée.

8. CONCLUSION

La tendance orientée vers la combinaison de classifieurs n'arrête pas de s'accroître de plus en plus dans la communauté scientifique, vu les améliorations qu'elle apporte aux systèmes de reconnaissance [Tol 00a].

La capacité de prendre en compte un nombre important de caractéristiques exploitées par plusieurs classifieurs en exploitant leur performances, et tirant profit de leur mutualité compensatoire de palier leurs points faibles.

C'est pour cette raison, qu'une multitude de comité de classifieurs ont été déployés et continuent de l'être, en accentuant les recherches sur les schémas de coopération les plus performants, certes l'approche parallèle est la plus exploitée suivant le nombre de travaux existant dans la littérature, mais cela ne garantit pas qu'elle soit la meilleur pour tous les types de problèmes.

Une question reste néanmoins posée est celle : **Pourquoi certains schémas de combinaisons sont meilleurs que d'autres ?**, par conséquent, la combinaison des classifieurs qui est encore un sujet nécessitant des travaux à la fois fondamentaux et expérimentaux reste un problèmes ouvert.

1 INTRODUCTION

Nous avons présenté dans les chapitres précédents un état de l'art sur les domaines qui touchent à notre travail. C'est à partir de ce chapitre que commence notre contribution. Rappelons que notre objectif est la conception et l'implémentation d'un système basé sur une combinaison de classifieurs pour la reconnaissance de visages humains avec un taux de reconnaissance appréciable. Dans ce chapitre on parlera du côté théorique ou conceptuel du système multi-classifieurs, les différents classifieurs membres de ce comité, la méthode de combinaison, les premières phases de l'implémentation seront également abordés, mais au par avant nous détaillerons les premières étapes de prétraitement et d'extraction des primitives.

2. PRESENTATION DU SYSTEME

L'objectif de ce travail est la réalisation d'une combinaison de classifieurs dont les membres sont : une méthode globale qui est celle de l'Analyse en Composantes Principales (Visages propres), une approche géométrique des K plus proches voisins, et enfin un classifieur k plus proches voisins floue.

Pour atteindre cet objectif, l'image du visage est d'abord sujet à un prétraitement, à savoir une normalisation, un lissage, et un seuillage ; Pour l'extraction des caractéristiques, nous avons appliqué la transformée de Hough [Tim85] [Mai 86], très puissante dans la détection des axes de symétrie, après cette étape où on a pu déceler six droites de symétrie, cinq points de l'image du visage ont été par conséquent localisés nous permettant ainsi d'en extraire huit distances qui seront les composantes du vecteur des caractéristique du visage.

Ce vecteur sera l'entrée commune pour les trois classifieurs, à savoir, l'ACP, K-PPV et K-PPV floue, au niveau du premier classifieur, après déterminations de l'espace des visages propres, la distance euclidienne est utilisé pour trouver les projections dont les coefficients sont les plus significants qui sont les plus proches de la projection test, tandis que pour le second, on a opté pour la distance de Manhattan comme métrique de distance, et enfin, pour le dernier classifieur K-PPV floue, une fois les k plus proches identités sont fournies avec leurs distances respectives, on cherche alors le degré d'appartenance de chacun des voisins par rapports aux identités référenciées.

Chacun des trois classifieurs fournira en sortie une liste de cinq identités des visages candidats susceptibles d'être le visage test, ces dernières (les identités) seront associées à des mesures (distances pour les deux premiers classifieurs, et degré d'appartenance pour le troisième), une conversion de ces mesures en probabilité sera effectuée avant la combinaison proprement dite, une combinaison par sommation des probabilités pour n'en fournir qu'une liste unique, l'identité ayant la plus forte probabilité sera la plus susceptible d'être celle du visage test.

Une simulation de ce comité a été élaborée sur trois bases à savoir, la base standard d'ORL (Cambridge Olivetti Research Lab)¹, contenant 400 images de visages pour 40 personnes avec des prises différentes (10 prises pour chaque sujet), la base OWN constituée d'une partie de la base Yale²⁻³ contenant 20 images de 20 personnes avec également 10 prises pour chacune d'elle, et enfin une base de 100 images de 10 personnes (10 prises pour chaque personne) conçue par des étudiants de graduations dans le cadre d'un projet d'ingénierie sous la direction du Professeur M.T Laskri [[Las 06](#)] qu'on a appelé GRIA.

3. ARCHITECTURE DE LA COMBINAISON PROPOSEE

La combinaison comprend cinq sous systèmes (**Fig. IV-1**) qui sont :

- Sous système d'extraction des caractéristiques.
- Le premier Classifieur ACP visages propres.
- Le Classifieur K-PPV.
- Le Classifieur K-PPV Floue.
- Le module de Combinaison.

1 <http://www.cam-orl.co.uk/facedatabase.html>

2 <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>

3 <http://handysolution.com/facerec.html>

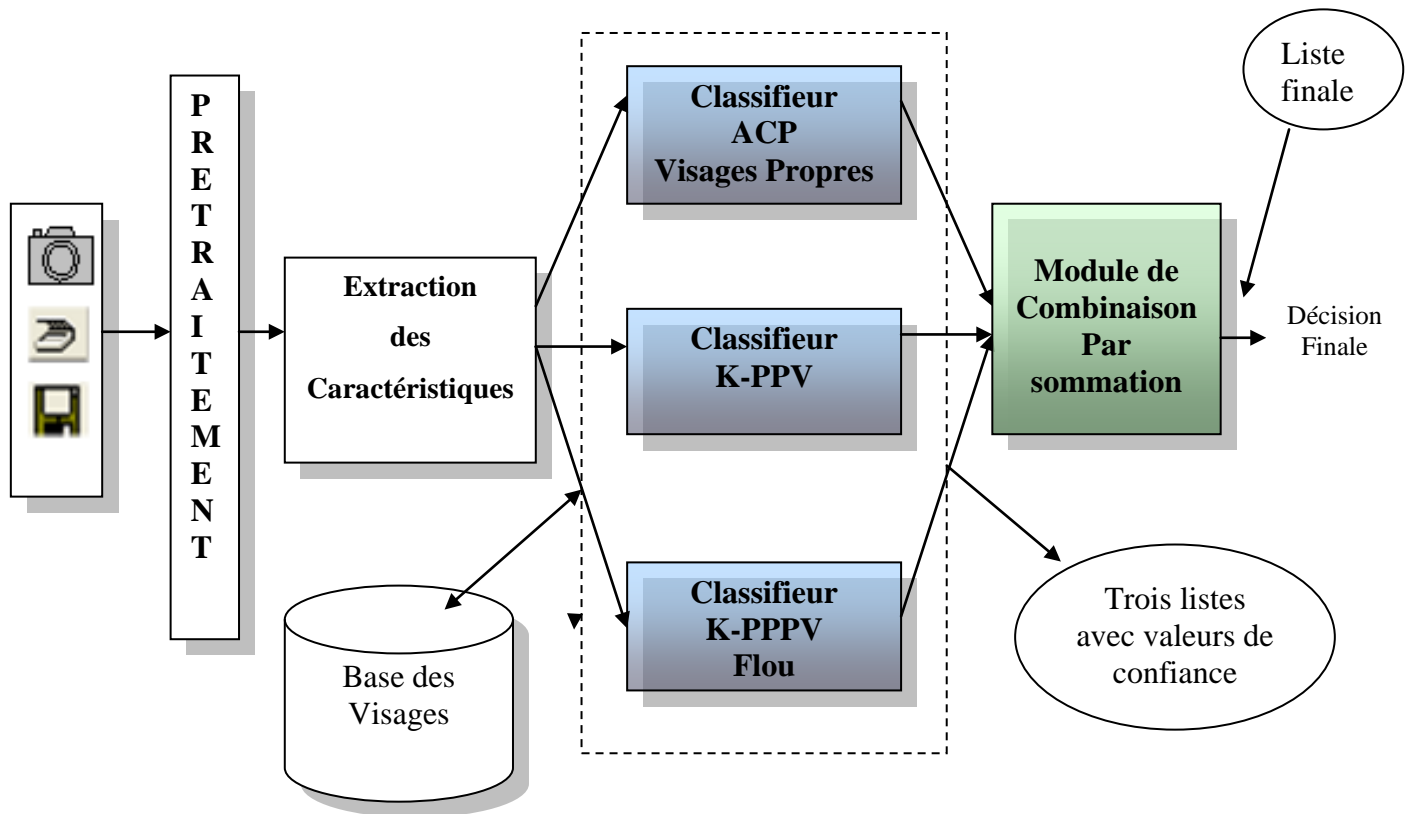


figure IV.1 Architecture globale de la Combinaison proposée

3.1 PARTICULARITES DE LA COMBINAISON :

- Le schéma de combinaison sera parallèle.
- Aucune interaction existe entre classifieurs.
- Les classifieurs sont fixes et ne changent pas.
- Les classifieurs utilisent les mêmes données en entrée.

Nous allons voir chaque composante à part :

3.2 ACQUISITION DES IMAGES DES VISAGES

Le système a été testé sur trois bases fusionnées, à savoir :

1- Base ORL

Nous avons récupéré du web la base standard ORL (Cambridge Olivetti Research Laboratory- Cambridge University –United Kingdom), une base conçue sur une durée de deux années (1992-1994), celle – ci contient 400 images de 40 individus, ou chaque individu possède 10 prises différentes comprenant parmi elles ,une prise frontale, d'autres avec des variations d'expression, d'orientation et quelques variations d'apparence (lunettes, coiffure), l'arrière plan est noir , toutes les images sont de bonne qualité en niveau de gris , leur résolution est fixe (92*112 pixel) et sont de type JPEG.

2- Base OWN

Une partie de la base standard Yale composée de 200 images de 20 personnes à raison de 10 prises pour chacune d'elle, l'arrière plan est également neutre, les images ont une résolution de 100*100 et sont en niveau de gris, de type JPEG.

3- Base GRIA

Une base contenant 100 images de 10 personnes (différentes expressions du visage, port lunettes, occlusion de la tête), conçue par des étudiants de graduation dans le cadre d'un projet d'ingénierat sous la direction du Professeur M.T Laskri [[Las 06](#)], les images sont en niveau de gris avec un arrière plan noir, c'est-à-dire prises de la même manière que les images de la base ORL, avec une résolution de 112*92, de type JPEG

On ce qui nous concerne, nous avons fusionné les trois bases, en normalisant la seconde base à la première et à la troisième (toutes les images traitées par notre système sont de 112*.92), la figure IV.2 illustre la base des visages ORL, la figure IV.3 en montre un échantillon de la seconde base OWN, et enfin la figure IV.4 en illustre la base OWN ; ce qui nous a fait un total de 700 images réparties de la sorte :

- 580 images dédiées pour l'apprentissage et les tests des trois classifieurs.
- Les 120 images restantes seront dédiées à la validation du système.

3.3 STOCKAGE ET NOMENCLATURE.

Les images des trois bases sont de taille 112 * 92 pixels à 24 bits et elles sont stockées dans un fichier avec des références précises.

Elles sont stockées sous la référence « xxx-y-z.jpg » :

- 'xxx' représente le numéro de la personne (numéro séquentielle).
- 'y' représente la base d'origine (0 pour la base ORL et 1 pour la base OWN, et 2 pour la base GRIA).
- 'z' représente le numéro de l'image ($z = 0 \dots 9$, car 10 images sont extraites de chaque état).

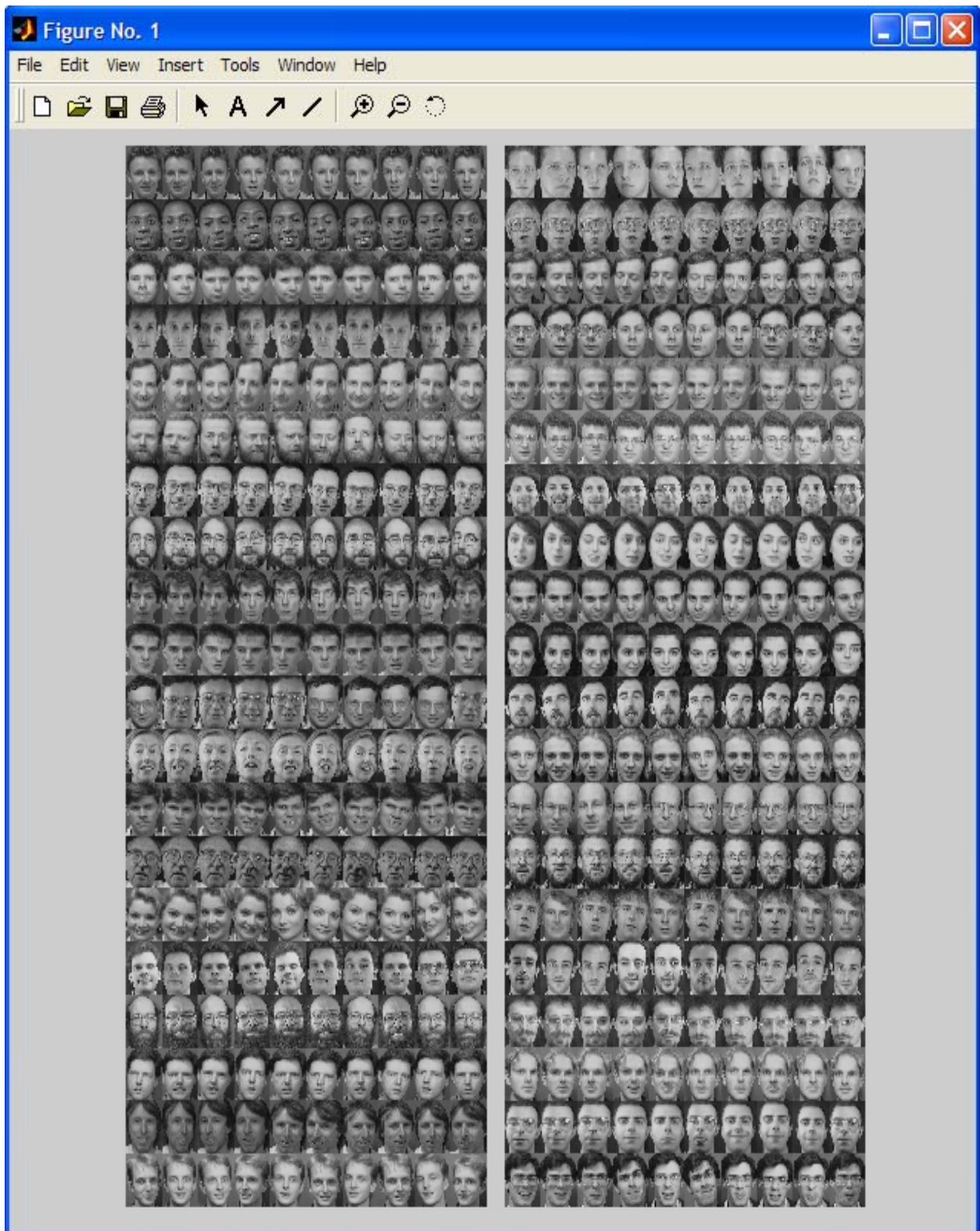


figure IV.2 : La base des visages ORL

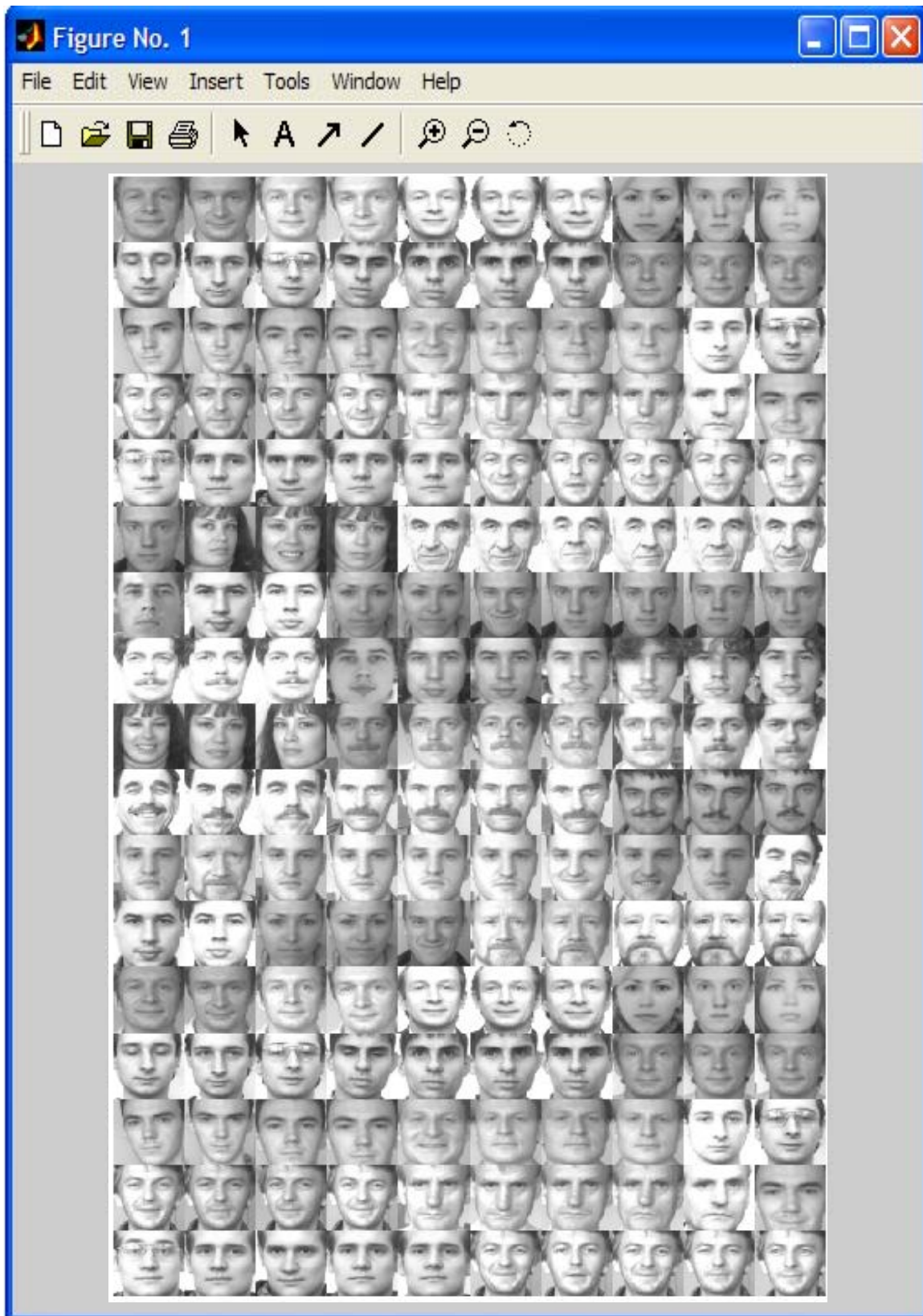


figure IV.3 La base des visages OVN

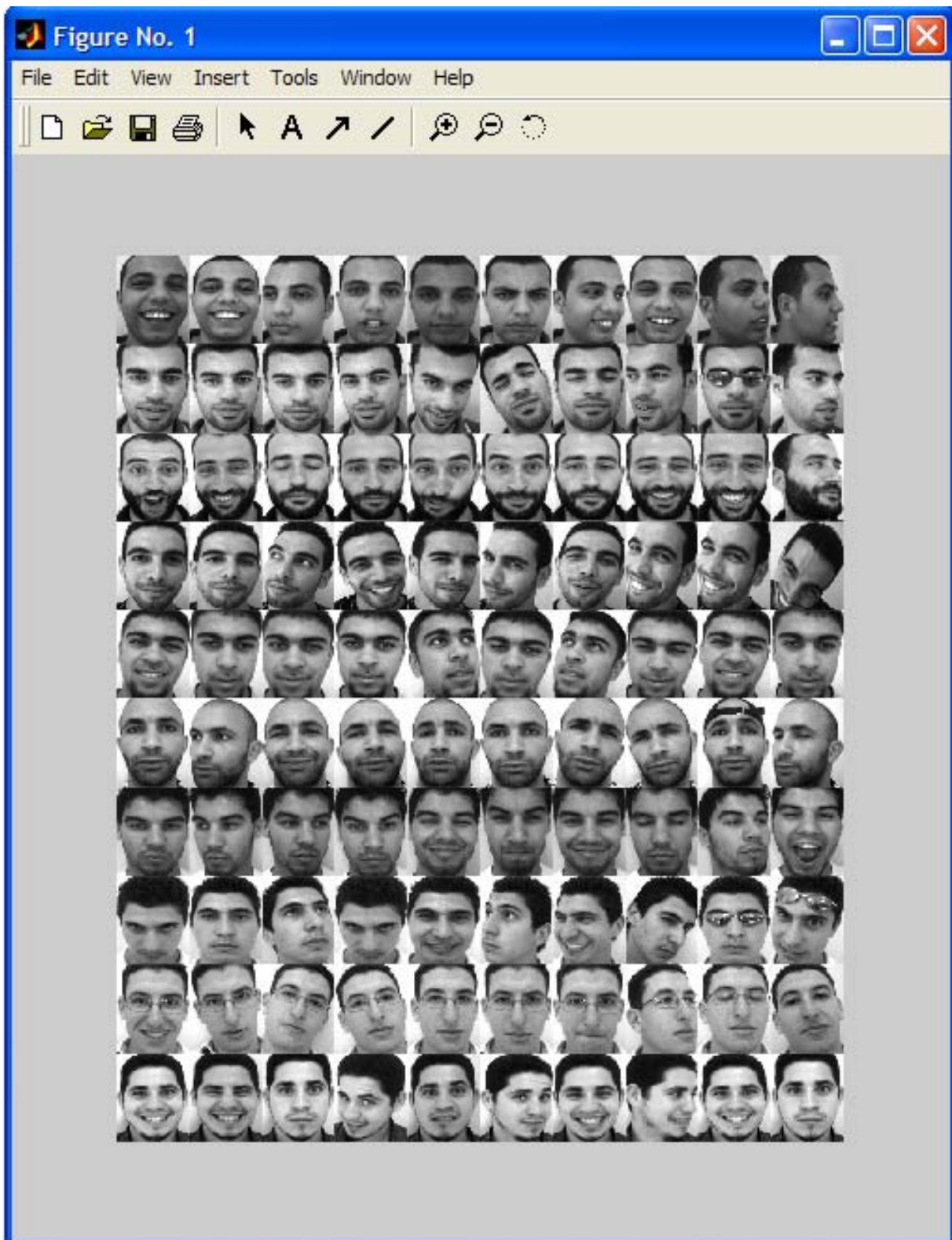


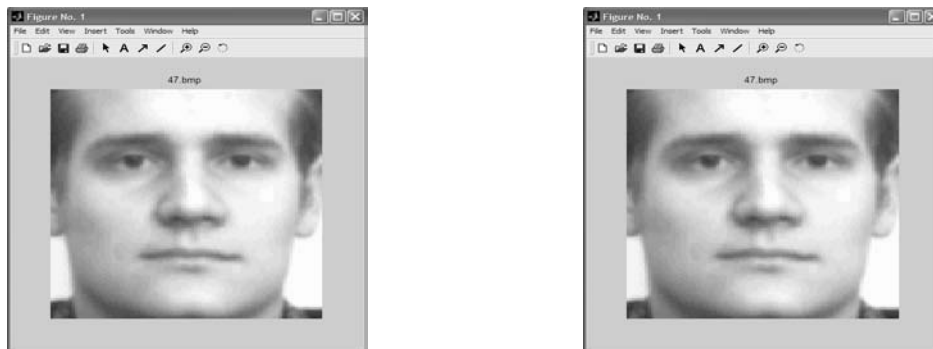
Figure IV.4 La base des visages GRIA

4. Prétraitement :

Les opérations de cette étape préparent le fichier image pour les étapes suivantes du processus de reconnaissance

4.1 Normalisation des images de la seconde base (OWN):

Notre but principal c'est la réalisation d'un système fiable et rapide, pour ça on a opté pour un traitement des images de taille (112*92), la figure IV.5 illustre la normalisation de la base OWN en 112*92 pixel, de ce fait, toutes les images des visages seront échelonnées à la même taille.



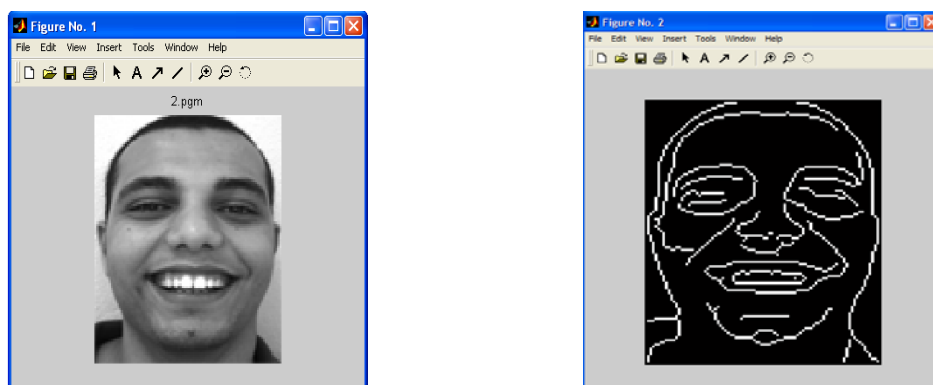
Avant

Après

Figure IV.5 Normalisation d'une image de la base OWN

4.2 Binarisation :

Elle va permettre de produire une matrice image binarisée, c'est-à-dire une matrice contenant que des valeurs égales à 0 ou 1, l'exemple de la figure IV.6 en illustre l'application sur les images de notre base.



Avant

Après

Figure IV.6 Lissage d'une image de la base OWN

4.3 Lissage :

Le lissage consiste à créer des pixels de teinte intermédiaire (grise) entre le fond (blanc) et le noir, c'est-à-dire à simuler la continuité d'éclairément dans le rendu de l'image, permettant ainsi d'en éliminer les bruits dus à l'acquisition, la figure IV.7 en montre l'application sur l'une des image de notre base

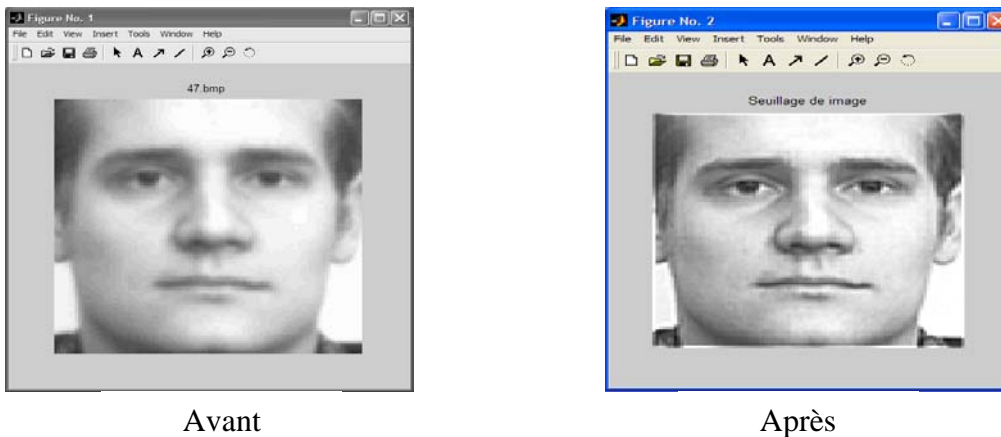


Figure IV.7 Lissage d'une image de la base OWN

5 EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES :

Pour l'extraction des caractéristiques du visage, nous avons opté exploité la symétrie qui existe au niveau de chaque visage humain, en appliquant la transformée de Hough pour la détection des droites de symétrie sur l'image du visage, nous avons pu localiser cinq points, mais donnons au par avant un aperçu sur cette transformée.

5.1 LA TRANSFORMEE DE HOUGH [\[Mai 86\]](#)

5.1.1 Principe :

La transformation de Hough est une technique «optimale» pour détecter des droites avec certaines propriétés, c'est-à-dire des axes de symétrie. Ces axes de symétries sont rendus par ordre décroissant de pertinence ; Le but de la transformation est alors d'associer à une droite un point dans un espace de paramètre à deux dimensions. Par exemple, la droite d'équation cartésienne $y = ax + b$, où

$$a = \frac{(y_2 - y_1)}{(x_2 - x_1)} \quad \text{IV.1}$$

$$b = y_1 - ax_1 \quad \text{IV.2}$$

Pour chaque point (x,y) de l'image, il y aura un ensemble de valeurs possibles pour les paramètres a et b ; Cet ensemble forme une droite d'équation $b = -ax + y$ dans l'espace (a,b) appelé aussi **espace de Hough**.

Si des points de contrastes de l'image sont alignés, les droites correspondantes dans l'espace de Hough passent toutes par un même point (a,b) .

❖ Formulation Mathématique

- La transformée utilise un tableau $h(a,b)$ de « cellules »
- Les cellules de $h(a,b)$ sont initialisées à 0.
- Pour chaque point (i,j) de l'image :

Si $b(i,j) = 1$, on repère la droite des couples (a,b) possibles.

$$j = ai + b.$$

IV.3

- On ajoute 1 à chaque cellule de $h(a,b)$ dans laquelle passe cette droite.
- Un maxima local de $h(a,b)$ indique que des points de l'image sont alignés suivant la droite de paramètres correspondants (a,b) .

5.1.2 Formulation de la Transformée de Hough sur la Base des Visages :

La transformée de Hough appliquée sur une image de visage peut être décrite comme suit :

1 .Chargement de l'image contenue dans 'FichierImage'



2. Construction de l'espace de Hough

2.1 Initialisation de l'espace de Hough

2.2 Calcul des contours sur les niveaux de gris de l'image



2.3 Récupération de la liste des points du contour

2.4 Calcul des médiatrices de tous les couples de points

3. Segmentation de l'espace de Hough en maximums locaux robustes

3.1 Initialisation des Maxima

3.2 Initialisation de l'étiquette : étiquettes de la classification de Data en région autour des maxima locaux ; (MxN).

3.3 Centre de la première classe = maximum absolu de Data

3.4 Initialisation du nombre de classe créées

3.5 Seuillage et Calcul de l'histogramme des données

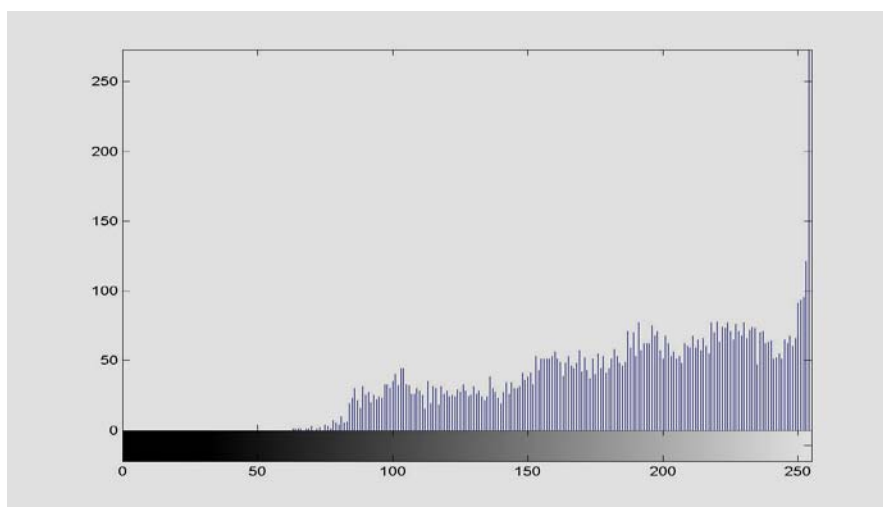


Figure IV.8 histogramme des données

3.5 Calcul de l'intégrale de l'histogramme.

3.6 Renvoi des coordonnées des maxima détectés.

4. Affichage des axes détectés.

5.1.3 Application de la transformée de Hough sur les images des visages :

- Le premier axe détecté est le plus pertinent, c'est l'axe vertical séparant le visage en deux parties bilatérales symétrique comme l'illustre la figure IV.9

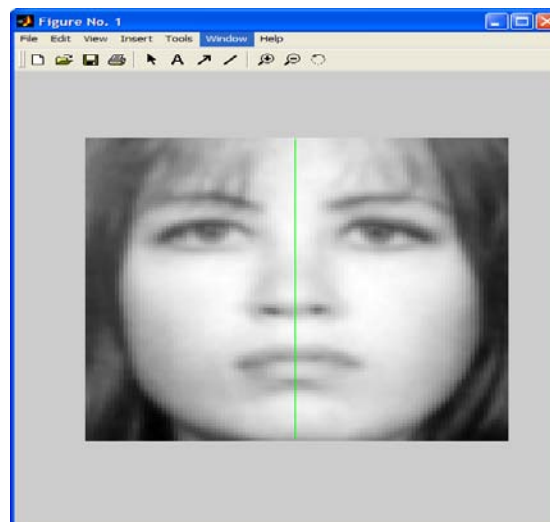


Figure IV.9 Détermination du premier axe de symétrie

- Le second axe détecté est celui passant par les iris, figure IV.10

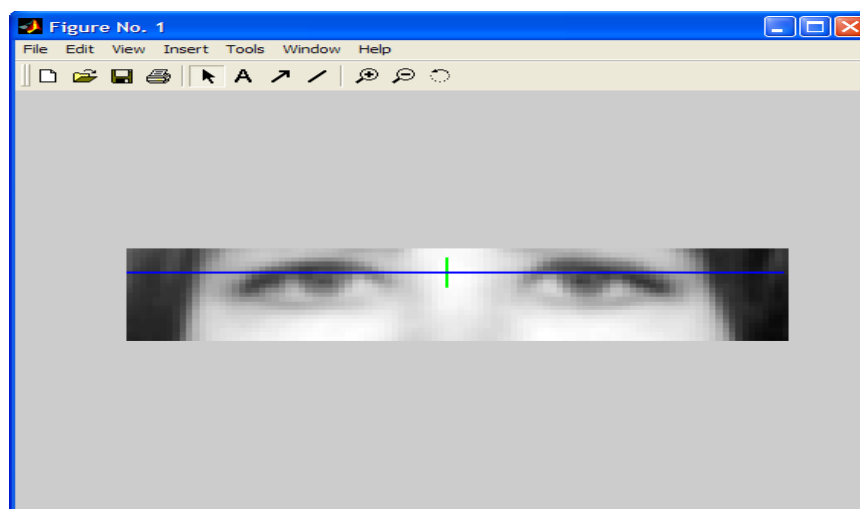


Figure IV.10 Détection du second axe de symétrie

- Le troisième et le quatrième axe détectés sont ceux situés dans la régions des yeux figure IV.11

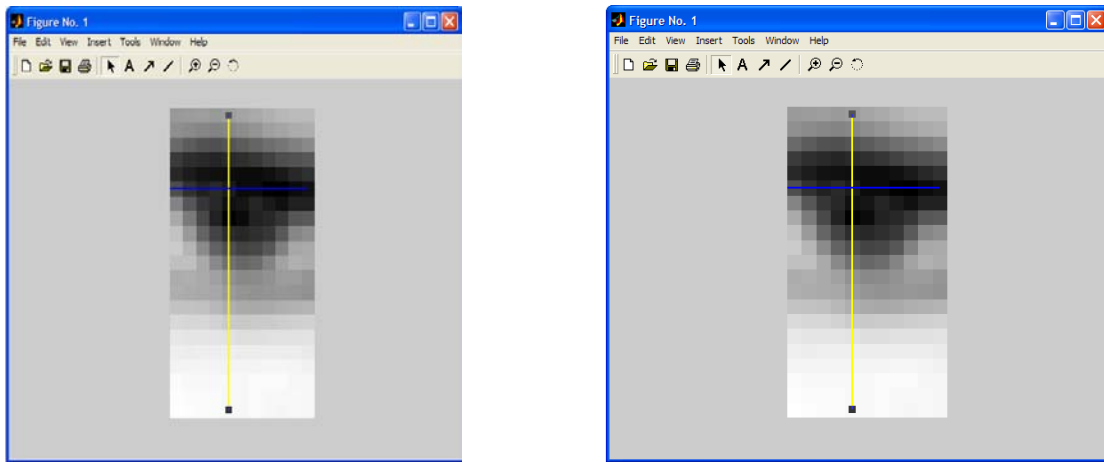


Figure IV.11 Détection des axes de symétrie dans les deux régions deux yeux

- L'axe de symétrie au niveau de la région du nez est par la suite déterminé figure IV.12

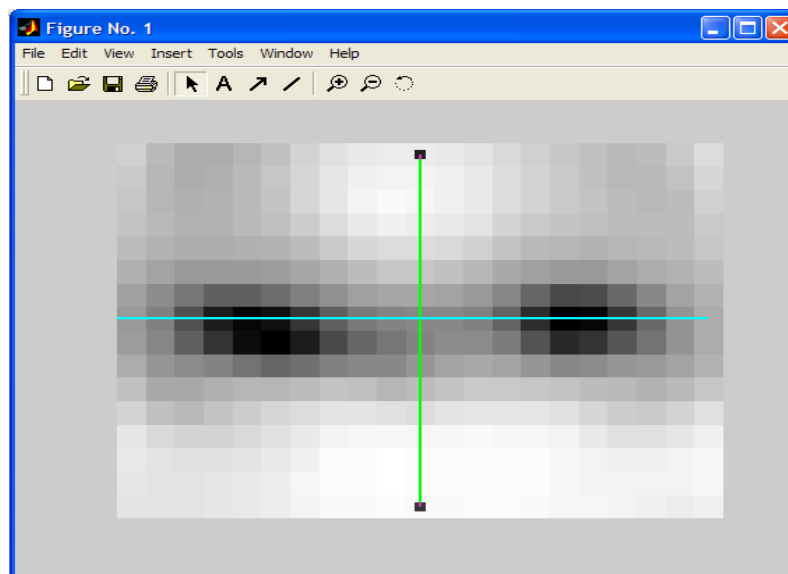
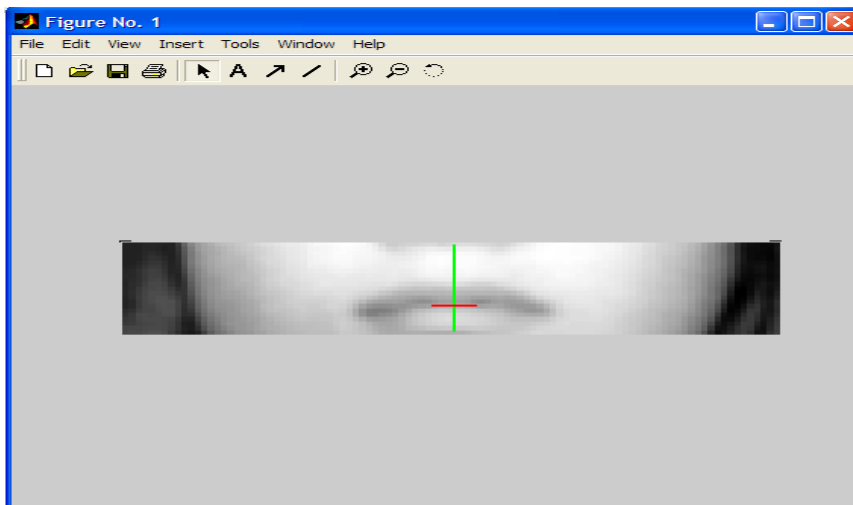


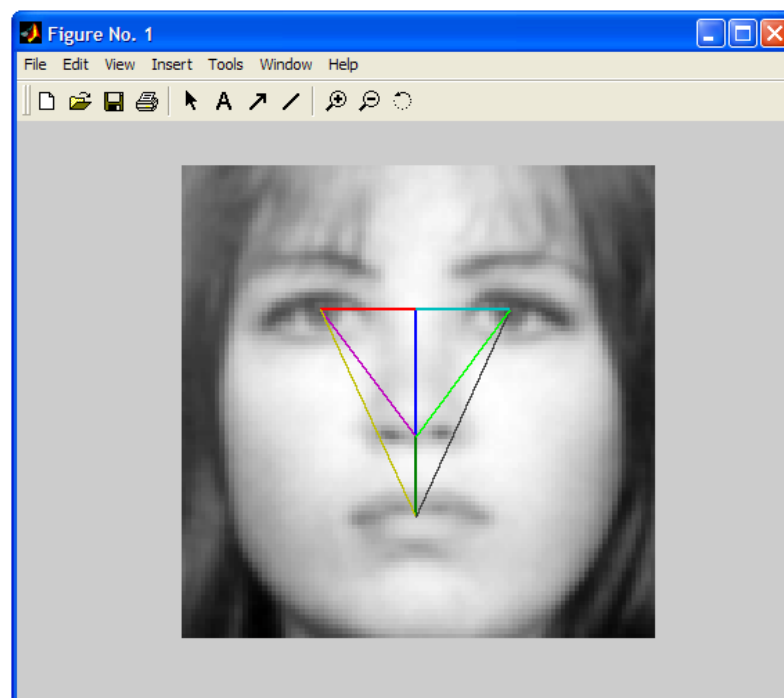
Figure IV.12 Détection de l'axe de symétrie dans la région du nez

- L'axe de symétrie au niveau de la région de la bouche est le dernier à être détecté

Figure IV.13

**Figure IV.13** Détection de l'axe de symétrie dans les régions de la bouche

Finalemnt, on aura l'image du visage, ou sera tracé tout les axes de symétrie, on retiendra alors tous les points d'intersection, et on procédera à leur jointure. Figure IV.14

**Figure IV.14** Détection de tous les axes de symétrie

En voici quelques exemples sur lesquels on a appliqué ce procédé, figure IV.15, figure IV.16, figure IV.17

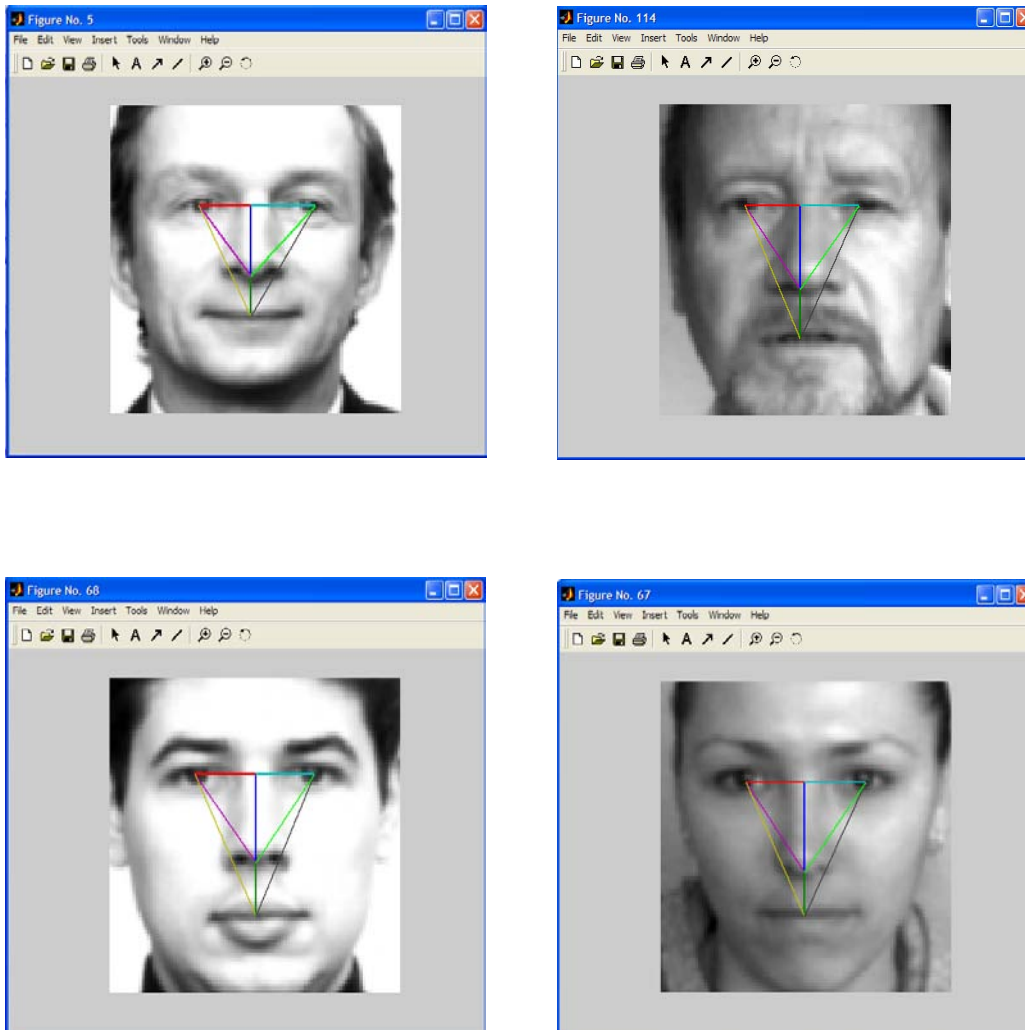


Figure IV.15. Application de la transformée de Hough pour la détection des axes de symétrie
Base OWN

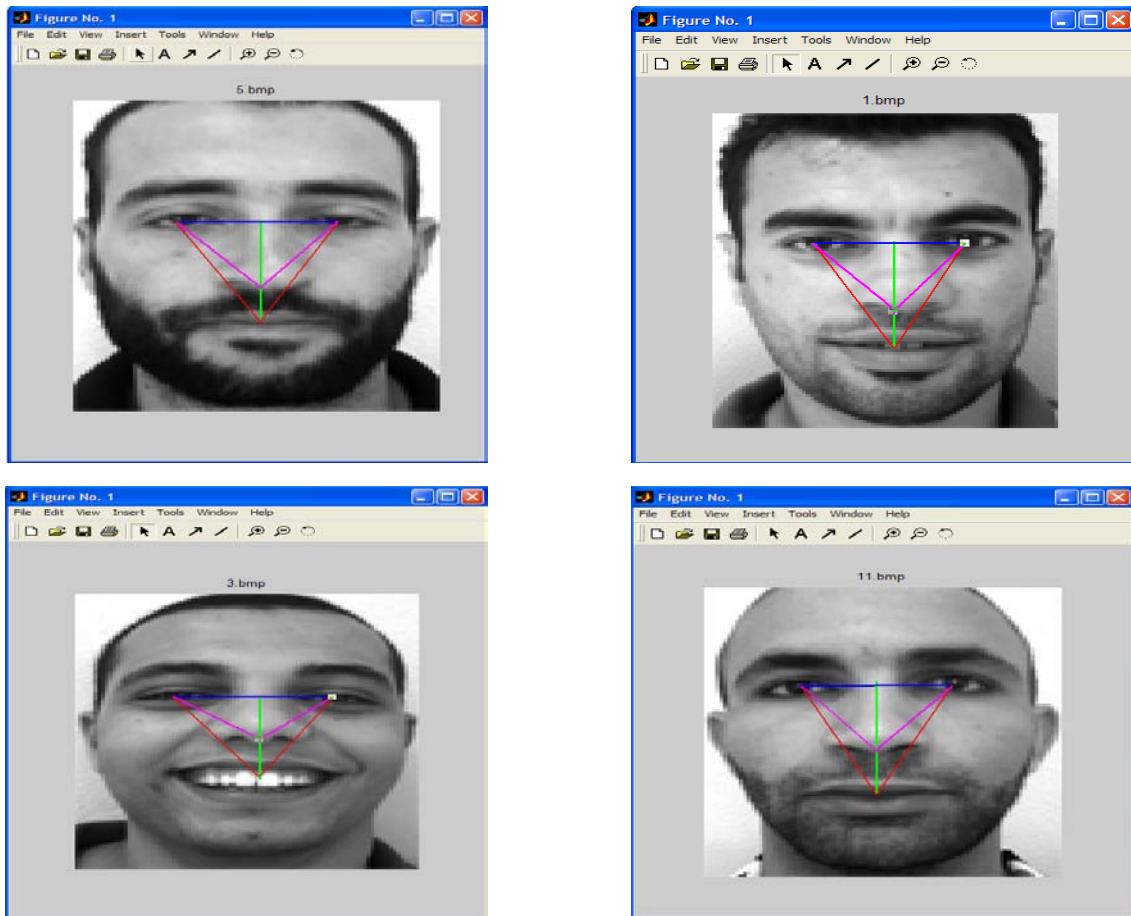


Figure IV.16 Application de la transformée de Hough pour la détection des axes de symétrie
Base GRIA

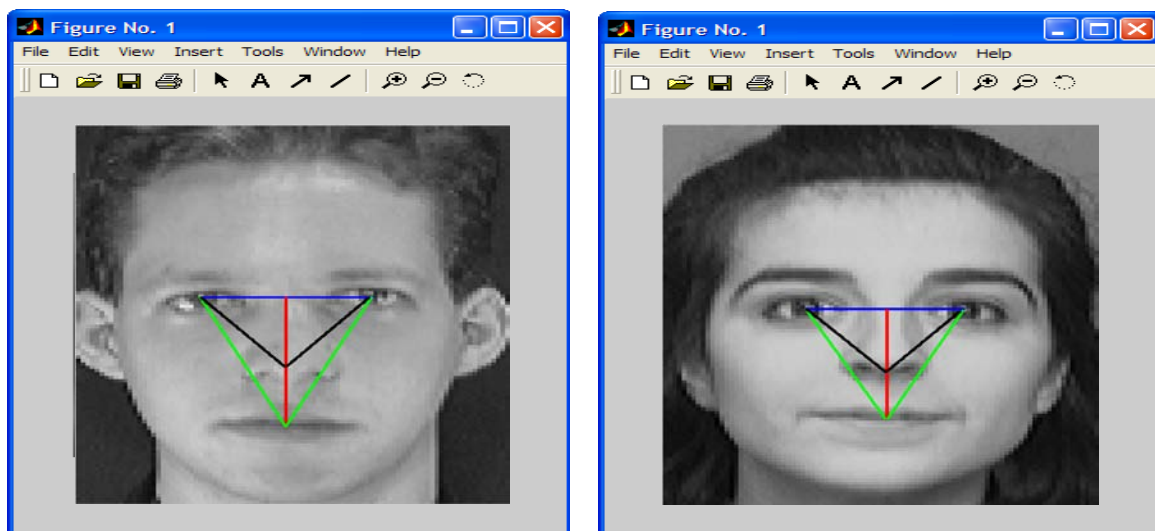


Figure IV.17 Application de la transformée de Hough pour la détection des axes de symétrie
Base ORL

Chose qui nous a permis de déceler cinq points, à partir desquels, on a extrait huit distances qui seront : AB , AC , CD , DE , DB , DA , EB , EA , figure IV.18, ces distances constitueront les composantes du vecteur des caractéristiques utilisé comme entrée pour nos trois classifieurs.

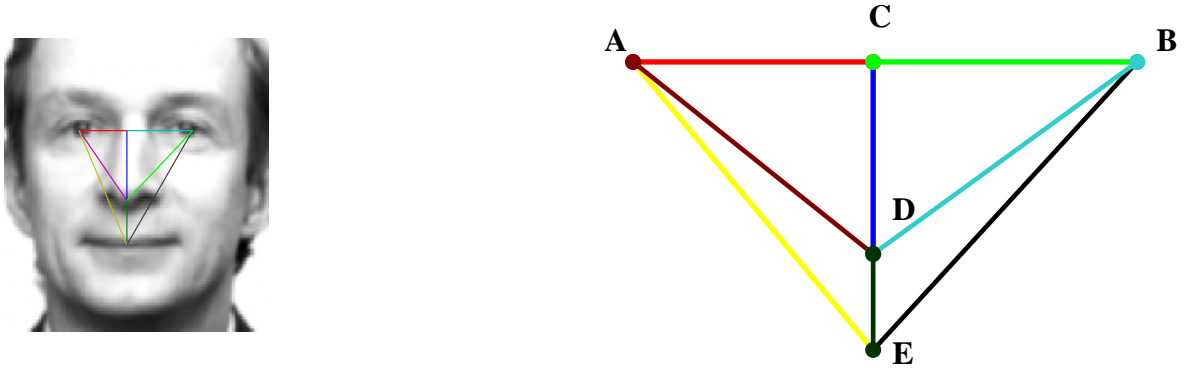


Figure IV.18 Extraction des points et distances constituant le vecteur des caractéristiques

6. APPLICATION DU CLASSIFIEUR ACP

6.1 L'ALGORITHME DE LA METHODE DES VISAGES PROPRES :

Cette approche consiste à présenter l'image d'un visage en terme d'un système optimal de coordonnées. Ceci est équivalent à trouver la composante principale de la distribution des faces, ou les vecteurs propres de la matrice de covariance de l'ensemble des faces. L'image est traitée comme une collection de traits qui, ensemble, caractérisent les variations dans les images des visages. Chaque visage contribue à leur définition et apparaît comme un semblant de visage, c'est de là que vient la dénomination « visage propre ».

Chaque image du visage peut être alors représentée en termes de combinaisons linéaires des visages propres, ou approximée en tenant compte seulement des vecteurs (visages) propres les plus significatifs, c'est à dire ceux associés aux plus grandes valeurs propres.

L'idée d'utiliser les vecteurs propres pour la reconnaissance a été motivée par une technique développée par Kirby et Sirovich en 1987 [Kir 87] qui consiste en la représentation de l'image de visage en utilisant l'ACP. Une phase d'initialisation constituée des étapes suivante est nécessaire :

1. Acquisition d'un ensemble initiale de M visages (ensemble d'apprentissage).
2. Calcul des visages propres de cet ensemble, en gardant juste les M' (M' < M) composantes associées aux plus grandes valeurs propres. Les M' visages propres définissent l'espace des visages.
3. Calcul de la distribution correspondante des poids de chaque individu en projetant ces images sur l'espace des visages. Une mise à jour de la base des visages peut être effectuée dès la présentation d'un visage. Les étapes utilisées pour reconnaître de nouveau visage sont :
 - Projeter l'image du visage à identifier sur l'espace des visages,
 - Calculer la distance euclidienne entre la projection de l'image test et celles de l'échantillon de projection.
 - La projection ayant la distance minimale avec la projection test sera considérée comme étant la plus susceptible d'être le visage à reconnaître.

L'Analyse en Composante Principale sera appliquée sur la base des images de visages, désormais représentée par une matrice individus, caractéristiques selon l'algorithme suivant :

Etape 1 : Calcul du tableau de données centrées et réduites par rapport aux variables \tilde{X} :

$$x' = (x_i - x_m) / s_i \quad \text{IV.1}$$

où x_m est la moyenne des x_i et s_i est l'écart type défini par :

$$s_i = \left(\sum_{i=1}^n ((x_i - x_m)^2 / n) \right)^{1/2} \quad \text{IV.2}$$

Etape 2 : Calcul des matrices de variance V_{ii} , de covariance V_{ij} et de corrélation R_{ij} :

$$V_{ii} = \sum_{i=1}^n (x_i - x_m)^2 / n \quad \text{IV.3}$$

$$V_{ij} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (x_i - x_{mi})(x_j - x_{mj}) / n \quad \text{IV.4}$$

$$R_{ij} = V_{ij} / (V_{ii} V_{jj})^{1/2} \quad \text{IV.5}$$

Etape 3 : Calcul des valeurs propres λ_i et des vecteurs propres V_i où λ_i sont les solutions de l'équation $\det (R-\lambda_i.I) = 0$:

$$R * V_i = \lambda_i * V_i \quad \text{IV.6}$$

Etape 4 : Classement des vecteurs propres dans l'ordre décroissant des valeurs propres associées

Etape 5 : Calcul des composantes principales :

$$CP_i = Xcr * U_i \quad \text{IV.7}$$

Etape 6 : Représentations graphiques.

Ces étapes se traduisent par l'organigramme suivant :

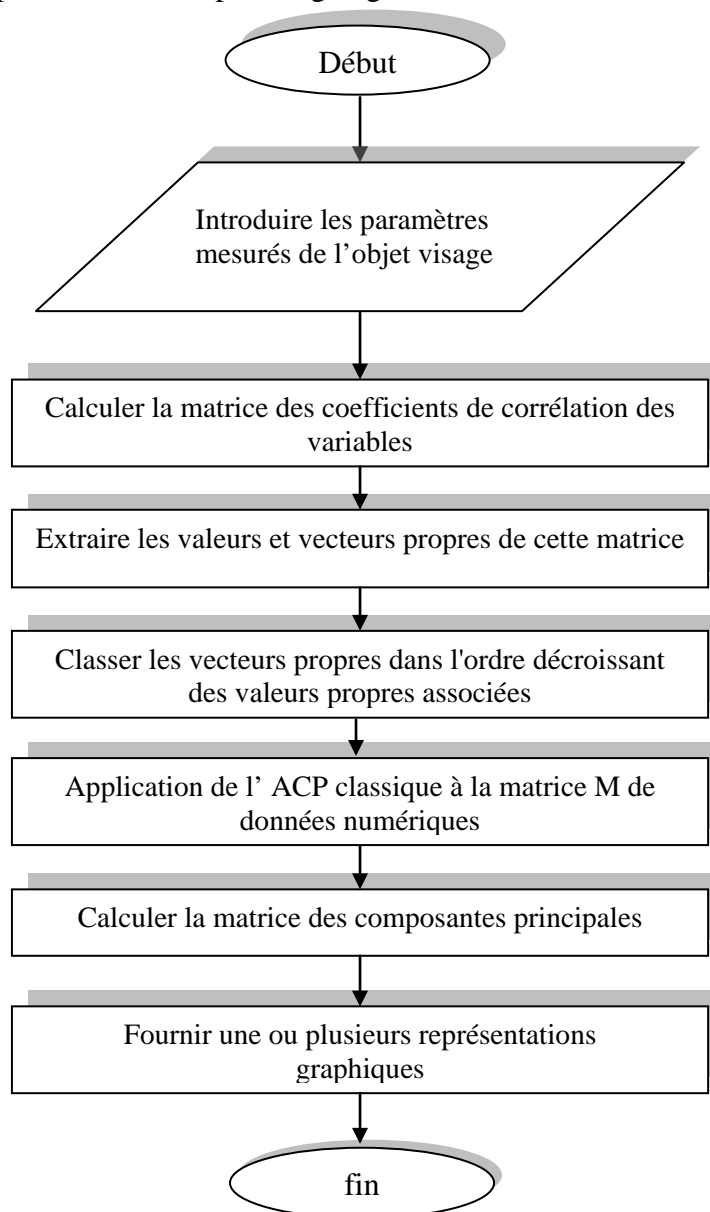


Figure IV.19. : Algorithme de la méthode de l'ACP

6.2 APPLICATION DE L'ACP SUR LA BASE DES IMAGES DE VISAGES

L'ACP, comme signalé dans le chapitre II, cherche à diminuer l'espace de représentation à deux ou trois dimensions sans perdre le maximum d'informations.

En triant les valeurs propres de la plus grande à la plus petite et même chose pour les vecteurs propres associés (étape4 de l'ACP), nous avons obtenu le graphe de distribution des valeurs propres suivant.

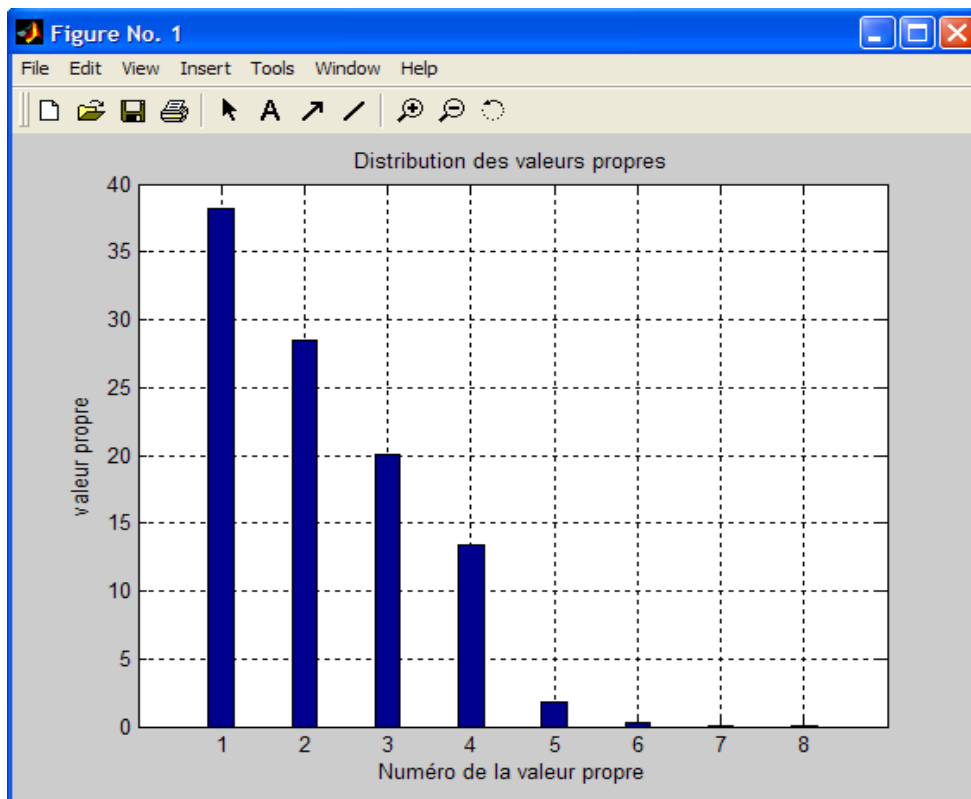
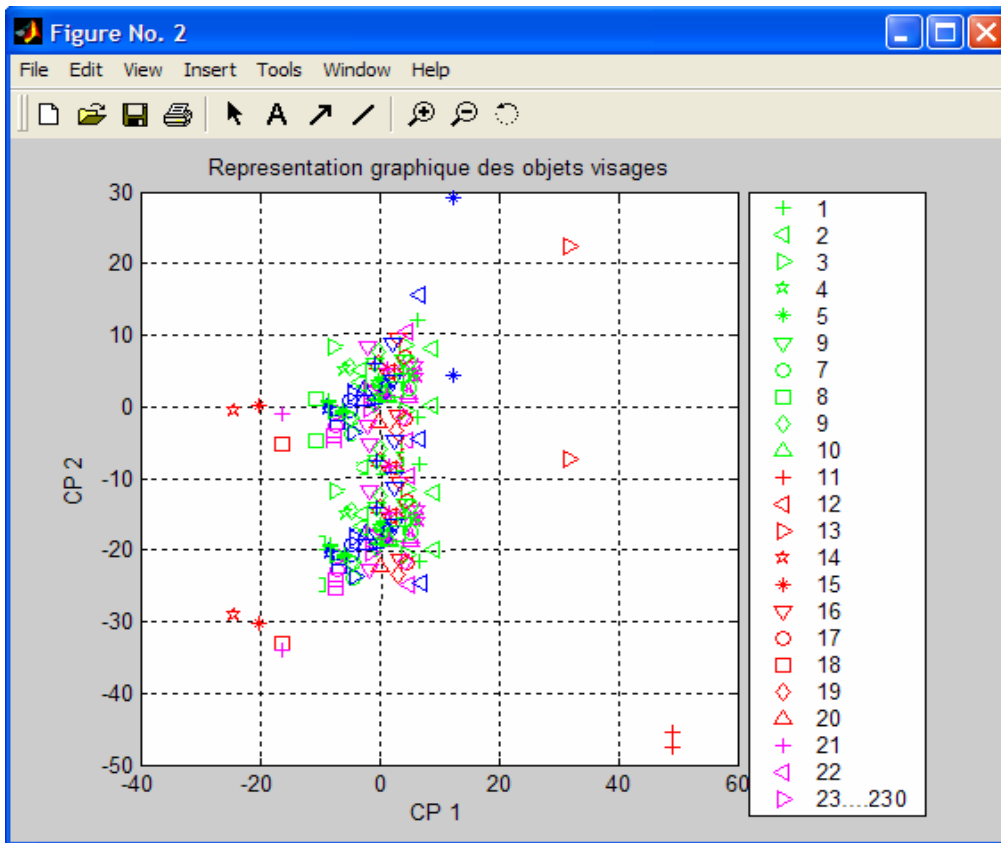


Figure IV.20 Distribution des valeurs propres

Le calcul des composantes principales permet de donner de nouvelles coordonnées pour chaque personne. Ces résultats permettent d'établir une nouvelle représentation suivant les 2 ou 3 composantes principales (axes principaux) au lieu des 8 dimensions précédentes.

La figure IV.21 donne la représentation des 230 personnes dans le plan des composantes principales 1 et 2, et la figure V.22 donne celle des mêmes personnes suivant les composantes 1 et 3.



FigureIV.21: Représentation graphique des objets visages sur pc1 et pc2

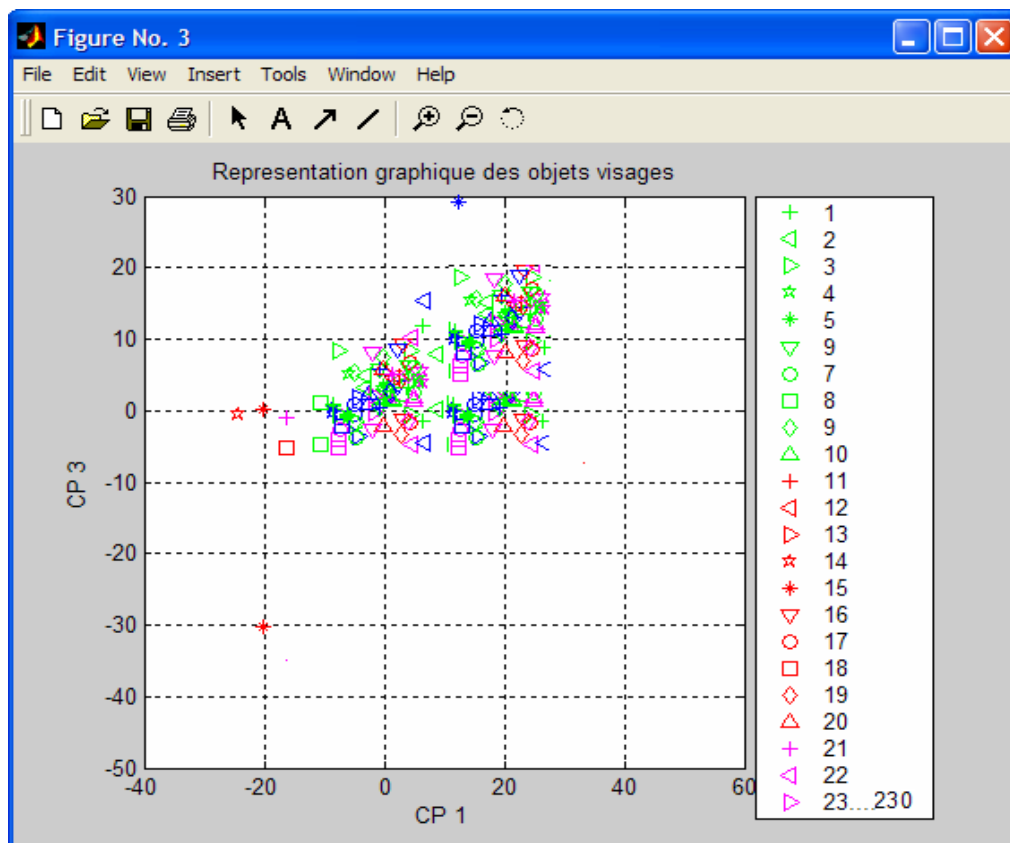


Figure IV.22: Représentation graphique des objets visages sur pc1 et pc3

Suivant cette représentation, nous voyons que chaque personne représentée est séparée de l'autre, mais il y a des classes qui se chevauchent à cause peut être de la ressemblance de certaines caractéristiques entre eux (qui ont des paramètres proches les uns des autres).

6.3 DETECTION D'UN NOUVEAU VISAGE :

Pour la classification d'une personne à reconnaître, nous projetons ces composantes sur cette représentation (l'espace des visages propres) où elle peut appartenir à une classe existante ou pas

En fin, pour décider à quelle classe la personne appartient, nous calculons la matrice de corrélation du vecteur projeté avec ceux des différentes classes. Le coefficient le plus grand permet de définir la classe d'appartenance et affiche la personne reconnue, la figure IV.23, illustre ces résultats.

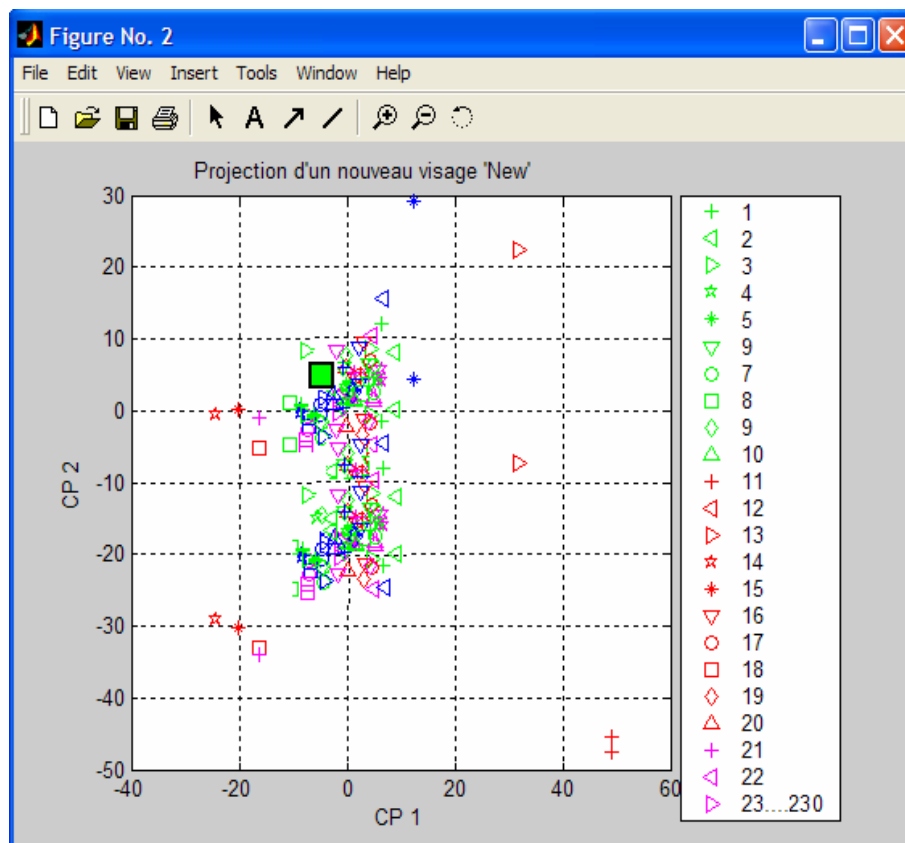


Figure IV.23: présentation graphique de personne à reconnaître sur pc1 et pc2

Pour notre cas, nous allons retenir les cinq projections les plus proches de la projection test au sens de la distance euclidienne, donc en sortie, l'ACP, fournira une liste des cinq identités, relatifs aux cinq projections avec leurs distances respectives.

Le tableau IV.1 montre les résultats obtenus en appliquant l'ACP sur notre base (290 images des 580 sont dédiées pour l'ACP), on a opté pour 230 ($\approx 80\%$) images pour la base de projection et 60 pour celle de test.

	Base de projection	Base de test
Taux de reconnaissance	99%	94.5%
Taux de rejet	1%	5.5%

Tableau IV.1 : Taux de reconnaissance obtenu par L'ACP

7. APPLICATION DE L'APPROCHE K-PPV :

Avec la méthode des K-PPV, il faut calculer la distance entre le vecteur des caractéristiques de la personne à identifier et chaque vecteur de la base, si le nombre de personnes dans la base est très grand, le coût des calculs sera trop élevé, pour remédier à ce problème, le système devra sélectionner un sous-ensemble parmi les individus de l'ensemble global, dans notre cas la base fusionnée sur laquelle vont porter nos tests n'est pas assez volumineuse, donc, on prendra l'ensemble de la base. De ce fait, le calcul des distances D_i (distance de Manhattan chapitre II) entre le vecteur des caractéristiques de l'individu test $V(AB, AC, CD, DE, DB, DA, EB, EA)$ et chaque élément de la base des visages..

Quand une distance D_i est calculée, on la compare avec un seuil S , si elle dépasse ce seuil alors le candidat i ne ressemble pas à l'individu à identifier et il est par conséquent rejeté. Le seuil S constitue au fait la distance maximale qui peut exister entre deux images du même individu, théoriquement cet écart doit être nul mais en pratique, ceci n'est pas vrai à cause des variations de plusieurs paramètres tels que l'éclairage, le vieillissement

Une fois les K distances sont trouvées, les identités qui s'y rapportent et qui correspondent aux k individus qui ressemblent le plus à l'individu test sont affichés dans une liste ordonnée en commençant par le plus ressemblant, c'est-à-dire dans un ordre croissant des distances

La figure IV.24 représente l'organigramme de l'approche des K plus proches voisins.

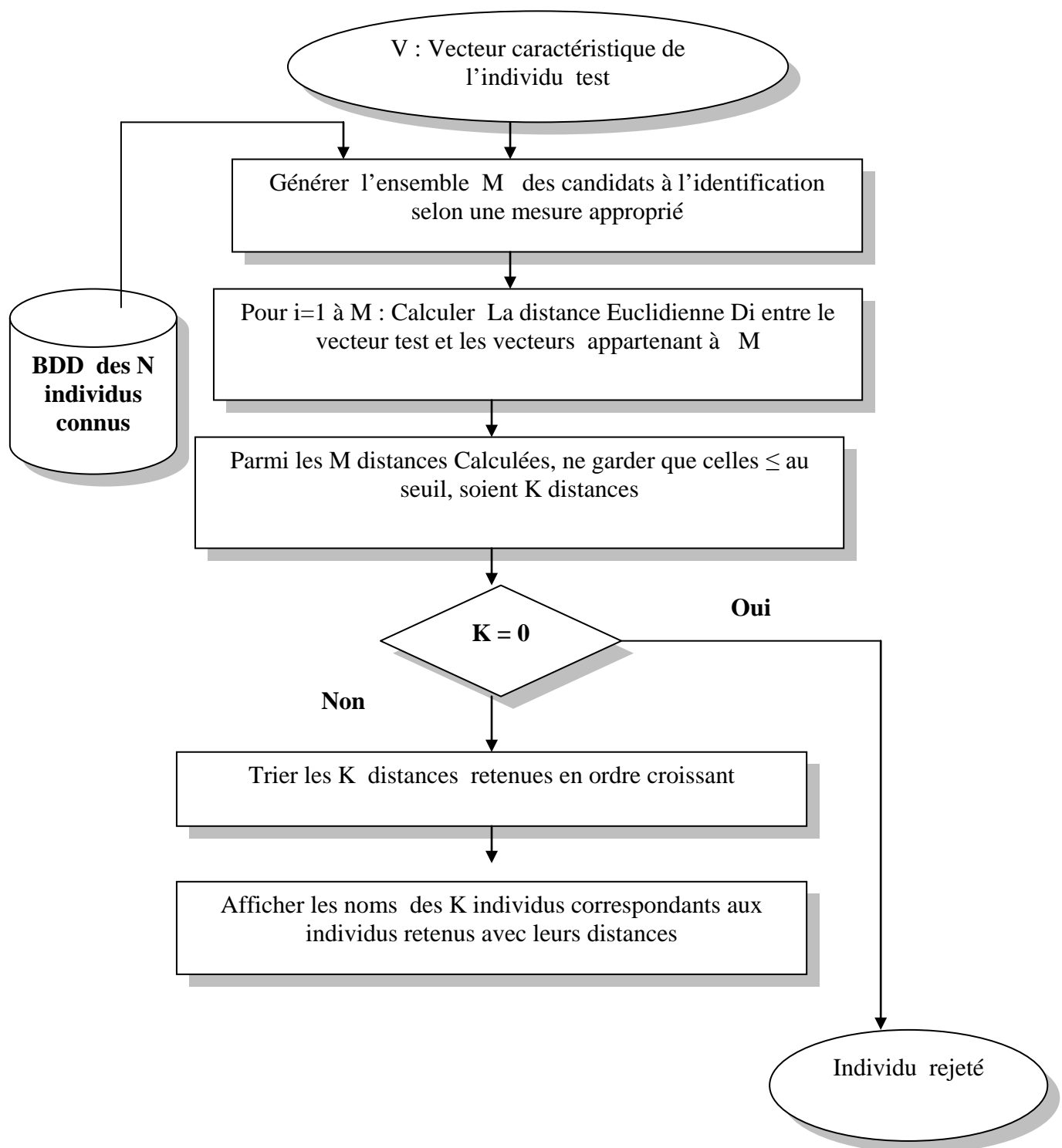


Figure IV.24 Organigramme de l'approche des K plus proches voisins.

Comment déterminer K ?

Le choix du nombre k de voisins peut être déterminé par utilisation d'un ensemble test ou par validation croisée. Une heuristique fréquemment utilisée est de prendre k égal au nombre d'attributs plus 1.

Dans notre cas, pour déterminer le K optimal, on a procédé par test, on donné des valeurs pour k, et on a calculé le taux de reconnaissance sur trois bases de référence construit 290 images restantes des 580 images (les autres 290 images sont dédiées pour l'ACP), on a obtenu les résultats suivants tableau IV.2

Taux de Reconnaissance %			
K	Base 1 : 110 images	Base 2 : 100 images	Base 3 : 80 images
1	85,20	84,39	84,47
3	89,36	87,40	86,94
5	96,39	95,65	95,10

Tableau IV.2 : Taux de reconnaissance des visages pour KPPV

De ces résultats, on peut constater que pour k=3 et k=5 les taux de reconnaissance sont assez stables, avec une légère amélioration pour K=5.

Pour la détection d'un nouveau visage, on applique l'algorithme de l'organigramme IV.24, mais en fixant la valeur de K à 5, le schéma suivant montre la représentation graphique des cinq plus proches voisins à l'individu test.

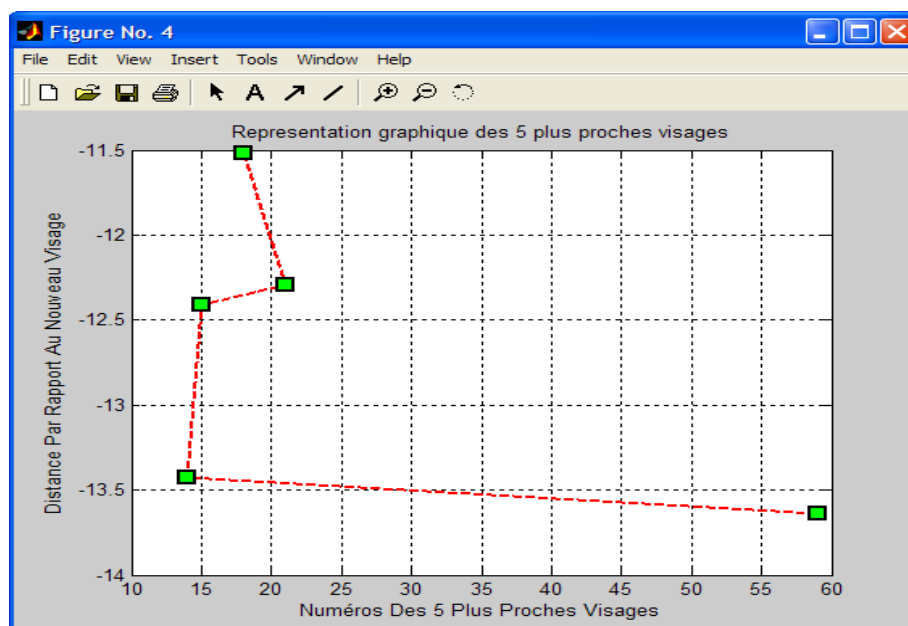


Figure IV.25 Représentation graphique des cinq plus proches voisins d'un visage test

Remarque : lors de l'implémentation , on a essayé également de déterminer la valeur de K par la validation croisée, il est à rappeler que la validation croisée [Gos 00] est utilisée lorsque nous n'avons pas beaucoup de données et que notre méthode (l'algorithme) a besoin de « toutes » les données. En appliquant la validation croisée, le taux d'erreur minimal a été enregistré pour K égalant 5 (mis à part K=1), la figure IV.26 en montre l'interprétation graphique, chose qui a renforcé le résultat obtenu par essai et test.

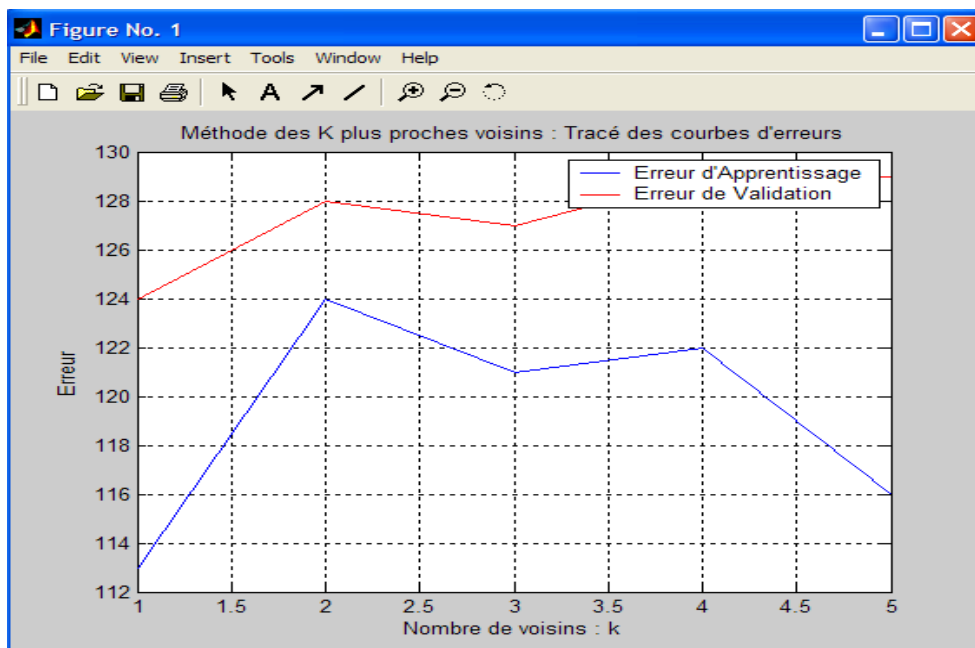


Figure IV.26 : Application de la validation croisée pour la détermination du K optimal

8. APPLICATION DE L'APPROCHE K-PPV FLOUE :

La méthode k-PPV flou cherche à déterminer le *degré d'appartenance* du visage test différentes identités, on affecte alors à ce visage l'identité dont le degré d'appartenance est maximum [Far 06]

Au par avant on a déterminé K optimal, on a procédé comme pour le deuxième classifieur, on a donné des valeurs pour k, et on a calculé le taux de reconnaissance sur trois bases de référence construites de 290 images, on a obtenu les résultats suivants tableau IV.2, chose qui nous a permis de fixer K égal à 5.

K	Taux de Reconnaissance %		
	Base 1 110 images	Base 2 100 images	Base 3 80 images
1	85,00	83,99	83,47
3	90,15	89,22	87,82
5	96,25	95,98	95,17

Tableau IV.3 : Taux de reconnaissance des visages pour KPPV Floue

L'introduction de l'imprécision et de l'incertitude générée par la notion de floue se situe très bien sur le problème de reconnaissance des visages humains, puisque il y a l'influence de la variation de pose, d'éclairage, le port de lunettes, l'expression faciale..., ce qui rend les images d'un même visage fortement différentes.

Nous cherchons le degré d'appartenance de chaque voisin (noté Y_j) par rapport aux identités références (notées classe i), pour chaque identité référence nous avons p_i prototypes notés Z_p , cette fonction d'appartenance [Sin 99] est de la forme IV.8 [Far 05] :

$$\mu_i(y_j) = \left[1 + \left(\max_{p=1, \dots, p_i} d(y_j, z_p) / F_d \right)^{Fe} \right]^{-1} \quad \text{IV.8}$$

Cette fonction permet d'introduire du flou. Lorsque tous les degrés d'appartenance des voisins ont été testés par rapport à l'ensemble d'apprentissage, on calcule alors le degré d'appartenance de X noté : $\mu_i(X)$ par rapport à chacune des identités de ces K plus proches voisins, par la formule IV.9, on affecte ce visage à l'identité dont le degré d'appartenance est maximum.

$$\mu_i(x) = \left\{ \mu_i(y_j) * \exp(-\alpha * d(x, y_j) / d_m) \right\} \quad \text{IV.9}$$

Où d_m représente la distance euclidienne moyenne entre les visages d'une même personne dans l'ensemble d'apprentissage (bases de références). α , Fe , Fd sont des constantes floues, qui ont été fixées expérimentalement aux valeurs suivantes: $\alpha=0,60$, $Fd=1$, $Fe=1$.

Pour pouvoir appliquer donc la logique floue sur la liste fournie par le classifieur K-PPV Flou, on a appliqué la formule IV.9 sur chacune des distances relatives aux identités fournies en sortie :

Sur les bases de références, on a pris la plus grande et la plus petite des distances fournies par ce classifieur, et on a déterminé avec celles-ci un intervalle [distance min,distance max], puis pour fuzzifier les distances, on en a proposé deux : distance grande et distance petite de telle sorte :

di est grande si di appartient à l'intervalle [distance min, (distance min+distance max)/2], sinon elle est petite ,la figure IV.27 en montre le procédé.

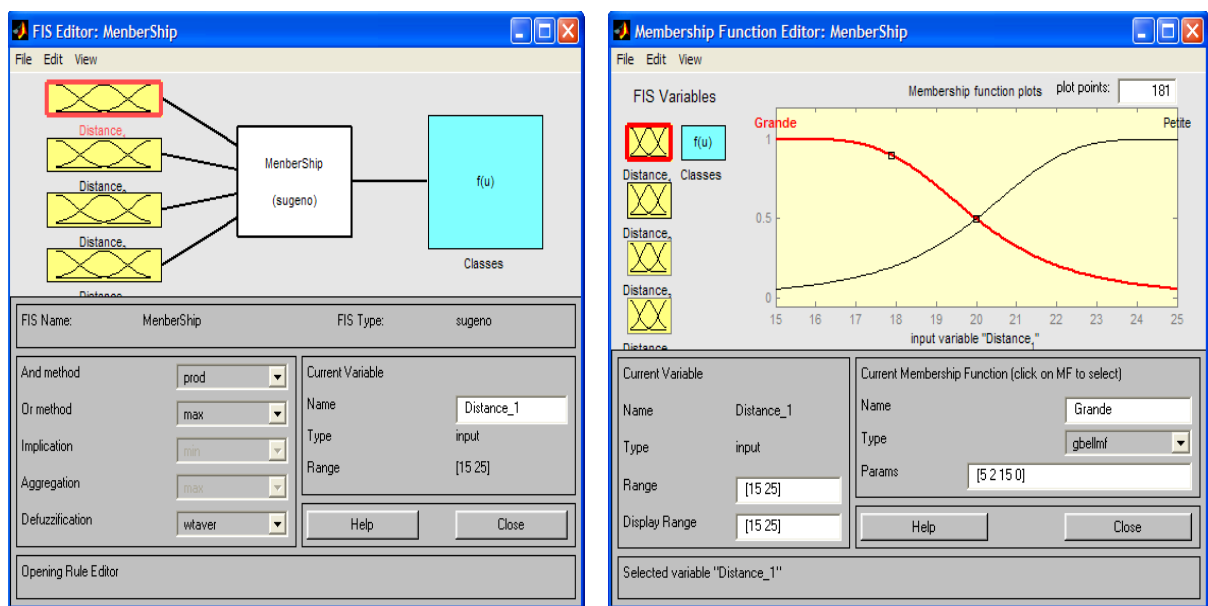


Figure IV.27: Application de la formule IV.9 sur les distances

Et selon la distance (grande ou petite), la formule IV.9 en déterminera le degré d'appartenance (figure IV.28).

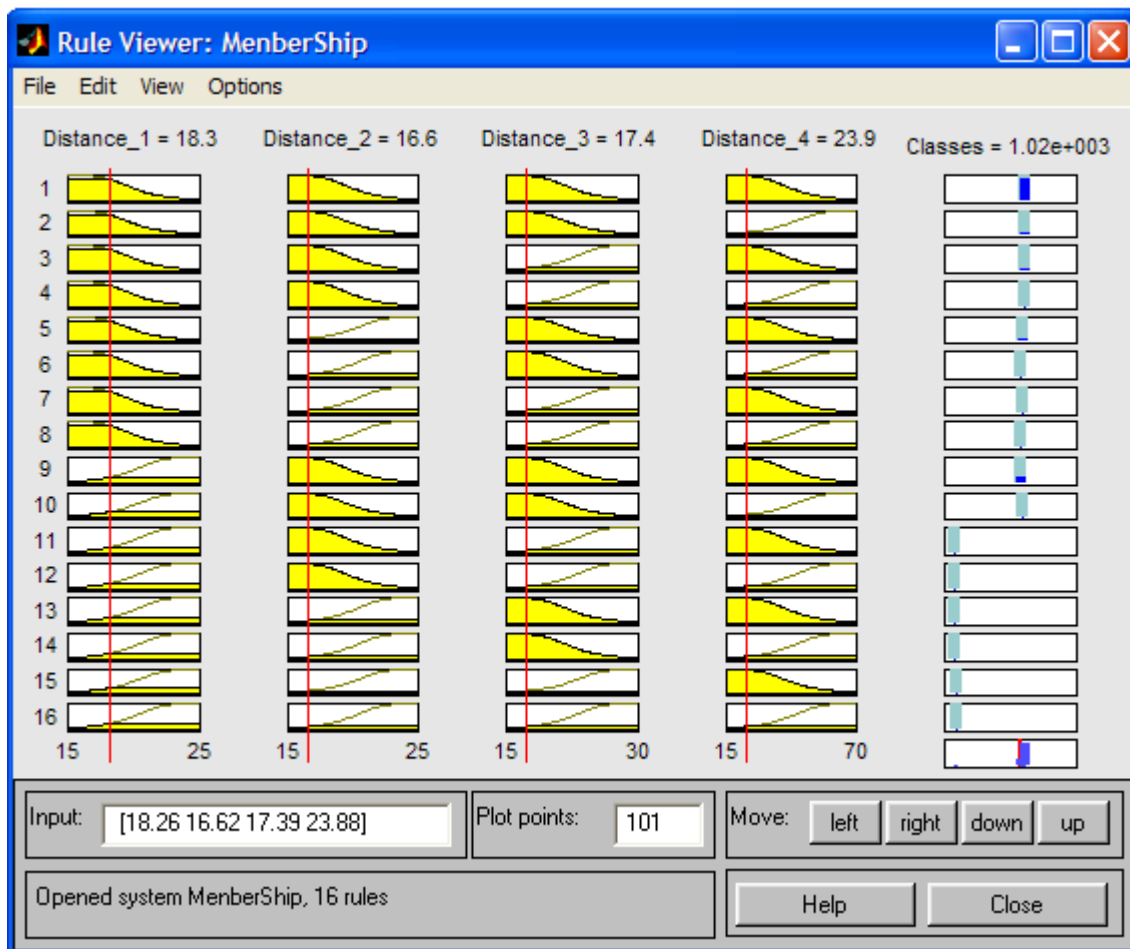


Figure IV.28 : Les distances converties en degré d'appartenance

9. LE MODULE DE COMBINAISON :

Comme mentionné au chapitre III, plusieurs stratégies de combinaison sont possibles selon l'architecture de la combinaison [Tol 00a] [Tol 00b], on peut multiplier ou additionner les valeurs de confiances obtenus par les trois classifieurs ou bien utiliser les valeurs minimales/ maximales [Kit00a]. Pour ce faire, cette combinaison nécessite une *interprétation unique* des valeurs de confiances obtenues par les classifieurs, pour notre cas, cette interprétation unique pourrait être la probabilité à posteriori $P(w_i/x)$ pour chaque exemple x [Far 05], (x dans notre cas est une identité), il faudrait donc convertir les distances et les degrés d'appartenance obtenus en probabilité à posteriori.

Comme règle de combinaison , on a opté pour la sommation à cause de sa simplicité [Dui00] [Far05], donc chacun des trois classifieurs fournira une liste de cinq identités, ou chacune d'elles sera accompagnée d'une mesure qui sera convertie en probabilité à posteriori suivant les règles IV.10, IV.11, et IV.12 respectives aux trois classifieurs, la combinaison s'effectuera en fusionnant les trois listes, et en sommant les probabilités obtenues concernant chaque identité.

9.1 LA CONVERSION :

La conversion des mesures fournies en probabilités se fera comme suit :

- Pour le classifieur ACP, $P(w_i/x)$ est calculée pour chaque identité w_i qui apparaît dans la liste générée par le classifieur [Xu 92] ;

$$P(w_i / x) = \frac{1/d_i}{\sum \frac{1}{d_i}} ; i = 1 \dots 5 \quad \text{IV.10}$$

Où d_i est la distance (distance de projection) associée à la i ème identité dans la liste fournie par le classifieur.

- Pour le classifieur k-PPV, on utilise la somme des inverses des distances des identités comme fonction discriminante, donc $P(w_i/x)$ est calculée pour chaque identité w_i qui apparaît dans la liste générée par le classifieur [Xu 92] ;

$$P(w_i / x) = \frac{1/d_i}{\sum \frac{1}{d_i}} ; i = 1 \dots 5 \quad \text{IV.11}$$

Où d_i est la distance associée à la i ème identité dans la liste fournie par le classifieur.

- Pour le classifieur k-PPV Floue, $P(w_i/x)$ est calculée pour chaque identité w_i qui apparaît dans la liste générée par le classifieur ;

$$P(w_i / x) = \frac{1/\mu_i}{\sum \frac{1}{\mu_i}}; i = 1 \dots 5 \quad \text{IV.12}$$

Où μ_i est le degré d'appartenance associée à la i ème identité dans la liste fournie par le classifieur.

9.2 LA COMBINAISON :

Si une identité figure dans les trois listes, sa probabilité sera égale à la somme de ces trois valeurs de probabilités divisée par trois, si par contre, elle n'apparaît que dans deux listes, sa probabilité d'être l'identité du visage test sera la somme de ces deux valeurs de probabilités divisée par deux, sinon, elle garde sa valeur de probabilité obtenue dans l'unique liste où elle apparaît [Far05]; la liste globale sera triée dans ordre décroissant des valeurs de probabilités, donc l'identité la plus susceptible d'être le visage test sera en tête de liste.

❖ Castrivial

On appliquant cette combinaison, on a rencontré un cas trivial, dans le cas où le classifieur fournit l'identité exacte du visage test, par conséquent; la distance qui lui sera associée sera automatiquement nulle, de ce fait son inverse ($1/d_i$) sera égal à l'infini, et même la somme des ($1/d_i$) sera à son tour égale à l'infini, pour palier à ce problème, on a ajouté un test avant la conversion, il consiste à parcourir les trois listes fournies par les classifieurs, si l'une des d_i ($i=1\dots 5$) est égale à 0, elle n'intervient pas dans le module de conversion en probabilité, sa probabilité sera automatiquement égale à 1.

10. Résultats et Discussion

Comme déjà mentionné, on a utilisé trois bases distinctes pour essayer une simulation plus large de notre système, ces bases sont : la base ORL (400 images), la base OVN (200 images), et enfin la base conçue par [Las 06] qu'on a appelé GRIA (100 images), ce qui fait un total de 700 images, nous avons utilisé 290 images pour l'ACP dont 230 pour la base de projection et 60 pour la base test ; 290 images étaient dédiées pour la construction des bases de références des deux autres classifieurs K-PPV et K-PPV flou, et les 120 images restantes étaient consacrées pour la validation globale.

Nous avons appliqué chaque classifieur indépendamment des autres, nous avons obtenu les résultats suivants :

Approche	Taux de reconnaissance
ACP	96,60%
KPPV	95,99%
KPPV Floue	97,48%

Tableau IV.4 : Taux de reconnaissance des visages dégagé par chaque classifieur

Ce que nous pouvons relevé, est que le classifieur flou fournit un taux plus au moins supérieur à celui dégagé par les deux autres; Une fois la conversion et la combinaison appliquées, nous avons retenu un taux de reconnaissance avoisinant les 98,35 %, nous pouvons estimer que ce résultat est assez intéressant par rapport à celui de chaque classifieur pris individuellement, ceci vient renforcer la devise concernant les multi classifieurs: « la performance d'un comité de classifieurs surpasse celle de n'importe quel classifieur (membre du comité) pris séparément » [Kit 00], on a pu également constater :

- Dans 98% des cas, le classifieur flou fournit l'identité exacte dans sa liste de sortie, et dans 94%, elle est située en tête de liste.
- Le temps de calcul des deux classifieurs géométriques est inférieur à celui exploité par l'ACP, ceci peut être expliqué par le temps mis pour le calcul des valeurs propres et des vecteurs propres.
- 52 % des visages mal classés sont ceux où le visage est orienté de manière trop importante (cas rencontré le plus au niveau de la base GRIA).
- Le temps de conversion et de combinaison est quasi insignifiant devant le temps de classification, donc la combinaison utilisée n'affecte en rien le temps de la classification globale.

CONCLUSION GENERALE

L'ultime objectif de notre projet était bien évidemment la réalisation d'un système de reconnaissances des visages humains faisant intervenir plusieurs classifieurs afin de tirer profit de leurs performances et d'en augmenter par conséquent le taux de reconnaissance , nous avons donc essayer de varier les classifieurs en les choisissant de nature différente, et même lorsqu'il sont de la même famille, on a essayer d'introduire une certaine distinction entre eux ; Pour cela on a mis au point un comité de trois techniques simples, à savoir celle des visages propres, celle des KPPV, et enfin une KPPV floue ;

Pour essayer d'élargir notre simulation et la réaliser sur des données diversifiées, trois bases d'images de visages ont été utilisées ORL, OWN et GRIA, mais au par avant, on les a toutes normalisé, puis elles ont subi une série de prétraitements pour pouvoir être exploitées par nos trois classifieurs.

La transformée de Hough, outil très puissant et robuste à la fois, nous a permis de dégager les axes de symétrie existants dans chaque visage, chose qui nous a mené à en tirer huit distances entre points caractéristiques du visages, ces dernières ont constitué le vecteur des caractéristiques utilisé comme entrée pour le système de reconnaissance.

Chacun des trois classifieurs a été élaboré séparément avec une partie de la base, leurs paramètres respectifs étaient par conséquent dégagés. Nous avons par la suite testé chacun d'eux sur la même base de validation, puis on a appliqué la combinaison, le taux de 98,35 % de bonne reconnaissance vient renforcer le fait que les comités ou les multi-classifieurs possèdent des performances supérieures à celles de n'importe quel membre du comité pris individuellement.

Ce que nous projetons dans l'avenir :

- Utiliser des vecteurs de caractéristiques distincts comme entrée pour les classifieurs, c'est-à-dire essayer d'avoir différentes représentations du visage.
- Prendre en considération l'état émotionnel (peur, joie, tristesse, étonnement.....), ceci revient à prendre en considération la forme des sourcils et la largeur de la bouche.....

- Prendre en considération les vues de profil des la phases d'extraction des caractéristiques : la largeur du nez, et l'angle d'inclinaison de celui-ci.
- Prendre en compte l'origine ethnique en capturant les propriétés chromatiques , des travaux pour la détection des visages ont été élaborés se basant sur ce concept, pourquoi pas l'identification
- Enrichir la base GRIA, ce qui nous permettra d'avoir une réelle base évolutive, et disponible à la fois.
- Pourquoi pas des classifieurs par régions ?, ou chacun d'eux sera dédié pour la reconnaissance d'une partie du visage , le résultat final sera effectué par une méthode de fusion de données, une telle combinaison est plus susceptible de reconnaître les expressions faciales,

- [[Abd 94](#)] H. Abdi : *Les Réseaux de neurones*. Presses Universitaires de Grenoble, 1994.
- [[Abd 96](#)] H.Abdi, D.Valentin, A.J.Toole "A Generalized auto-associator model for face processing and categoation "In d.Levine pp 539-562,1996
- [[Abd 99](#)] H.Abdi, D.Valentin, "Modèles Connexionnistes et Numériques pour la mémoire des visages" *Psychologie Française*,39(6) pp 330-374 ,1999
- [[Art 01](#)] Artiklar Metin, Watta Paul (2001).*Training algorithms for robust face recognition using atemplate-matching Approach*. Department of Electrical and Computer Engineering. WayneState University. Detroit, MI 48202.
- [[Art 03](#)] Artiklar Metin, Xiaoyan Mu, Mohamad H.Hassoun (2003).*Local Voting Networks for Human Face Recognition*. Department of Electrical and Computer Engineering. Wayne StateUniversity. Detroit, MI 48202.
- [[Baa 95](#)] MC.Baatouche « Reconnaissance des formes » P.G électronique 1995.
- [[Bau 02](#)] Baudouin Jean-Yves . *Reconnaissance du visage, expression et genre*. Thèse de doctorat, Université Lyon II. 2002
- [[Ben 01](#)] B. Benjamin. Analyse en composante principale, projet 2nd semestre 2001
- [[Ben 00](#)] C.Bencheriet, «Reconnaissance de visages par approche géométrique», mémoire de magister, soutenu le 27 septembre 2000.
- [[Bey 94](#)] Beyer U, Smieja F, ' Learning from examples, agent teams, and the concept of reflection.', *International journal of pattern recognition and artificial intelligence*,1994
- [[Bre 84](#)] L .Breiman., Friedman J., Olshen R. A., Stone C. J., '*Classification and regression trees.*', Wadsworth International Group, Belmont, CA, 1984.
- [[Bru 93](#)] R. Bruneli and T. Poggio, "Face recognition: features versus templates," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*,vol. 15, pp. 1042-1052, 1993.
- [[Bru 98](#)] V.Bruce, P.J.B.Hancock, A.M.Burton,"Human face perception and identification .In face recognition: From theory to application ,Eds.Springer-Verlag,Berlin,Germany,51-72-1998
- [[Cac 96](#)] Cachermann B, Bunke H, 'Combination of classifiers on the decision level for Face recognition', *Rapport technique*, University of bern, 1996
- [[Cha03](#)] Chang K, Bowyer K.W and S. Sarkar, "Comparison and combination of ear and face images in appearance-based biometrics," *IEEE Trans. On Pattern analysis and machine intelligence*, vol. 25, no. 9,September 2003.

- [[Che95](#)] R.Chellappa, C.L Wilson , S.sirohey :’’Human and machine recognition of faces’’: A survey.Proceedings of the IEEE,p.705-740,1995
- [[Clu 03](#)] Clusif :’’Techniques de contrôle d’accès par Biométrie ‘‘ Juin 2003
<http://www.clusif.asso.fr>
- [[Cox 96](#)] I.J. Cox, J. Ghosn, and P.N. Yianios, “Feature-Based face recognition using mixture-distance,” *Computer Vision and Pattern Recognition*, 1996.
- [[Dui 00](#)] Duin R., Tax D., 'Experiments with classifier combination rules.', Dans: J. Kittler and F. Roli, editors. *Proc. of the First Int. Workshop on Multiple Classifier Systems*, Springer, pages 16–29, Cagliari, Italy, 2000
- [[Ell 86](#)] HD.Ellis ,M.Jeeves, F.Newcombe, A.Young: “Aspects of face’’Processing Martinus Nijhoff Publishers,p.426-441,Dordrecht,1986
- [[Far 96](#)] M. J Farah,. (1996). Is face recognition “special” ? Evidence from neuropsychology.*Behavioral Brain Research*, 76, 181-189.
- [[Far 05](#)] N.Farah, ’’Systèmes Multiclassifieurs: Application à la reconnaissance de mots Arabes manuscrits ‘‘ thèse de doctorat université d’Annaba ,Département d’informatique ,LRI 2005
- [[Fau 90](#)] C.Faure,’’Reconnaissance des formes ‘‘Juin 1990 h 1920 pp :1-15
- [[Fra 88](#)] Francis Galton, “Personal identification and description,” *In Nature* ,pp. 173-177, June 21, 1888.
- [[Gia 01](#)] G.Giacinto, F.Roli, “ Automatic design of multiple classifier systems by unsupervised learning’’, *Computing Journal* 2001
- [[Gil 00](#)] R Gilleron., M .Tommasi., 'Découverte de connaissances à partir de données.', Cours donné à l’IUP MIAGE troisième année à Lille 1, 2000
- [[Gol71](#)] A.J. Goldstein, L.D. Harmon, and A.B. Lesk, “Identification of human faces,” *Proc. IEEE*, vol. 59, pp. 748, 1971.
- [[Gos00](#)] b.Gosselin, ‘‘ Classification et Reconnaissance statistique de formes ‘‘ Notes de Cours ,Faculté Polytechnique de Mons ,2000
- [[Guo00](#)] Guo.G, Li . S.Z., and Chan .K, “Face recognition by support vector machines,” *In proc. IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 196-201, 2000.
- [[Ham03](#)] Z. Hammal, N.Eveno, A.Caplier, PY.Coulon’’ Extraction des caractéristiques faciales dans une séquence vidéo’’ LIS, INPG, Rapport d’activité 2003
- [[Han 90](#)] Hansen L. K., Salamon P., ‘Neural network ensembles.’, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol 12, n°10, pages: 993–1001, 1990.

- [[Has 01](#)] Hastie T., Tibshirani R., Friedman J., '*The Elements of Statistical Learning.*', Springer-Verlag, 2001.
- [[Hax 00](#)] Haxby, J.V., Hoffman, E.A. et Gobbini, M.I. (2000). The distributed human neural system for face perception. *TICS*, 4, 223-233.
- [[Hei 01](#)] B. Heisele, P. Ho, and T. Poggio, "Face recognition with support vector machines: Global versus component-based approach," in *International Conference on Computer Vision (ICCV'01)*, 2001.
- [[Heu 02](#)] L.Heute,"Combinaison de classifieurs, pourquoi et comment les combiner?"', Université de Rouen, 2002.
- [[Ho94](#)] Ho T, HULL JJ, Srihari S., 'Decision combination in Multiple Classifier systems.',*IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol 16, No 1,pages: 66-75, Janvier 1994
- [[Ho 03](#)] Ho-Man Tang, Michael Lyu, and Irwin King, "Face recognition committee machine," In *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP 2003)*, pp. 837-840, April 6-10, 2003.
- [[Hon98](#)] L. Hong and A. Jain, "Integrating faces and fingerprints for personal identification," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 12, pp. 1295-1307, Dec. 1998.
- [[Hu 82](#)] M.K.Hu, "Visual pattern recognition by moment invariants," *IRE Trans. Information Theory*, vol. 8, pp. 179-187, 1982.
- [[Hua 94](#)] Huang YS, Suen CY, 'A method of combining multiple classifiers- a neural network approach.' Dans: *International Conference on Pattern Recognition*, pages,473-475, Jerusalem 1994.
- [[Hua 02](#)] J. Huang, V. Blanz, and B. Heisele, "Face recognition using Component-Based support vector machine Classification and Morphable models," *LNCS 2388*, pp. 334-341, 2002.
- [[Hul 98](#)] Hull D. A., 'Improving text retrieval for the routing problem using latent semantic indexing.', Dans Croft, W. B. and van Rijsbergen, C. J., editors, *Proceedings of SIGIR-94, 17th ACM International Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pages 282-289, Dublin, IE. Springer Verlag, Heidelberg, DE 1998.
- [[Int 96](#)] N.Intrator, D.Reisfeld, Y.Yeshurun,"' face recognition using hybrid supervised / unsupervised neural network'". *Pattern recognition Letter* 17 pp 64-76 June 1996

- [Joh 02] John A. Black, M. Gargesha, K. Kahol, P. Kuchi, Sethuraman Panchanathan, "A Framework for performance evaluation of face recognition algorithms," in Proceedings of the International Conference on ITCOM, Internet Multimedia Systems II, 2002.
- [Jon 00] K.Jonsson, J. Mates, J. Kittler and Y.P. Li, "Learning support vectors for face verification and recognition," *Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition 2000*, pp. 208-213, Los Alamitos, USA, March 2000.
- [Kam 93] Kamel.M.S, H.C.Shen, A.K.C. wong et R.I. Campeau :*system for the recognition of human faces*. IBM systems journal,Vol 32,No 2,pp .307-320,1993
- [Kan 73] T. Kanade, "Picture processing by computer complex and recognition of human faces," technical report, Dept. Information Science, Kyoto Univ., 1973.
- [kar 02] B.Karl "Biométrie :Présentation Personnelle" Edition Spéciale 2002
- [Kay 72] Y. Kaya and K. Kobayashi, "A basic study on human face recognition," *Frontiers of Pattern Recognition*, S. Watanabe, ed., pp. 265, 1972.
- [Ker 05] S.Kermi, A.kermi, c.Belfar, R.Doghmane,"Detection automatique des visages humains basée sur la couleur de la peau et les machines à vecteurs de Supports" Proceeding of the international workshop on "Text , image & speech Recognition" pp :150-159 ,December 12-13 2005
- [Kim 02] K. I. Kim, K. Jung, and J. Kim, "Face recognition using support vector machines with local correlation kernels," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 16 no. 1, pp. 97- 111, 2002.
- [Kir 90] M. Kirby and L. Sirovich, "Application of the Karhunen- Loève procedure for the characterisation of human faces," *IEEE Trans.Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, pp. 831-835, Dec.1990.
- [Kit 97] J.Kittler, A.Hojjatoleslami, T.Windeatt,"strategies for combining classifiers employing shared and distinct pattern recognition",Pattern recognition Letters, Vol 18 N°11-13,pp 1373-1377,1997
- [Kit 98] Kittler J., Duin R. P. D., Hatef M., 'On combining classifiers.', *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol 20, pages:226–239, 1998.
- [Kit 00a] Kittler J., Roli F., editors. *Proc. of the First Int. Workshop on Multiple Classifier Systems, Cagliari, Italy, 2000. Springer.*
- [Kit 00b] J. Kittler , "Combining multiple classifiers by averaging or by multiplying?" *Pattern Recognition*, 33:1475 – 1485., 2000.

- [[Kit 01](#)] Kittler J., Roli F., editors. *Proc. of the Second Int. Workshop on Multiple Classifier Systems*, Cambridge, UK, 2001. Springer.
- [[Koc 04](#)] G. Koch, T. Paquet, L. Heutte. "Combinaison of contextual information for handwritten word recognition." 9th IAPR International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, IWFHR'2004, Tokyo, Japan, IEEE Proceedings, pp. 468-473, 2004.
- [[Koh 90](#)] T. Kohonen, R. Chrisley "Statistical Pattern Recognition with Neural Networks : Benchmarking studies " Proceeding 2nd IEEE Int. Conference on Neural Networks, San Diego, ICNN 99, Vol11, pp 61-88
- [[Kun 95](#)] S.Y. Kung and J.S. Taur, "Decision-Based neural networks with signal/image classification applications," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 6, pp. 170-181, 1995.
- [[Lam 95](#)] Lamy B, Reconnaissance de caractères manuscrits par combinaison de modèles connexionnistes.', thèse de doctorat, université Paris 6, 1995,
- [[Las 02a](#)] Laskri Mohamed Tayeb, Chefrour Djallel, *Who_is: système d'identification des visages humains*. Volume 1: pp 39-61 ARIMA. 2002
- [[Las02 b](#)] Laskri Mohamed Tayeb, A.Kermi, M.A.Aouaoui, E.F. Bendris, " *Where_is: Un système d'identification des visages humains*. Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'ingénieur . 2002
- [[Las 06](#)] Laskri Mohamed Tayeb, Chabouni Abderrezek, Kabache Omar ; " Un système basé sur une fusion MLP/LVQ pour la reconnaissance des visages humains " Memoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'ingénieur . 2006
- [[Lau99](#)] M. Laurent, "Combinaison de classifieurs pour la reconnaissance de formulaires structurés", Stage de DEES, DEA de l'université de Rouen, soutenu le 21 septembre 1999
- [[Law97](#)] S. Lawrence, C.L. Giles, A.C. Tsoi, and A.D. Back, "Face recognition: A convolutional neural-network approach," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 8, pp. 98-113, 1997.
- [[Lia 98](#)] Liao Hong-Yuan Mark, Han Chin-Chuan, Yu Gwo-Jong (1998). *Face + Hair + Shoulders + Background _ Face*. Institute of Information Science, Academia Sinica, Nankang, Taipei, Taiwan. Stan. Z. Li, Juwei
- [[Lin 97](#)] S.H. Lin, S.Y. Kung, and L.J. Lin, "Face recognition/detection by probabilistic decision-based neural network," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 8, pp. 114-132, 1997.
- [[Lip 87](#)] R. Lippmann, "An introduction To computing With Neural Nets' , IEEE, ASSP, Magazine, volume, n°4 pp4-22, Avril 1987

- [[Lir 92](#)] Y.Lir , M.Xu, "Character recognition using a fast neural-net-Classifier" *Pattern Recognition Letters*, Vol 13, N° 5, pp 359-374, May 1992
- [[Liu 01](#)] C.Liu, H.Wechsler, "Evolutionary pursuit and its application to face Recognition " *IEEE .Trans Patt. Ana. Mach. Intel* 22 pp 570-582 ,2001
- [[Ma 02](#)] Y.Ma, X.Ding "Face Detection based on hierarchical support vector machines", *IEEE*, pp.222-225,2002.
- [[Mai 86](#)] H. MAITRE, Contribution to the prediction of performances of the Hough Transform, *IEEE PAMI-8*, n° 5, September 1986, p . 669-674 .
- [[Man 92](#)] B.S. Manjunath, R. Chellappa, and C. von der Malsburg, "A Feature based approach to face recognition," *Proc. IEEE CS Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 373-378, 1992.
- [[Man 01](#)] T.Mansfield, G.Kelly , D.Chandler, J.Kane, "Biometrics product Testing : Final report" Issue 1.0, 19 March 2001
<http://www.cesg.gov.uk/technology/biometrics>
- [[Moo 96](#)] B.Moobed, "Combinaison de classifieurs nouvelle approche" thèse de doctorat en science. Université Paris XI , Orsay, Juin 1996
- [[Mos 93](#)] Moses.Y : Face recognition : Generalization to novel images. Thèse de PHD, The Weizmann Institute of Science, Israel, 1993.
{<Http://.FTP.wisdom.wizmman.ac.il/pub/yael/th>}
- [[Mos 97](#)] Moscovitch, M., Winocur, G. & Behrmann, M. (1997). What is special about face recognition? Nineteen experiments on a person with visual object agnosia and dyslexia but normal face recognition. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 9,555-604.
- [[Mur 03](#)] K.Murat,G.Coray,G.Granlund,J.P.Haton "Reconnaissance des formes et analyse de scènes" traitement de l'information: Volume 3 Presses Polytechniques et Universitaires Romandes 2003
- [[Nag 92](#)] T.Nagamine, Y.Uemura I.Masuda, "3D Facial image analysis for human identification" *IEEE Comput .Soc .Press*,p.324-331, 1992
- [[Pan 03](#)] S. Pang, D. Kim, S.Y. Bang, "Membership authentication in the dynamic group by face classification using SVM ensemble," *Pattern Recognition Letters* vol. 24, pp. 215-225, 2003.
- [[Per 03](#)] f.Perronnin , J.L Dugelay "Introduction à la Biométrie ;Authentification des Individus par Traitement Audio-Vidéo" *Revue traitement du signal*, vol19, numéro 4,2003

- [[Phi 99](#)] Phillips. P.J., "Support vector machines applied to face recognition," *Processing system* 11, 1999.
- [[Phi 03](#)] P.J. Phillips, P. Grother, R.J. Michaels, D.M. Blackburn, E. Tabassi, and M. Bone, "Face recognition Vendor Test 2002: Evaluation Report," NISTIR 6965, NAT. Inst. Of Standards and Technology 2003.
- [[Rah 03](#)] A.F.R, Rahman, M.C. Fairhurst. Multiple classifier decision combination strategies for character recognition: A review. *IJDAR*, vol. 5, pp. 166-194, 2003.
- [[Rei 92](#)] D.Reisfeld, Y.Yeshurun "Robust detection of facial features by generalized symmetry" *IEEE* pp 117-120 , May 1992
- [[Rui 04](#)] Rui Huang, Vladimir Pavlovic, and Dimitris N. Metaxas, "A hybrid face recognition method using Markov random fields," *ICPR* (3) , pp. 157-160, 2004.
- [[Sam 92](#)] Samal.S , Iyengar PA .Automatic recognition and analysis of human faces and facial expressions: a survey .*Pattern recognition* Vol 25 n°1 1992 .65-77.
- [[Sam 93](#)] F. Samaria and F. Fallside, "Face identification and feature extraction using hidden markov models," *Image Processing: Theory and Application*, G. Vernazza, ed., Elsevier, 1993.
- [[Sam 94](#)] F. Samaria and A.C. Harter, "Parameterisation of a stochastic model for human face identification," *Proc. Second IEEE Workshop Applications of Computer Vision*, 1994.
- [[Sap 90](#)] G.Saporta, '*Probabilités, Analyse des données et Statistique.*', Édition Technip, Paris, France, 1990.
- [[Sei 91](#)] Seitz.P. et M. Bichsel : "The Digital Doorkeeper" - Automatic face recognition with computer. *IEEE*, pp. 77-83, 1991.
- [[Sim 01](#)] Sim .Tand Kanade .T, "Combing models and exemplars for face recognition: An illuminating example," In *Proceeding Of Workshop on Models Versus Exemplars in Computer Vision*, CUPR 2001.
- [[Sin 99](#)] Singh S., A. Amin, 'Fuzzy Recognition of Chinese Characters ', Dans: *Proc. Irish Machine Vision and Image Processing Conference (IMVIP'99)*, Dublin, 8-9 Septembre, 1999.
- [[Sir 87](#)] Sirovich L and M. Kirby, "Low-Dimensional procedure for the characterisation of human faces," *J. Optical Soc. of Am.*, vol. 4, pp.519-524, 1987.

- [[Sto 84](#)] T.J. Stonham, "Practical face recognition and verification with WISARD," *Aspects of Face Processing*, pp. 426-441, 1984.
- [[Tan03](#)] Tanaka, J. W. & Farah, M. J., (2003). The holistic representation of faces. Dans Peterson, M. A. & Rhodes, G. (Éds.). (2003). *Perception of faces, objects, and scenes. Analytic and holistic processes*, 53-74. Oxford: Oxford University Press.
- [[Tim85](#)] TIMOUNI. R., Quelques aspects théoriques et numériques de la transformation de Hough, Thèse, Univ . Paris Sud-Orsay, 1985
- [[Thi 01](#)] E.Thiel, '*Géométrie des distances de chanfrein.*', Habilitation à diriger des recherches, Université de la Méditerranée, Aix-Marseille 2, 2001.
- [[Tol 00a](#)] A.S. Tolba, " A parameter-based combined classifier for invariant face recognition," *Cybernetics and Systems*, vol. 31, pp. 289-302, 2000.
- [[Tol 00b](#)] A.S. Tolba, and A.N. Abu-Rezq, "Combined classifiers for invariant face recognition," *Pattern Anal. Appl.* Vol. 3, no. 4, pp. 289-302, 2000.
- [[Tol 04](#)] A.S. Tolba, A.H. El-Baz, and A.A. El-Harby, "A robust boosted parameter-based combined classifier for pattern recognition," *Cybernetics and Systems*, vol. 25, pp. 127-135, 2004.
- [[Tol 05](#)] A.S. Tolba, A.H. El-Baz, and A.A. El-Harby, "Face Recognition: A Literature Review International Journal Of Signal Processing Volume 2 Number 1 2005 ISSN 1304-4478
- [[Tse 03](#)] Tseng Stewart (2003). Comparison of Holistic and Feature Based Approaches to Face Recognitions.School of Computer Science and Information Technology, Faculty of Applied Science, Royal Melbourne Institute of Technology University. Melbourne, Victoria, Australia.
- [[Tur 91a](#)] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *J. Cognitive Neuroscience*, vol. 3, pp. 71-86, 1991.
- [[Tur 91b](#)] M. Turk and A. Pentland "Face recognition using eigenfaces," In *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.586-591, 1991.
- [[Vap 98](#)] Vapnik V.N, *Statistical Learning Theory* , Wiley, New york 1998 .
- [[Vez 91](#)] Vezak M, J. Korosec, L. Gyergyek, N. Pavesic, T. Savsek, I. Erjavc et A. Gere :System for description and identification of individuals. IEEE, Vol. 2,pp.251-1254, 1991.
- [[Wur 02](#)] R.P.Wurtz « Face Recognition Neurophysiology and Neural Technology'' The handbook of Brain and neural Networks, 2nd edition,pp 434-437.MIT press 2002

- [[Xia 95](#)] J.Xiaoguang ,M.S.Nixon '' Extending the feature vector for automatic face Recognition'' IEEE pp:52-60 August 1995
- [[Xu 92](#)] L. Xu, A. Krzyzak, C.Y. Suen. Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition. IEEE Trans. on SMC, vol. 22, no. 3, pp. 418-435, 1992.
- [[You97](#)] Young, A.W. (1997). Finding the mind's construction in the face. The sychologist,Oct1997, pp 447-452.
- [[Yuc 93](#)] C.Yuccer, K.Oflazer,'' a rotation,Scaling and translation invariant pattern classification system'' Pattern recognition Vol 6 n°5,pp 687-710 August 1993
- [[Zad 92a](#)] L.A.Zadeh, Fuzzy logic= computing with words, *IEEE, Trans on Fuzzy Systems*,Vol 4,pp 103-111, May 1996
- [[Zad 92 b](#)] L.A.Zadeh , the calculs of fuzzy if/then rules , *AI Expert*,pp 23-27 March1992
- [[Zha 99a](#)] W. Zhao and Y.H. Yang, "Theoretical analysis of illumination in pcabased Vision systems," *Pattern Recognition*, vol. 32, pp. 547-564, 1999.
- [[Zha 99b](#)] W.Zhao,R Chellappa ,P.J.phillips,'' Subspace linear descriminant analysis for face recognition -Tech.rep -CAR-TR-914, Center for Automation Research University of Maryland , College Park, MD 1999.
- [[Zha 03](#)] W.Zhao,R Chellappa ,P.J.phillips,A.Rosenfeld,''Face Recognition : A Literature Survey ''ACM Computing Surveys,Vol 35 ,No.4 December 2003,pp.399-458
- [[Zio 00](#)] S. Ziouche, M. Remache "Réalisation d'un système de reconnaissance des visages à base HMM", mémoire de fin d'étude EMPT 2000.
- [[Zou 02](#)] H.Zouari, L.Heurte, Y. Lecourtier, A.Alimi,'' un panorama des méthodes de combinaison de classifieurs en reconnaissance de formes''RFIA 2002, Angers,France,vol.2,pp.499-508,2002

