



République Algérienne Démocratique Et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de Recherche Scientifique
Université Kasdi Merbah - Ouargla



Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication
Département d'Informatique et Technologie de l'information
Mémoire Master Académique
Domaine : Informatique et Technologie de l'Information
Filière : Informatique
Spécialité : Informatique Industrielle / Fondamental

Présenté par : DJEGHOUBBI Youcef
SAHRAOUI Belkacem Abd El Hakim

Thème

***Le Système Biométrique : Nouvelle Approche pour
Détection et Reconnaissance Automatique de Visage***

Soutenu Le : 13/10/2020

Devant le jury composé de :

Abdelkader Benmir	MAA	Université de Ouargla	Président
Abdellatif Cheradid	MAA	Université de Ouargla	Examineur
Ahmed Korichi	MCA	Université de Ouargla	Rapporteur

Promotion : 2019 – 2020

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

﴿ قُلْ إِنِّي هَدَانِي رَبِّي إِلَى صِرَاطٍ مُسْتَقِيمٍ دِينًا قِيَمًا
مِلَّةَ إِبْرَاهِيمَ حَنِيفًا ۖ وَمَا كَانَ مِنَ الْمُشْرِكِينَ ۝ قُلْ إِنْ
صَلَّاتِي وَنُسُكِي وَمَحْيَايَ وَمَمَاتِي لِلَّهِ رَبِّ الْعَالَمِينَ ۝
لَا شَرِيكَ لَهُ ۚ وَبِذَلِكَ أُمِرْتُ وَأَنَا أَوَّلُ الْمُسْلِمِينَ ۝ قُلْ
أَغْيَرَ اللَّهُ أَبْغِي رَبًّا وَهُوَ رَبُّ كُلِّ شَيْءٍ ۚ وَلَا تَكْسِبُ كُلُّ
نَفْسٍ إِلَّا عَلَيْهَا ۚ وَلَا تَزِرُ وَازِرَةٌ وِزْرَ أُخْرَى ۚ ثُمَّ إِلَىٰ
رَبِّكُم مَّرْجِعُكُمْ فَيُنَبِّئُكُم بِمَا كُنتُمْ فِيهِ تَخْتَلِفُونَ ﴾

صدق الله العظيم

الآيات 161-164 سورة الأنعام

REMERCIEMENTS

Ecrire une thèse est un travail long et souvent difficile, aussi pour ceux qui m'ont aidé et accompagné cet année. Finalement, ce mémoire de thèse est une œuvre collective puisque de nombreuses personnes y ont participé, de près ou de loin, avec leur soutien scientifique, moral ou affectif.

Nous exprimons mes profonds remerciements à mon directeur de thèse, le Professeur KORICHI Ahemd, Professeur au département d'Informatique et Technologie de l'information, Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication à l'université de Kasdi Merbah Ouargla, qui a dirigé ce travail, pour son soutien, pour la sympathie qu'il nous témoigne et pour la liberté de recherche qu'il a bien voulu nous laisser.

Nous remercions vivement Monsieur le Dr. BENMIR Abdelakder, Maître de Conférences à l'université de Kasdi Merbah Ouargla, de nous avoir fait l'honneur d'être président de nos jury.

Nous remercions très sincèrement le Dr. Abdellatif Cheradid, maître de conférences à l'université de Ouargla, d'avoir accepté de faire partie de nos jury de thèse.

On souhaite adresser nos remerciements aussi aux personnes qui nous ont apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire, particulièrement Dr. AZZAOUÏ Nadjat, Dr. ZEGA Adel, Dr. MAHDJOUBI Bachir, Dr. EUCHIE Salah, Dr. BENSACI Ramla Dr. TIDJANI Zakaria, Dr BELILA Djelali.

À nos familles et à tous nos amis, qui par leurs prières et leurs encouragements, on a pu surmonter tous les obstacles. Enfin, On tient également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Résumé

La biométrie se réfère à la reconnaissance automatique des individus basée sur leurs caractéristiques physiologiques et/ou comportementales. Les systèmes biométriques uni-modaux permettent de reconnaître une personne en utilisant une seule modalité biométrique, mais ne peuvent pas garantir avec certitude une bonne identification. De plus, ces systèmes sont sensibles au bruit introduit par l'unique capteur, à la non-universalité et au manque d'individualité de la modalité biométrique choisie ainsi qu'aux tentatives d'intrusion. La plupart de ces problèmes peuvent être réduits par la mise en place de systèmes biométriques multimodaux utilisant plusieurs signatures biométriques d'une même personne. Dans cette thèse, nous abordons plusieurs points importants concernant la reconnaissance automatique biométrique.

Mots clé : Les systèmes biométriques, la reconnaissance automatique, La biométrie du visage, L'analyse de Régression, la régression non paramétriques.

ملخص

تشير المقاييس الحيوية إلى التعرف التلقائي على الأفراد بناءً على خصائصهم الفسيولوجية و/أو السلوكية . و بوسع أنظمة المقاييس الحيوية الموحدة أن تتعرف على شخص يستخدم وسيلة بيومترية واحدة، ولكنها لا تستطيع أن تضمن تحديد هوية جيدة بكل تأكيد . و بالإضافة إلى ذلك، فإن هذه النظم حساسة للضوضاء التي تحدث عن طريق جهاز الاستشعار الوحيد، عدم العالمية و عدم تفرد الطريقة البيومترية المختارة، وكذلك لمحاولات الاختراق. و يمكن الحد من معظم هذه المشاكل عن طريق إدخال نظم بيومترية متعددة الوسائط باستخدام توقيعات بيومترية متعددة للشخص نفسه . اين سنتطرق في هذه المذكرة الى معالجة عدة نقاط هامة تتعلق بالتعرف التلقائي.

Table des matières

REMERCIEMENTS	2
Résumé	3
ملخص	4
Table des matières	5
Liste des figures	8
Liste des tableaux	9
Introduction Générale	1
Chapitre 1 : Introduction aux systèmes de reconnaissance	3
biométrie	3
1. INTRODUCTION :.....	3
2. Préambule et cadre général	3
2.1. La Biométrie.....	3
2.1.1. Le système biométrique	4
2.1.2. L'architecture du système biométrique	5
2.1.3. Évaluation des performances des systèmes biométriques	6
2.1.4. La mesure de la performance du système biométrique.....	7
2.1.5. Les applications des systèmes biométriques	8
3. La biométrie du visage	9
3.1.1. Les modes de fonctionnement (Surveillance ou Recherche)	10
3.1.2. Le système de reconnaissance faciale.....	11
3.1.3. Les principales difficultés de la reconnaissance faciale.....	13
3.1.3.1. La multi-modalité	14
Les différentes formes de la multi-modalité	15
3.1.3.2. Les architectures	16
3.1.3.3. La fusion des données	16
4. CONCLUSION	18
Chapitre II: Régression non paramétrique	20

1. INTROCUPTION.....	20
2. L'analyse de Régression	20
2.1. Définition.....	20
2.2. Types de régressions	21
2.3. Régression uni-variée et multi-variée	21
2.4. Étapes de l'analyse de la régression.....	21
2.5. Les différentes approches de régression.....	23
2.5.1. Approche paramétrique	24
2.5.2. Approche semi-paramétrique.....	24
2.5.3. Approche non paramétrique	25
2.5.3.1. Avantages et inconvénients de la régression non paramétrique	26
Avantages	26
Inconvénients	26
2.5.4. Méthodes de régression non paramétriques	26
2.5.4.1. Régression K-Voisin le plus proche (KNN régression)	26
2.5.4.1.1. Algorithme de régression non paramétrique du voisin le plus proche	27
2.5.4.1.2. Différence entre (KNN régression) et (KNN classification)	28
2.5.4.2. Régression locale et méthode LOESS	29
2.5.4.2.1. Idée de base du lissage	29
3. CONCLUSION	30
Chapitre III: Résultats expérimentaux et analyse	32
1. INTRODUCTION.....	32
2. Configuration expérimentale.....	32
2.1. Les bases de données.....	32
2.1.1. Base de données JAFFE.....	32
2.1.2. Base de données Kohn-Canada.....	33
2.2. Classificateur.....	33
2.2.1. Algorithme KNN Régression.....	33
2.3. Méthodes.....	34
2.3.1. SVM	34
2.3.2. L'Analyse en Composante Principales (l'ACP).....	35

2.4. Les mesures de distance.....	36
3. Nos contributions.....	38
4. Implémentation	39
5. Résultats et analyses.....	39
5.1. Résultats des taux de reconnaissance d'expression faciale RR en utilisant L'ACP	41
5.2. Résultats des taux de reconnaissance d'expression faciale RR en utilisant ART	42
5.3. Résultats des taux de reconnaissance d'expression faciale RR de la fusion ACP+ART en utilisant les bases de données JAFEE et CK	42
5.4. Résultat obtenu en utilisant ART et P-ART (base de données JAFEE)	44
6. Conclusion	45
Conclusion Générale	47
Bibliographies.....	48

Liste des figures

Figure 1: Exemples de modalités biométriques	4
Figure 2: L'architecture du système biométrique	5
Figure 3 : Illustration du FRR et du FAR en fonction de scores	8
Figure 4: Schéma synoptique d'un système de reconnaissance faciale	11
Figure 5: Variabilité intra-classe, similarité inter-classe	14
Figure 6 : Les différents systèmes multimodaux.....	15
Figure 7: Les différents niveaux de fusion biométrique	18
Figure 8 : Différents types de lignes de régression : paramétrique ou non paramétrique.....	24
Figure 9 : Processus de l'algorithme de KNN (k-NN régression)	28
Figure 10 : exemple de k voisins les plus proches pour la régression et la classification	29
Figure 11 : Tableau montrant LOWESS	29
Figure 12: Échantillons de la base de données JAFFE.....	32
Figure 13 : Échantillons de la base de données Cohn-Canade.....	33
Figure 14: Le processus de reconnaissance d'expression faciale.....	34
Figure 15 : Représentation d'une sphère avec la distance euclidienne et la distance City- Block.....	37
Figure 16: Le prétraitement des images des bases de données utilisées (redimensionnement).....	40
Figure 17: Échantillons de la base de données JAFFE (Problème de similarité)	40
Figure 18: La comparaison des taux de reconnaissance d'expression faciale ACP, ART et fusion de ACP+ART	43
Figure 19: Les taux de reconnaissance d'expression faciale pour (ART et P-ART).....	44

Liste des tableaux

Tableau 1 : Déférence entre (KNN régression) et (KNN classification).....	28
Tableau 2 : <i>Les taux de reconnaissance d'expression faciale donnés par L'ACP</i>	41
Tableau 3: <i>Les taux de reconnaissance d'expression faciale donnés par ART</i>	42
Tableau 4 : <i>Les taux de reconnaissance d'expression faciale donnés par la fusion ACP+ART</i>	43



Introduction

Générale

Introduction Générale

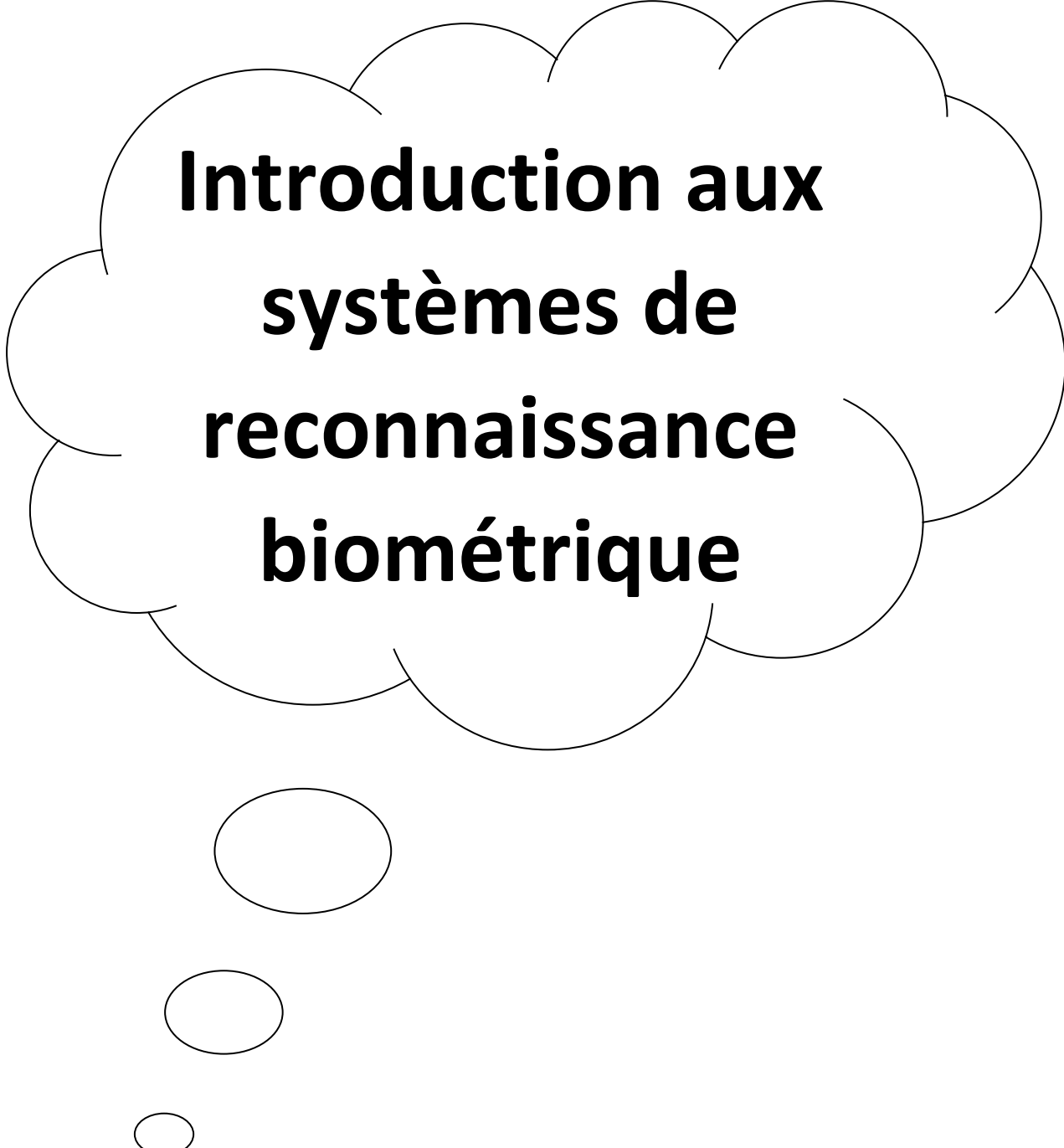
La biométrie trouve ses origines dans des procédés de reconnaissance anthropométrique, le plus ancien étant l'analyse des empreintes digitales. L'empreinte du pouce servait déjà de signature lors d'échanges commerciaux à Babylone dans l'Antiquité et en Chine au 7^{ème} siècle.

Depuis plusieurs années, des efforts importants sont fournis dans le domaine de la recherche en biométrie. Ce constat s'explique par la présence d'un contexte mondial dans lequel les besoins en sécurité deviennent de plus en plus importants et où les enjeux économiques sont colossaux. Les applications biométriques sont nombreuses et permettent d'apporter un niveau de sécurité supérieur en ce qui concerne des accès logiques (ordinateurs, comptes bancaires, données sensibles, etc.) ou des accès physiques (bâtiments sécurisés, aéroports, casinos, etc.).

Nous allons commencer tout naturellement par introduire quelques définitions de base puis nous détaillerons les motivations et les objectifs de cette thèse qui porte sur la reconnaissance biométrique par fusion multimodale.

Nous commencerons dans le chapitre I par présenter de manière générale une introduction aux systèmes de reconnaissance biométrique et les différentes méthodes d'authentification utilisées, la reconnaissance de visage est l'une des modalités biométriques couramment utilisée. Et dans le deuxième chapitre nous présenterons la Régression en terme général et la régression non paramétrique et nous ferons une présentation plus détaillée dans le but de préciser les enjeux et les motivations de cette thèse. Et en troisième chapitre (résultats expérimentaux) va nous permettre de justifier les motivations ayant conduit aux travaux présentés.

CHAPITRE 1



**Introduction aux
systèmes de
reconnaissance
biométrique**

Chapitre 1 : Introduction aux systèmes de reconnaissance biométrique

1. INTRODUCTION :

La biométrie recense nos caractères physiques (et comportementaux) les plus uniques. Elle permet une authentification fiable et sûre. La reconnaissance de visages est l'une des modalités biométriques couramment utilisée. Nous allons, à travers cette introduction, exposer le cadre de notre thèse. Nous en ferons une présentation plus détaillée dans le but de préciser les enjeux et les motivations de notre travail. L'exposé des limitations actuelles de cette technologie nous permettra de justifier notre approche ainsi que les motivations ayant conduit aux travaux présentés.

2. Préambule et cadre général

2.1. La Biométrie

La biométrie consiste à identifier une personne à partir de ses caractéristiques physiques ou comportementales. Le visage, les empreintes digitales, l'iris...etc sont des exemples de caractéristiques physiques. La voix, l'écriture, le rythme de frappe sur un clavier...etc sont des caractéristiques comportementales (Figure 1). Ces caractéristiques, qu'elles soient innées comme les empreintes digitales ou bien acquises comme la signature, sont attachées à chaque individu et ne souffrent donc pas des faiblesses des méthodes basées sur une connaissance ou une possession.

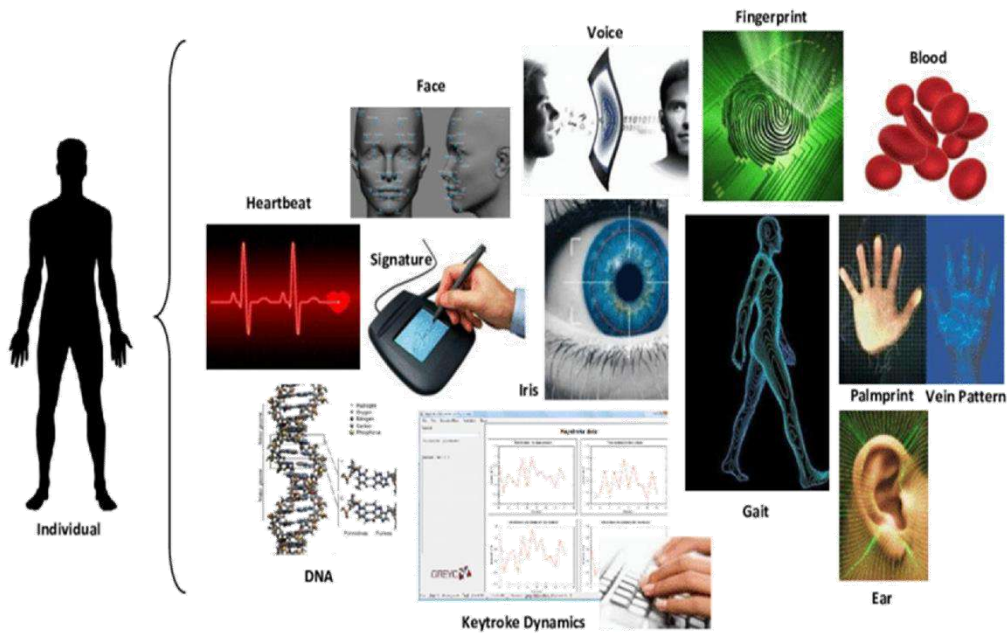


Figure 1: *Exemples de modalités biométriques*

En effet, un attribut physique ou comportemental ne peut être oublié ou perdu. En général, ils sont très difficiles à « deviner » ou à « voler » ainsi qu’à « dupliquer ».

2.1.1. Le système biométrique

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui fonctionne en acquérant des données biométriques à partir d'un individu, extrayant un ensemble de caractéristiques à partir des données acquises, et comparant ces caractéristiques contre la signature dans la base de données. Il sert à vérifier l'identité d'une personne à l'aide d'une ou plusieurs modalités qui lui sont propres (voix, iris, empreintes digitales, visage ...). On peut dire qu'un système de contrôle biométrique est un système automatique de mesure basé sur la reconnaissance de caractéristiques propres à l'individu. Aussi, on peut adapter la définition suivante : Un système de reconnaissance d'individus est un système biométrique qui permet l'identification d'une personne sur la base de caractères physiologiques ou de traits comportementaux automatiquement reconnaissables et vérifiables. On peut définir deux modes de fonctionnement d'un système biométrique :

- **Identification** : Procédé permettant de déterminer l'identité d'une personne, il ne comprend qu'une étape : L'utilisateur fournit un échantillon biométrique qui va être comparé à tous les échantillons biométriques contenus dans la base de données biométrique du système. Si l'échantillon correspond à celui d'une personne de la base, on renvoie son numéro d'utilisateur.

- **Authentification** : Procédé permettant de vérifier l'identité d'une personne. Il comprend deux étapes :
 - L'utilisateur fournit un identifiant « Id » au système de reconnaissance (Numéro) ;
 - L'utilisateur fournit ensuite un échantillon biométrique qui va être comparé à l'échantillon biométrique correspondant à l'utilisateur « Id » contenu dans la base de données biométrique du système. Si la comparaison correspond, l'utilisateur est authentifié.

2.1.2. L'architecture du système biométrique

Bien que sous formes diverses et mesurant des caractéristiques différentes, les systèmes biométriques partagent tous la même architecture. Ce sont tous des systèmes de reconnaissance de formes. Ils sont composés d'un ou plusieurs systèmes d'acquisition qui vont mesurer le ou les traits physiques ou comportementaux de l'individu. Lorsque le système utilise plusieurs traits qu'il lie à un individu, on parle de systèmes multimodaux.

A l'inverse, si une seule caractéristique est utilisée, on utilise le terme de systèmes unimodal. Un système d'information extrait, encode, stocke et compare ces données (figure 1.2).

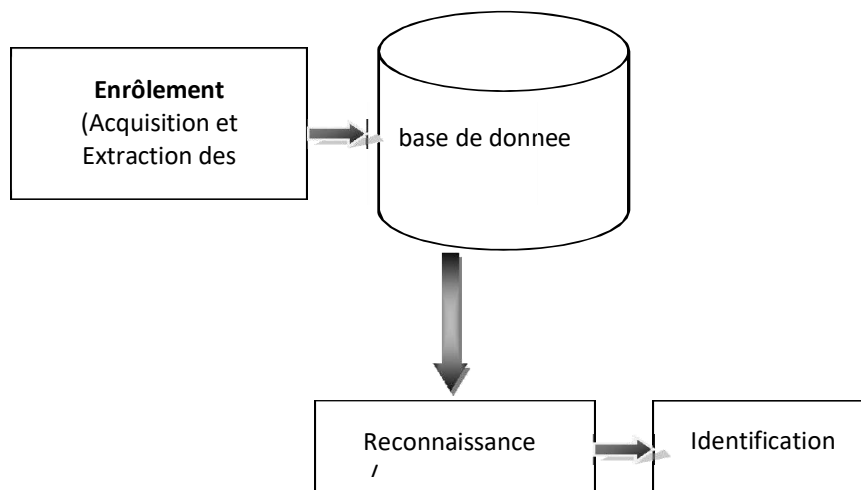


Figure 2: L'architecture du système biométrique

Les systèmes biométriques sont tous automatisés permettant un traitement rapide de l'information. Que le système soit utilisé en mode authentification ou identification, deux étapes sont nécessaires avant que celui-ci soit pleinement

opérationnel [1]:

- **Apprentissage** : C'est la phase initiale qui s'effectue une seule fois. Au cours de l'apprentissage, on fait une capture (acquisition) de la caractéristique biométrique. En général cette capture n'est pas directement stockée, des transformations lui sont appliquées, le modèle étant une représentation compacte du signal permettant de faciliter la phase de reconnaissance et de diminuer la quantité des données à stocker. Les tâches essentielles de cette phase sont : l'extraction de paramètres et la construction d'un modèle de représentation (appelé gabarit).
- **Reconnaissance** : Opération se déroulant à chaque fois qu'une personne se présente devant le système, elle consiste en l'extraction d'un ensemble de paramètres comme pour l'étape d'apprentissage suivie d'une autre étape de comparaison et de prise de décision selon le mode opératoire du système : identification (partir de l'échantillon biométrique recherche du gabarit correspondant) ou vérification (échantillon biométrique correspond bien au gabarit).

2.1.3. Évaluation des performances des systèmes biométriques

Bien que n'importe quelle mesure physiologique ou comportementale puisse être utilisée dans un système de reconnaissance biométrique, elles ne sont pas toutes aussi performantes les unes que les autres. Ainsi, toute bonne mesure biométrique doit satisfaire les critères suivants :

- **Universelle** : Par ceci, nous voulons dire que la caractéristique biométrique doit être présente pour tous les individus. Par exemple, il est impossible de recueillir l'empreinte digitale d'un individu qui a été amputé de la main ou bien de mesurer la démarche d'une personne quadriplégique.
- **Distinctive** : La mesure effectuée sur un individu doit être suffisamment différente de celles effectuées sur les autres individus pour permettre de les discriminer entre eux. Ici, on peut penser au code génétique qui varie significativement d'une personne à l'autre tandis que la taille est une mesure que plusieurs individus partagent.
- **Permanente** : Le fait que le corps humain vieillit implique qu'après un certain laps de temps, une mesure biométrique faite sur un individu peut être très différente de la

mesure initiale utilisée pour l'inscription dans le système. Par conséquent, il est important de choisir une caractéristique biométrique qui reste stable durant la vie de l'individu. Un bon exemple de ceci est le motif présent dans l'iris ou même le code génétique de l'individu.

- **Facile à mesurer** : Ceci représente à quel point il est facile de recueillir et de quantifier la mesure biométrique. Il est facile d'enregistrer le son de la voix d'un individu à l'aide d'un microphone, mais il est beaucoup moins facile d'obtenir une image de bonne qualité de la rétine des individus.
- **Efficace** : L'efficacité fait référence à la quantité de ressources nécessaires afin d'obtenir le niveau de qualité désiré dans le temps requis. Un test sanguin chimique requiert du matériel sophistiqué et une longue période de temps avant d'obtenir un résultat comparativement à recueillir l'image du visage d'un individu à l'aide d'une caméra numérique.
- **Acceptable** : Ceci correspond aux aspects socioculturels de la reconnaissance biométrique. Même si avec la surabondance de caméras de sécurité, la population normale ne se soucie plus d'avoir son image recueillie par de multiples systèmes.
- **Robuste** : Par ceci, nous faisons référence à la difficulté de forcer le système à produire une prédiction erronée par l'utilisation d'une technique frauduleuse.

L'utilisation de technique de maquillage pour effets spéciaux a déjà permis de tromper autant les humains que les machines lors de la reconnaissance faciale.

2.1.4. La mesure de la performance du système biométrique

Tout d'abord, afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement trois critères principaux.

1. Le premier critère s'appelle le taux de faux rejet ("False Reject Rate" ou FRR).

Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.

$$FRR = \frac{\text{Nombre des clients rejetés (FR)}}{\text{Nombre total d'accès de clients}}$$

Tel que FR Le faux rejet correspond au cas où le système rejette un client légitime.

2. Le deuxième critère est le taux de fausse acceptation (“False Accept Rate” ou FAR). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.

$$FAR = \frac{\text{Nombre des imposteurs acceptés (FA)}}{\text{Nombre total d'accès imposteurs}}$$

Tel que FA correspond au cas où le système accepte un individu qui a proclamé une identité qui n’est pas la sienne.

3. Le troisième critère est connu sous le nom de taux d’égale erreur (“Equal Error Rate” ou EER). Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l’endroit où FRR = FAR, c’est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

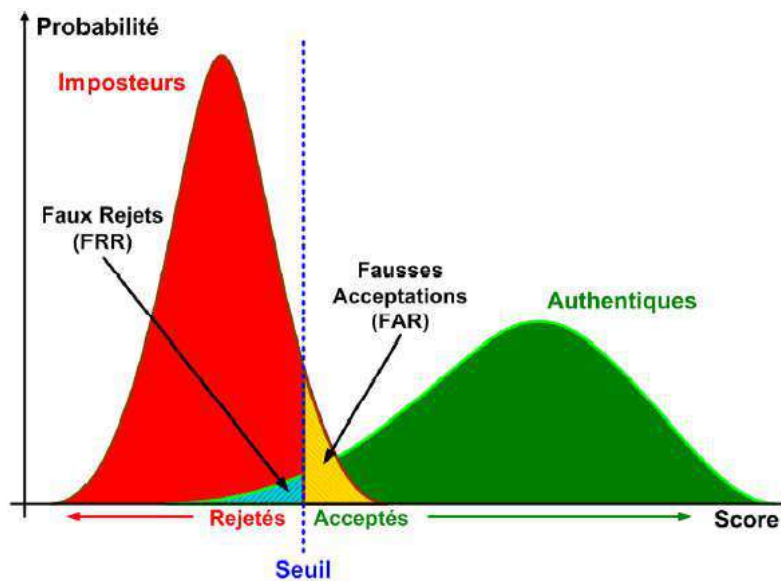


Figure 3 : Illustration du FRR et du FAR en fonction de scores

2.1.5. Les applications des systèmes biométriques

Aujourd’hui, les principales applications sont la production de titres d’identité, le contrôle d’accès à des sites sécurisés, le contrôle des frontières, l’accès aux réseaux, systèmes d’information et stations de travail, le paiement électronique, la signature électronique et même le chiffrement de données. Cette liste n’est pas exhaustive, et de nouvelles applications vont très certainement voir rapidement le jour.

Les techniques biométriques sont appliquées dans plusieurs domaines et leur champ d'application couvre potentiellement tous les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des personnes. Les applications peuvent être divisées en trois groupes principaux :

- **Application commerciales** : telles que l'accès au réseau informatique, la sécurité de données électroniques, le commerce électronique, l'accès d'internet, l'ATM, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone portable, le PDA, la gestion des registres médicales, l'étude de distances, etc....
- **Applications de gouvernement** : telles que la carte nationale d'identifications, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle de passeport, etc....
- **Applications juridiques** : telles que l'identification de cadavres, la recherche criminelle, l'identification de terroristes, les enfants disparus, etc.

3. La biométrie du visage

Rien n'est plus naturel qu'utiliser le visage pour identifier une personne. Les images faciales sont probablement la caractéristique biométrique la plus communément employée par l'homme pour effectuer une identification personnelle. L'utilisation d'une caméra permet de capter la forme du visage d'un individu et d'en dégager certaines particularités.

Selon le système utilisé, l'individu doit être positionné devant l'appareil ou peut être en mouvement à une certaine distance. Les données biométriques qui sont obtenues sont par la suite comparées au fichier référence.

Durant les vingt dernières années, la reconnaissance automatique des visages est devenue un enjeu primordial, notamment dans les domaines de l'indexation de documents multimédias et surtout dans la sécurité, ceci est dû aux besoins du monde actuel mais aussi à ses caractéristiques avantageuses dont on peut citer :

- La disponibilité des équipements d'acquisition, leur simplicité et leurs coûts faibles.
- Passivité du système : un système de reconnaissance de visages ne nécessite aucune coopération de l'individu, du genre : mettre le doigt ou la main sur un dispositif spécifique ou parler dans un microphone. En effet, la personne n'a qu'à rester ou marcher devant une caméra pour qu'elle puisse être identifiée par le système.

3.1.1. Les modes de fonctionnement (Surveillance ou Recherche)

Mode Surveillance : Le système peut détecter automatiquement la forme d'un visage, en extraire l'image, exécuter l'identification en s'appuyant sur une base de données d'individus préenregistrés.

Il calcule rapidement le degré de recoupement entre l'empreinte du visage réel qui vient d'être capté et ceux associés aux individus connus enregistrés dans une base de données biométrique d'images faciales.

Il peut retourner une liste d'individus possibles triée par score décroissant (images ressemblantes) ou il peut simplement retourner l'identité du sujet (résultat le plus haut) et un niveau de confiance associé. Ceci paramétrable au choix de l'opérateur.

En mode Surveillance il fonctionne en temps réel et dans le même temps, capte les images et recherche dans la base de données. L'architecture technique mise en place pour cela est en fonction des besoins de l'application (nombre d'individus enregistrés, vitesse de défilement devant la caméra, flux...)

Une autre fonction du mode Surveillance permet de trouver des visages humains n'importe où dans le champ de vision du système et à toute distance. Il peut les suivre de façon continue et les extraire de l'image, en comparant le visage ainsi isolé avec une liste de visages stockés.

Mode Recherche : Le mode Recherche peut être utilisé en mode IDENTIFICATION (un à plusieurs) ou en mode VÉRIFICATION (un à un).

– Le système travaille à partir d'une image de visage stable. Cette image (photo) peut provenir de différentes sources : Appareil photo numérique, extrait de bande vidéo, photo scannée...etc.

– Il calcule alors rapidement le degré de recoupement entre l'empreinte du visage réel qui est présenté et ceux associés aux individus connus enregistrés dans une base de données biométrique d'images faciales.

– Il peut retourner une liste d'individus possibles triée par score décroissant (images ressemblantes) ou il peut simplement retourner l'identité du sujet (résultat le plus haut) et un niveau de confiance associé.

En mode **vérification**, l'empreinte du visage peut être stockée sur une carte à puce ou sur un

support informatisé. Le système associe simplement l'empreinte réelle à celle enregistrée sur le support. Si le niveau de confiance dépasse un certain seuil, alors l'association est réussie et l'identité est vérifiée.

- Les systèmes peuvent compresser une empreinte du visage en moins de 100 octets pour usage dans les cartes à puce, codes-barres et autres appareils de stockage à capacité limitée.

3.1.2. Le système de reconnaissance faciale

Le système de reconnaissance exploite les caractéristiques du visage ainsi extraites pour créer une signature numérique qu'il stocke dans une base de données. Ainsi, à chaque visage de la base est associée une signature unique qui caractérise la personne correspondante. La reconnaissance d'un visage requête est obtenue par l'extraction de la signature requête correspondante et sa mise en correspondance avec la signature la plus proche dans la base de données. La reconnaissance dépend du mode de comparaison utilisé : vérification ou identification. On peut représenter le système de reconnaissance faciale par la figure suivante (Figure 4).

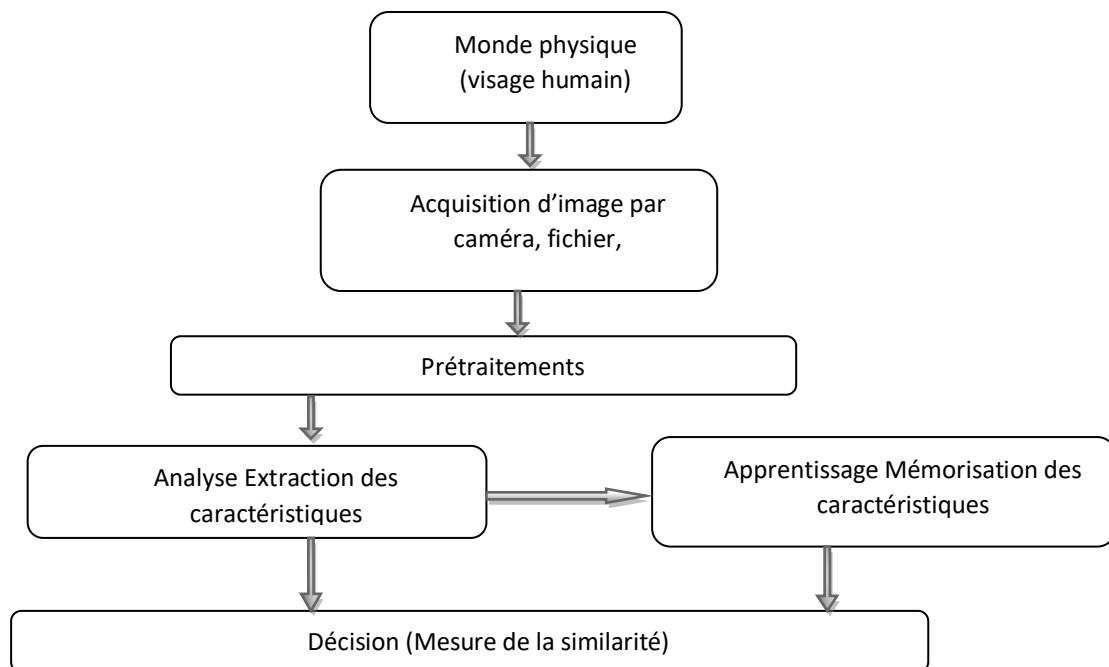


Figure 4: Schéma synoptique d'un système de reconnaissance faciale

Donc pour être identifié, l'image d'une personne dans un système de reconnaissance faciale suit les étapes suivantes :

- **Le monde physique (l'extérieur)** : C'est le monde réel en dehors du système avant l'acquisition de l'image. Dans cette étape, on tient compte généralement de (03) trois paramètres essentiels : L'éclairage, la posture et l'échelle. 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, et par conséquent une fausse identification.
- **L'acquisition de l'image** : Cette étape consiste à capturer l'image de l'utilisateur du monde extérieur dans un état statique à l'aide d'un appareil photo ou dynamique à l'aide d'une caméra. Après, l'image extraite sera digitalisée ce qui donne lieu à une représentation bidimensionnelle au visage. L'image dans cette étape est dans un état brut ce qui engendre un risque de bruit qui peut dégrader les performances du système.
- **Les prétraitements** : Le rôle de cette étape est d'éliminer les parasites causés par la qualité des dispositifs optiques ou électroniques lors de l'acquisition de l'image en entrée, dans le but de ne conserver que les informations essentielles et donc préparer l'image à l'étape suivante. Elle est indispensable car on ne peut jamais avoir une image sans bruit à cause du background et de la lumière qui est généralement inconnue. Il existe plusieurs types de traitement et d'amélioration de la qualité de l'image, telle que : la normalisation, l'égalisation et le filtre médian. Cette étape peut également contenir la détection et la localisation du visage dans une image, surtout là où le décor est très complexe.
- **L'extraction de paramètres** : l'étape de l'extraction des paramètres représente le cœur du système de reconnaissance, elle consiste à effectuer le traitement de l'image dans un autre espace de travail plus simple et qui assure une meilleure exploitation de données, et donc permettre l'utilisation, seulement, des informations utiles, discriminantes et non redondantes.
- **La classification (Modélisation)** : Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'un visage ou d'un ensemble de visages d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités.
- **L'apprentissage** : C'est l'étape où on fait apprendre les individus au système, elle consiste à mémoriser les paramètres, après extraction et classification, dans une base de données bien ordonnée pour faciliter la phase de reconnaissance et la prise d'une décision, elle est en quelque sorte la mémoire du système.

- **La décision** : C'est l'étape qui fait la différence entre un système d'identification d'individus et un autre de vérification. Dans cette étape, un système d'identification consiste à trouver le modèle qui correspond le mieux au visage pris en entrée à partir de ceux stockés dans la base de données, il est caractérisé par son taux de reconnaissance. Par contre, dans un système de vérification il s'agit de décider si le visage en entrée est bien celui de l'individu (modèle) proclamé ou il s'agit d'un imposteur, il est caractérisé par son EER (Equal Error Rate).

3.1.3. Les principales difficultés de la reconnaissance faciale

Pour le cerveau humain, le processus de la reconnaissance de visages est une tâche visuelle de haut niveau. Bien que les êtres humains puissent détecter et identifier des visages dans une scène sans beaucoup de peine, construire un système automatique qui accomplit de telles tâches représente un sérieux défi. Ce défi est d'autant plus grand lorsque les conditions d'acquisition des images sont très variables. Il existe deux types de variations associées aux images de visages : inter et intra sujet. La variation **inter-sujet** est limitée à cause de la ressemblance physique entre les individus. Par contre la variation **intra-sujet** est plus vaste. Elle peut être attribuée à plusieurs facteurs que nous analysons ci-dessous.

- **Changement d'illumination** : Les variations d'éclairage rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. En effet, le changement d'apparence d'un visage dû à l'illumination, se révèle parfois plus critique que la différence physique entre les individus, et peut entraîner une mauvaise classification des images d'entrée.
- **Variation de pose** : Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images. La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale. Quand le visage est de profil dans le plan image (orientation $< 30^\circ$), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à 30° , la normalisation géométrique n'est plus possible.
- **Présence ou absence des composants structurels** : La présence des composants structurels telle que la barbe, la moustache, ou bien les lunettes peut modifier énormément les caractéristiques faciales telles que la forme, la couleur, ou la taille du visage. De plus, ces composants peuvent cacher les caractéristiques faciales de base causant ainsi une défaillance du système de reconnaissance.

- **Les vrais jumeaux** : Qui ont le même indicatif d'ADN, peuvent tromper les personnes qui ne les connaissent pas (les personnes familières avec les jumeaux ont reçu une grande quantité d'information sur ces derniers et sont donc beaucoup plus qualifiés à distinguer les jumeaux.).
- **Expressions faciales** : La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable. Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance. L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu.

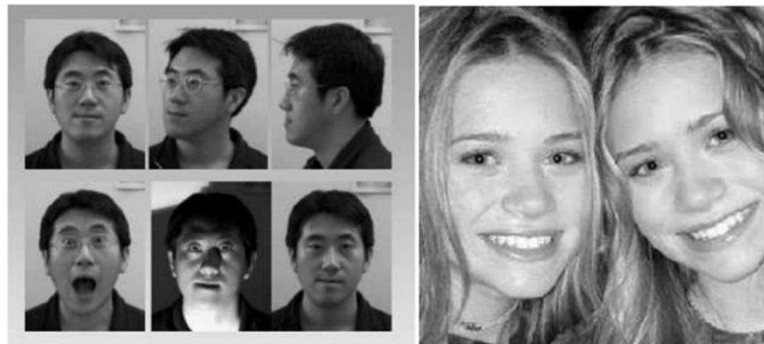


Figure 5: *Variabilité intra-classe, similarité inter-classe*

3.1.3.1. La multi-modalité

Face aux nombreuses limitations imposées par l'utilisation des systèmes biométriques uni-modaux, la biométrie multimodale s'impose de manière indéniable comme une alternative d'avenir dans le domaine de la sécurité des personnes et leurs biens [2].

Bien que les techniques de reconnaissance biométrique promettent d'être très performantes, on ne peut garantir actuellement un excellent taux de reconnaissance avec des systèmes biométriques uni-modaux, basés sur une unique signature biométrique. De plus, ces systèmes sont souvent affectés par les problèmes suivants :

- Bruit introduit par le capteur
- Non-universalité
- Manque d'individualité
- Manque de représentation invariante
- Sensibilité aux attaques.

Ainsi, à cause de tous ces problèmes pratiques, les taux d'erreur associés à des systèmes

biométriques uni-modaux sont relativement élevés, ce qui les rend inacceptables pour un déploiement d'applications critiques de sécurité. Pour pallier à ces inconvénients, une solution est l'utilisation de plusieurs modalités biométriques ou de fusionner plusieurs algorithmes au sein d'un même système.

Les différentes formes de la multi-modalité

La multi-modalité consiste à utiliser plusieurs modalités biométriques ou algorithmes dans le processus d'identification ou de vérification de personnes. Dans un système biométrique multimodal, la fusion peut se faire à des niveaux différents [3] :

- Systèmes multiples biométriques : Lorsque l'on considère plusieurs biométries différentes, par exemple visage et empreinte digitale. C'est le sens le plus classique du terme multimodal.
- Systèmes multiples d'acquisition : Par exemple utiliser deux scanners différents (l'un optique, l'autre thermique) pour la reconnaissance d'empreintes digitales.
- Mesures multiples d'une même unité biométrique : Lorsqu'ils associent plusieurs échantillons différents de la même modalité, par exemple deux empreintes digitales de doigts différents ou les deux iris.
- Instances multiples d'une même mesure : Faire une capture répétée du même attribut biométrique avec le même système d'acquisition, par exemple l'acquisition de plusieurs images de visage avec des changements de pose, d'expression ou d'illumination.
- Algorithmes multiples : Lorsque plusieurs algorithmes traitent la même image acquise, cette multiplicité des algorithmes peut intervenir dans le module d'extraction en considérant plusieurs ensembles de caractéristiques et/ou dans le module de comparaison en utilisant plusieurs algorithmes de comparaison.

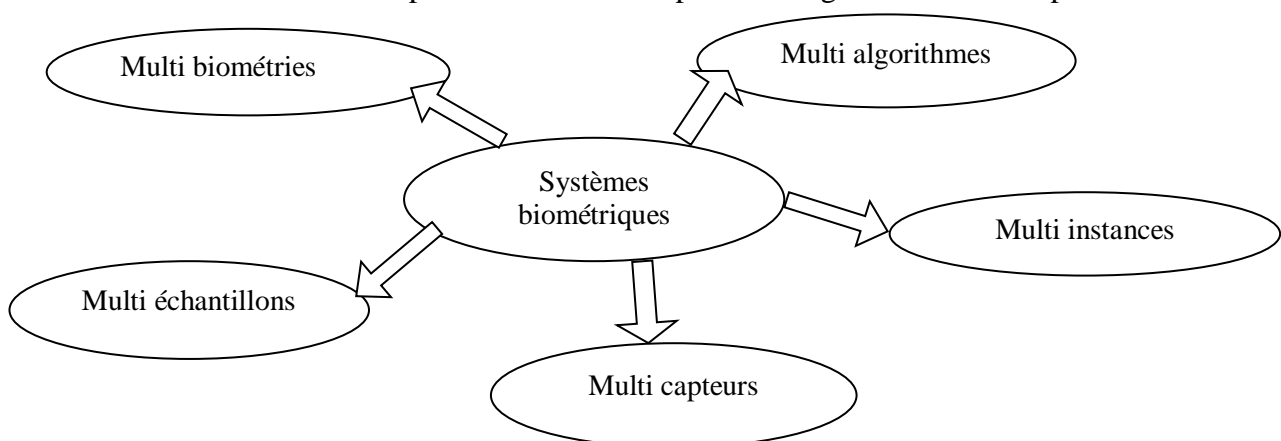


Figure 6 : *Les différents systèmes multimodaux*

3.1.3.2. Les architectures

Il existe deux types d'architectures :

- **L'architecture en parallèle** : correspond à l'acquisition et le traitement des données simultanément des systèmes biométriques associés pour la conception d'un système multimodal. C'est la plus utilisée car elle permet d'utiliser toutes les informations disponibles et donc d'améliorer les performances du système. En revanche, l'acquisition et le traitement d'un grand nombre de données biométriques est coûteux en temps et en matériel, et réduit le confort d'utilisation.
- **L'architecture en série** : On parlera de l'architecture en série lorsque l'acquisition et le traitement des données de ces systèmes se font successivement. Elle peut être privilégiée dans certaines applications ; par exemple si la multi-modalité est utilisée pour donner une alternative pour les personnes ne pouvant pas utiliser l'empreinte digitale. Pour la majorité des individus seule l'empreinte est acquise et traitée mais pour ceux qui ne peuvent pas être ainsi authentifiés on utilise un système à base d'iris alternativement.

3.1.3.3. La fusion des données

La combinaison de plusieurs systèmes biométriques peut se faire à quatre niveaux différents : au niveau des données, au niveau des caractéristiques extraites, au niveau des scores issus du module de comparaison ou au niveau des décisions du module de décision[1].

- **Fusion au niveau de capteur** : La fusion au niveau de capteur peut se faire uniquement si les diverses captures sont des instances du même trait biométrique obtenu à partir de plusieurs capteurs compatibles entre eux ou plusieurs instances du même trait biométrique obtenu à partir d'un seul capteur.

De plus, les captures doivent être compatibles entre elles et la correspondance entre les points dans les données brutes doit être connue par avance. Par exemple, les images de visage obtenues à partir de plusieurs caméras peuvent être combinées pour former un modèle 3D du visage. Un autre exemple de fusion au niveau de capteur consiste à mettre en mosaïque plusieurs images d'empreintes digitales afin de former une image d'empreinte digitale finale plus complexe. La fusion au niveau de capteur n'est généralement pas possible si les instances des données sont incompatibles (par exemple, il est peut être difficile de fusionner des images de visages provenant de caméras ayant des résolutions différentes).

- **Fusion au niveau de caractéristiques** : cette fusion consiste à combiner différents vecteurs de caractéristiques qui sont obtenus à partir des sources suivantes ;

plusieurs capteurs du même trait biométrique, plusieurs instances du même trait biométrique, plusieurs unités du même trait biométrique ou encore plusieurs traits biométriques. Quand les vecteurs de caractéristiques sont homogènes (par exemple, plusieurs images d’empreinte digitale du doigt d’un utilisateur), un unique vecteur de caractéristiques résultant peut être calculé comme une somme pondérée des vecteurs de caractéristiques individuels. Lorsque les vecteurs de caractéristiques sont hétérogènes (par exemple, des vecteurs de caractéristiques de différentes modalités biométriques comme l’iris et l’empreinte digitale), nous pouvons les concaténer pour former un seul vecteur de caractéristiques [1].

- **Fusion au niveau de scores** : Après les vecteurs de caractéristiques, les scores (de correspondance) donnés en sortie par les matchers contiennent l’information la plus riche à propos du modèle d’entrée. En fait, la fusion au niveau de scores donne le meilleur compromis entre la richesse d’information et la facilité d’implémentation. Aussi, il est relativement facile d’accéder et de combiner les scores générés par les différents matchers. En conséquence, l’intégration d’information au niveau de scores est l’approche la plus courante dans les systèmes biométriques multimodaux.
- **Fusion au niveau de décision** : L’intégration d’information au niveau de décision peut être mis en place lorsque chaque matcher biométrique décide individuellement de la meilleure correspondance possible selon l’entrée qui lui est présentée. Les méthodes comme le **majority voting**, le **behavior knowledge space**, le **weighted voting** basé sur la théorie Dempster-Shafer, les règles ET et OU, etc. peuvent être utilisées afin d’arriver à la décision finale [1].

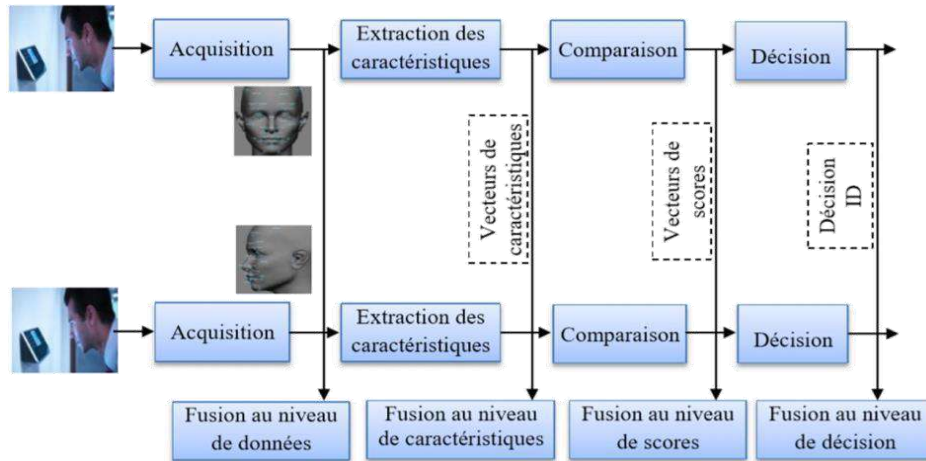


Figure 7: *Les différents niveaux de fusion biométrique*

4. CONCLUSION

Tout ce qui a été présenté jusque-là nous a permis de constater que la biométrie, de manière générale, et que la reconnaissance de visage, de manière spécifique, suscite de plus en plus l'intérêt de la communauté scientifique, car elle présente plusieurs challenges et verrous technologiques. Nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages, ce qui nous a permis de définir les problématiques traitées dans ce mémoire.

Divers changements au niveau des images présentent un grand défi face à un système de reconnaissance qui doit être robuste en ce qui concerne les grandes variabilités des images du visage comme les expressions faciales, la pose du visage et l'éclairage. Pour faire face à ce problème, il est important de choisir une représentation appropriée des images du visage. Cette représentation doit être compacte et significative.

Nous avons ensuite présenté une façon de réduire les limitations des systèmes biométriques monomodaux en combinant plusieurs systèmes ou algorithmes conduisant ainsi à fiabiliser le système de reconnaissance. Les systèmes multimodaux peuvent être de différentes natures, nous avons donc présenté dans ce chapitre, les différents types de combinaisons de modalités possibles, mais aussi les architectures et les niveaux de fusion qui peuvent être utilisés dans un tel système.

CHAPITRE II



**Régression
non
paramétrique**

Chapitre II: Régression non paramétrique

1. INTRODUCTION

Une question importante dans de nombreux domaines de la science est la relation entre deux variables x et y , par exemple. L'analyse régression porte sur la question de savoir comment y (la variable dépendante) peut être expliquée par x (la variable indépendante ou explicative). Cela signifie une relation de la forme

$$y = m(x) \quad \text{Équation 1}$$

Où $m(\blacksquare)$ est une fonction dans le sens mathématique. Dans bien des cas, la théorie n'impose aucune restriction sur la forme de $m(\blacksquare)$, c.-à-d. la théorie ne dit pas si $m(\blacksquare)$ est linéaire, quadratique, croissante en x , etc.... Par conséquent, il est à l'analyse empirique d'utiliser les données pour trouver plus sur $m(\blacksquare)$ [4]

Parmi ces analyses expérimentales, nous mentionnons l'analyse de régression.

2. L'analyse de Régression

2.1. Définition

Dans la modélisation statistique, l'analyse de régression est un ensemble de processus statistiques pour estimer les relations entre les variables. Elle comprend de nombreuses techniques de modélisation et l'analyse de plusieurs variables lorsque l'accent est mis sur la relation entre une variable dépendante et une ou plusieurs variables indépendantes (ou "prédicteurs") $X \in R^d$.

Plus précisément, l'analyse de régression aide à comprendre le changement de la valeur typique de la variable dépendante $Y \in R$ lorsque l'une des variables indépendantes est variée dont la relation peut être modélisée comme suit.[5]

$$E(Y/X = x_i), \quad i = 1, \dots, n \quad \text{Équation 2}$$

là que $X \in R^d$ et $Y \in R$

2.2. Types de régressions

Il existe deux types de régression d'analyse : simples et multiples. La distinction entre ces deux types est déterminée par le nombre de variables prédictives (simple signifie une variable prédictive x et multiple signifie deux ou plusieurs variables (x_1, x_2, \dots, x_p)). [5]

Les régressions simples et multiples ne doivent pas être confondues avec les régressions uni-variée par rapport aux régressions multi-variées.

2.3. Régression uni-variée et multi-variée

L'analyse de régression est appelée régression uni-variée lorsque nous ne traitons qu'avec une seule variable de réponse Y , et dans les cas où nous avons deux ou plusieurs variables de réponse y_1, y_2, \dots, y_p la régression est appelée multi-variée. [5]

2.4. Étapes de l'analyse de la régression

L'analyse de régression comprend les étapes suivantes :

- **Énoncé du problème** : l'analyse de régression commence habituellement par une formulation du problème. Cela comprend la détermination des questions auxquelles l'analyse doit répondre. L'énoncé du problème est la première et peut-être la plus importante étape de l'analyse de régression. C'est important parce qu'un problème mal défini ou une question mal formulée peut entraîner un gaspillage d'efforts. Cela peut mener à la sélection d'un ensemble non pertinent de variables ou à un mauvais choix de la méthode d'analyse statistique. Une question qui n'est pas soigneusement formulée peut également conduire au mauvais choix d'un modèle. [5]
- **Sélection de variables potentiellement pertinentes** : l'étape suivante après l'énoncé du problème consiste à sélectionner un ensemble de variables qui sont pensées par les experts dans le domaine d'étude pour expliquer ou prédire la variable de réponse. La variable réponse par Y et l'explication par X_1, X_2, \dots, X_p où p indique le nombre de variables prédictives.[5]
- **Collecte des données** : La prochaine étape après la sélection des variables potentiellement pertinentes consiste à recueillir les données de la sous-étude de l'environnement à utiliser dans l'analyse. Le plus souvent, les données sont recueillies dans des conditions non expérimentales où l'enquêteur peut contrôler très peu de choses. Parfois,

les données sont recueillies dans un cadre contrôlé de sorte que les facteurs qui ne sont pas d'intérêt primaire peuvent être maintenus constants. Dans les deux cas, les données collectées consistent en des observations sur n sujets. Chacune de ces n observations consiste en des mesures pour chacune des variables potentiellement pertinentes. [5]

- **Spécification du modèle** : elle se fait par les experts dans le domaine d'étude en fonction de leurs connaissances ou de leurs jugements objectifs et/ou subjectifs, la forme du modèle qui est censé relier la variable de réponse à l'ensemble de variables prédictives peut être spécifiée initialement. Le modèle hypothétique peut alors être confirmé ou réfuté par l'analyse des données collectées. [5]
- **Choix de la méthode d'ajustement** : Une fois que le modèle a été défini et que les données ont été recueillies, la tâche suivante consiste à estimer les paramètres du modèle en fonction des données recueillies. Il s'agit également de l'estimation des paramètres ou de l'ajustement du modèle.[5]
- **Ajustement du modèle** : L'étape suivante de l'analyse consiste à estimer les paramètres de régression ou à adapter le modèle aux données recueillies à l'aide de la méthode d'estimation choisie.[5]
- **Validation et critique du modèle** : la validité d'une méthode statistique, telle que l'analyse de régression, dépend de certaines hypothèses. On pose habituellement des hypothèses au sujet des données et du modèle. L'exactitude de l'analyse et les conclusions tirées d'une analyse dépendent essentiellement de la validité de ces hypothèses. Nous soulignons ici qu'il faut valider les hypothèses avant de tirer des conclusions de l'analyse. L'analyse de régression est considérée ici comme un processus itératif, un processus dans lequel les extrants sont utilisés pour diagnostiquer, valider, critiquer et éventuellement modifier les intrants. Le processus doit être répété jusqu'à ce que la production soit satisfaisante. Un résultat satisfaisant est un modèle estimé qui satisfait aux hypothèses et correspond raisonnablement bien aux données.[5]
- **En utilisant le(s) modèle(s) choisi(s) pour la solution du problème posé** : La détermination explicite de l'équation de régression est le produit le plus important de l'analyse. Il s'agit d'un résumé de la relation entre Y (la variable réponse) et l'ensemble de variables prédictives X_1, X_2, \dots, X_p . L'équation peut être utilisée à plusieurs fins. Elle peut être utilisée pour évaluer l'importance des prédicteurs individuels, pour analyser les effets d'une politique qui implique un changement des valeurs des variables prédictives, ou pour prévoir les valeurs de la variable de réponse pour un ensemble donné de prédicteurs. Bien

que l'équation de régression soit le produit final, il existe de nombreux sous-produits importants. Nous considérons l'analyse de régression comme un ensemble de techniques d'analyse des données qui sont utilisées pour aider à comprendre les interrelations entre les variables dans un certain environnement. La tâche de l'analyse de régression est d'en apprendre le plus possible sur l'environnement reflété par les données. Nous soulignons que ce qui est découvert sur le chemin de la formulation de l'équation peut souvent être aussi utile et instructif que l'équation finale.[5]

2.5. Les différentes approches de régression

De nombreuses techniques d'analyse de régression ont été développées, en ce sens, nous avons plusieurs approches de modéliser la fonction d'attente conditionnelle, $m(\cdot)$ [4]

- Approche paramétrique
- Approche non paramétrique
- Approche semi-paramétrique

Dans **Error! Reference source not found.** montre un exemple de relation non linéaire inconnue entre l'âge et le salaire logarithmique et quelques différents types de lignes de régression paramétriques et non paramétriques. On peut voir que les régressions non paramétriques surpassent les régressions paramétriques en ajustant la relation entre les deux variables et que la régression linéaire simple est la pire. Nous allons couvrir ces méthodes et plus.

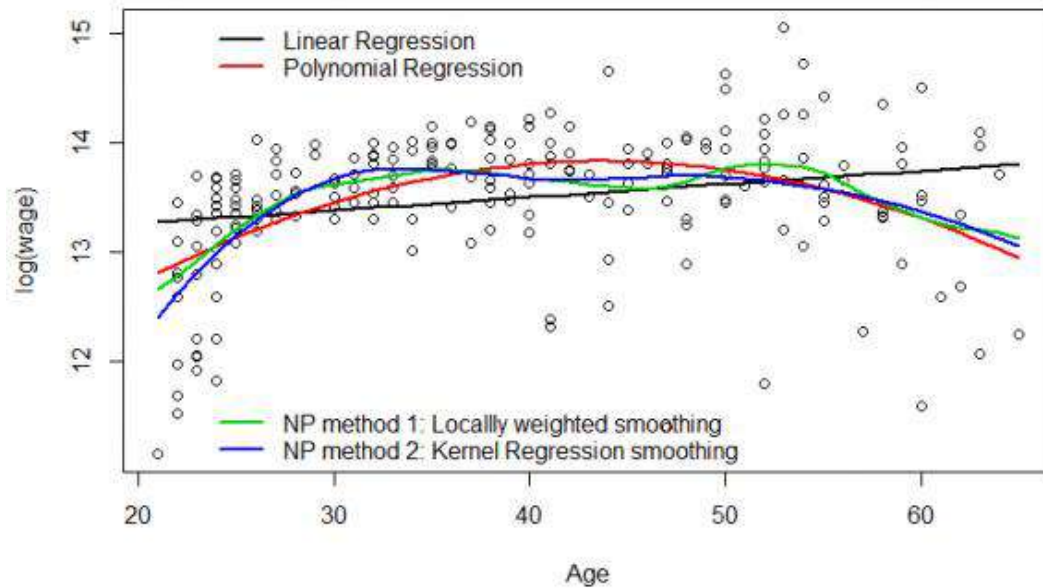


Figure 8 : Différents types de lignes de régression : paramétrique ou non paramétrique

2.5.1. Approche paramétrique

Cette approche est représentée par un modèle spécifique qui relie une variable aléatoire et des variables aléatoires indépendantes liées à des poids ou des paramètres, voir l'équation suivante :

$$y_i = x_i\beta + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, N \quad \text{Équation 3}$$

Tandis que Y_i : Représente la variable de réponse.

β : Paramètres des variables indépendantes x_i

ε_i : La valeur des erreurs randomisées est la distribution normale avec une moyenne de 0 et une variance σ^2 Alors que $\varepsilon_i \cong N(0, \sigma^2)$

2.5.2. Approche semi-paramétrique

Il s'agit d'un mélange entre l'approche paramétrique et non paramétrique, car il a certains paramètres à estimer, mais certaines parties sont déterminées par des données, la forme générale de ce modèle est comme montrer par l'équation suivante :

$$y_i = x_i\beta + m(z_i) + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, N \quad \text{Équation 4}$$

Tandis que Y_i : Représente la variable de réponse.

β : Paramètres des variables indépendantes x_i

$m(z_i)$: Est une fonction d'introduction anonyme, qui doit être estimé comme n'ayant pas de paramètres.

x_i, z_i : Sont les valeurs de visualisation de la variable illustrative.

ε_i : La valeur des erreurs randomisées est la distribution normale avec une moyenne de 0 et une variance σ^2 Alors que $\varepsilon_i \cong N(0, \sigma^2)$

2.5.3. Approche non paramétrique

La régression non paramétrique est une catégorie d'analyse de régression dans laquelle le prédicteur ne prend pas une forme prédéterminée, mais est construit selon les informations dérivées des données. La régression non paramétrique exige des échantillons de plus grande taille que la régression fondée sur des modèles paramétriques, parce que les données doivent fournir la structure ainsi que les estimations du modèle.

Contrairement à l'approche paramétrique où la fonction $m(\blacksquare)$ est entièrement décrite par un ensemble fini de paramètres, la modélisation non paramétrique prend en compte une forme très flexible de la courbe de régression.

Ces modèles sont moins rigides que les modèles de régression. Le chercheur est intéressé à donner une description générale de la relation plutôt qu'à étudier les détails de la relation précise. Les modèles de régression sont les plus faibles et la description des modèles de régression de données réelles n'ont pas toujours les spécifications idéales. Et la forme générale de ce modèle est comme suit, montrer par l'équation suivante :

$$y_i = m(x_i) + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, N \quad \text{Équation 5}$$

Tandis que Y_i : Représente la variable de réponse.

$m(x_i)$: Est une fonction d'introduction anonyme, qui doit être estimé comme n'ayant pas de paramètres.

ε_i : La valeur des erreurs randomisées est la distribution normale avec une moyenne de 0 et une variance σ^2 Alors que $\varepsilon_i \cong N(0, \sigma^2)$

2.5.3.1. Avantages et inconvénients de la régression non paramétrique

Avantages

La régression non paramétrique génère d'innombrables fonctions. Ainsi, le nombre possible des données potentielles est très important, alors que les valeurs par défaut sont moins restrictives que la régression paramétrique [6]. En outre, il permet l'installation de données sans restreindre les options, ce qui exclut la réalisation de mauvais résultats, parce qu'il est protégé contre les spécifications du modèle de commettre des erreurs. Puisque ses méthodes sont compréhensibles et faciles, il peut être plus facile dans certains cas que ses pairs basés à la frontière.

Inconvénients

S'il existe des preuves fiables indiquant que les données suivent la famille d'un modèle de frontière connu, alors un modèle de frontière est plus efficace. Les estimations paramétriques pour les modèles paramétriques ont souvent des explications intuitives, tandis que les modèles non paramétriques n'ont aucun moyen immédiat de lier la relation entre les variables indépendantes et variables. Il est également plus difficile d'utiliser l'expérience antérieure dans les modèles non formels que dans les approches paramétriques[6].

2.5.4. Méthodes de régression non paramétriques

Il existe plusieurs méthodes de régression non paramétrique, notamment :

2.5.4.1. Régression K-Voisin le plus proche (KNN régression)

Dans k-NN, le quartier est défini à travers les variables X qui sont parmi les voisins k- les plus proches de x dans la distance euclidienne. Le lissage k-NN est défini comme suit [4].

$$\widehat{m}_k(x) = n^{-1} \sum_{i=1}^n W_{ki}(x) Y_i \quad \text{Équation 6}$$

Lorsque $\{W_{ki}(x)\} \quad i = 1, \dots, n$ est défini par l'ensemble des indices

$J_x = \{i: X_i \text{ est l'une des observations } K \text{ les plus proches de } x\}$

et

$$W_{ki}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{n}{k}, & \text{if } i \in J_x \\ \mathbf{0}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{Équation 7}$$

Le paramètre de lissage k régule le degré de lissage de la courbe estimée. Il joue un rôle similaire à la bande passante pour les lisseurs de noyau.[4]

L'influence de la variation k sur les caractéristiques qualitatives de la courbe estimée est similaire à celle observée pour l'estimation du noyau avec un noyau uniforme. [4]

Lorsque $k > n$, le lissage k - NN est alors égal à la moyenne des variables de réponse. Lorsque $k = 1$, les observations sont reproduites à X_i , et pour un \mathbf{x} entre deux variables prédictives adjacentes une fonction de pas est obtenue avec un saut au milieu entre les deux observations.[4]

2.5.4.1.1. Algorithme de régression non paramétrique du voisin le plus proche

La méthode de régression non paramétrique du voisin le plus proche de K est un algorithme large appliqué, qui a un faible rapport d'erreur non paramétrique et une bonne distribution des erreurs [7].

Le processus de base du modèle de prédiction k -voisin le plus proche est montré dans la Figure 9. Premièrement, construire une base de données représentative avec une grande capacité ; deuxièmement, définir les éléments du modèle X , y compris la valeur du vecteur d'état de k . Le vecteur d'état et la valeur de k déterminent le mécanisme de recherche d'un modèle. Enfin, selon les valeurs observées du mécanisme d'entrée et de recherche, les proches voisins correspondant aux données d'observation en temps réel actuelles de la base de données historique sont ramassés pour prédire le flux de trafic à la étape suivante.[8].

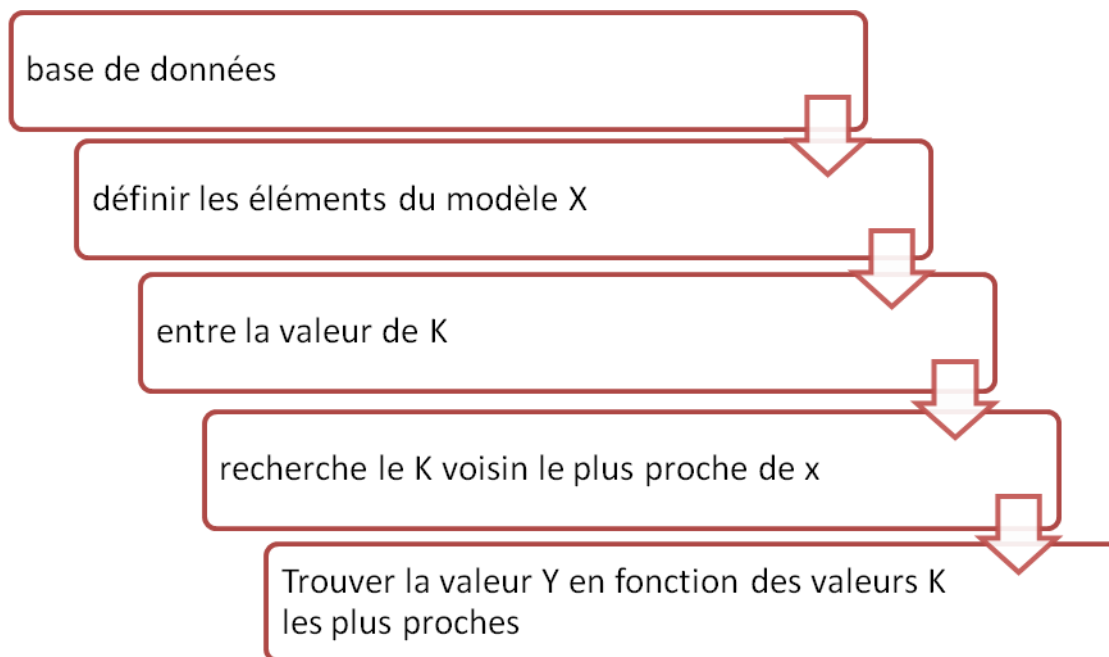


Figure 9 : Processus de l’algorithme de KNN (k-NN régression)

2.5.4.1.2. Différence entre (KNN régression) et (KNN classification)

Le tableau suivant (**Error! Reference source not found.**) résume la différence entre les deux régressions non paramétrique du voisin le plus proche (KNN régression) et (KNN classification)

<i>KNN Régression</i>	<i>KNN classification</i>
Tente de prédire la valeur de la variable de sortie en utilisant une moyenne locale.	Tente de prédire la classe à laquelle appartient la variable de sortie en calculant la probabilité locale.
Modèle de régression : la Co domaine du modèle est un espace continu, ex. \mathbb{R}	modèle de classification : Co domaine de modèle est un espace discret, ex. $\{0,1\}$

Tableau 1 : Différence entre (KNN régression) et (KNN classification)

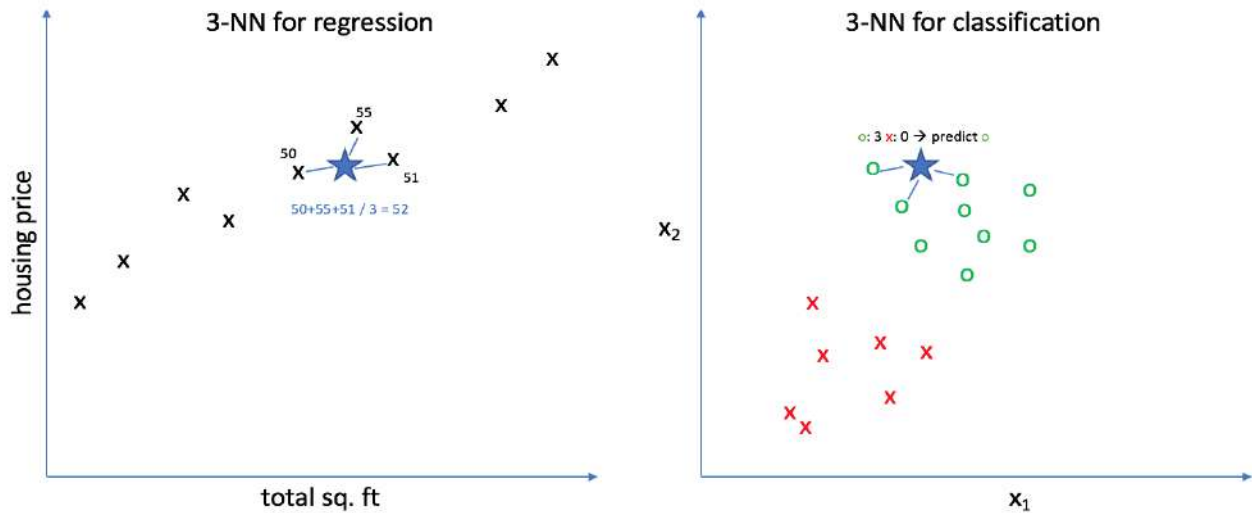


Figure 10 : exemple de k voisins les plus proches pour la régression et la classification

Dans l'exemple ci-dessus (Figure 10), nous avons sélectionné $k = 3$ pour montrer un exemple de k voisins les plus proches pour la régression et la classification.

2.5.4.2. Régression locale et méthode LOESS

2.5.4.2.1. Idée de base du lissage

Une approximation raisonnable de la courbe de régression $m(x)$ sera la moyenne des variables de réponse près d'un point x . Cette procédure de calcul de la moyenne locale peut être définie comme suit :

$$\hat{m}(x) = n^{-1} \sum_{i=1}^n W(x) Y_i \quad \text{Équation 8}$$

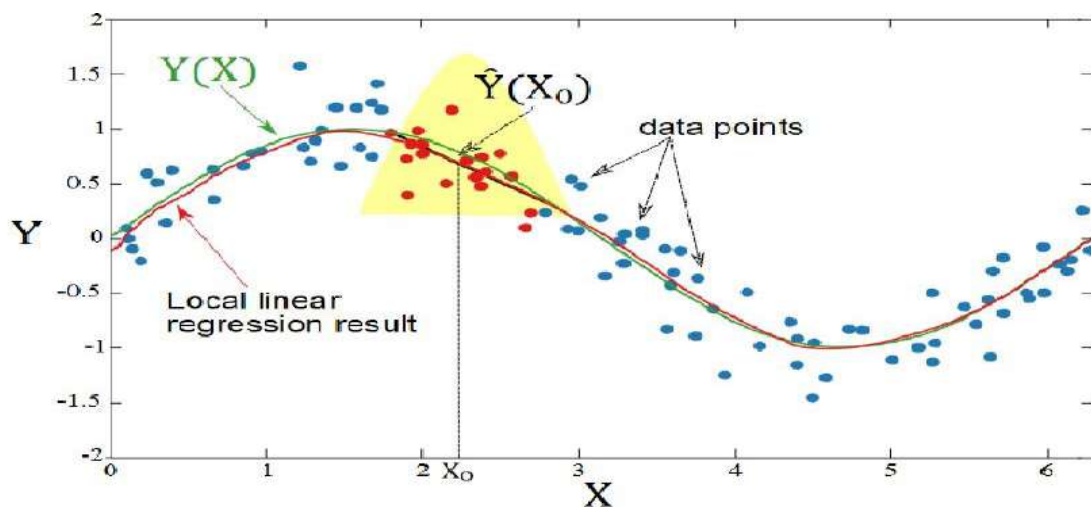


Figure 11 : Tableau montrant LOWESS

La quantité de moyen-âge est contrôlée par un paramètre de lissage. Le choix du paramètre de lissage est lié aux équilibres entre biais et variance.[4]

Remarque : il existe en fait deux versions de l'approche de lissage de diagramme de dispersion ou de loess mise en œuvre dans R. Le premier (lowess) a été mis en œuvre first, tandis que le second (loess) est plus souple et puissant.


3. CONCLUSION

Après avoir étudié ce chapitre, nous avons conclu qu'un modèle de régression non paramétrique est toujours en cours d'élaboration, d'amélioration et d'expansion. C'est un domaine de recherche passionnant qui continue de croître.

D'autre part, ce chapitre a offert un aperçu de la puissance et des possibilités novatrices que les techniques non paramétriques telles que la régression KNN et LOWESS, et aider les lecteurs qui ont été considérés pour utiliser ces méthodes.

La régression non paramétrique est devenue une technique précieuse et continue de croître et continuera d'être poussée à de nouveaux sommets. Où il utilisé dans le traitement de l'image, audio et vidéo, et le domaine de biométrie et identification d'empreinte, iris ou visage comme dans ce travail.

CHAPITRE III



**Résultats
expérimentaux
et analyse**

Chapitre III: Résultats expérimentaux et analyse

1. INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous présenterons les résultats obtenus en appliquant les méthodes de régression non paramétrique pour la reconnaissance faciale sur différentes bases des données dans notre programmation logicielle et tous les calculs.

2. Configuration expérimentale

2.1. Les bases de données

2.1.1. Base de données JAFFE

Les états émotionnels pris en considération sont ceux établis par Paul Ekman et la population concernée est composée de 10 sujets féminins japonais. A signaler que pour un état émotionnel donné, un sujet est pris trois fois. Quant à la base de données, elle est constituée de 213 vues dont chaque image est de taille 256x256. La base a été conçue et assemblée par Michael Lyons, Miyuki Kamachi, et Jiro Gyoba. Les photos ont été prises au département de psychologie de l'université de Kyushu.

Résumons ces données : 10 Sujets ; 7 états émotionnels ; 213 vues. Et ces sept émotions évoquées sont :

Happiness/joie ; Sadness/tristesse ; Anger/colère ; Disgust/dégoût ; Fear/peur ; Surprise/surprise et Neutral/neutre.

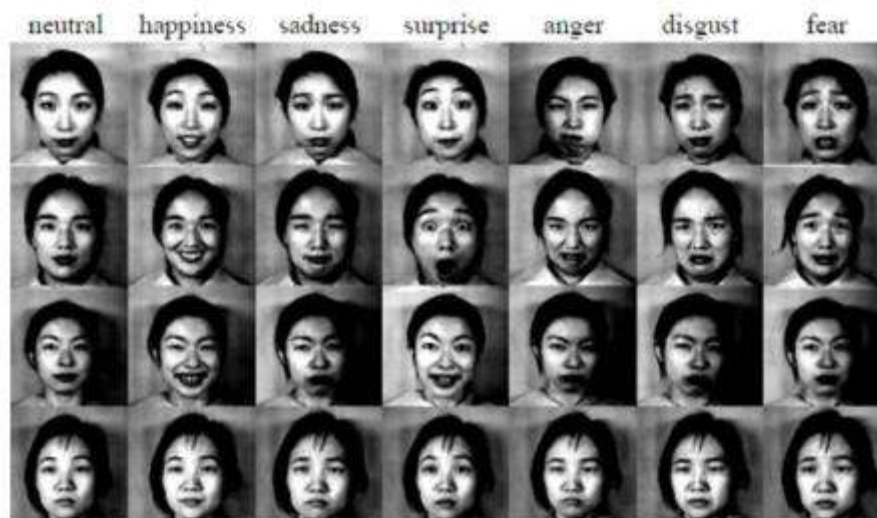


Figure 12: Échantillons de la base de données JAFFE

2.1.2. Base de données Kohn-Canade

Cette base de données consiste en séquences d'expression de sujets, partant d'une expression neutre et modifiant leur visage jusqu'à une certaine expression. La base de données est composée de 486 séquences provenant de 97 sujets de taille 128×128 .

Dans notre travail, nous avons utilisé une base de minimum 10 sujets, chaque personne a au moins trois prises dans la même expression, qui revient à 30 sujets par expression et 210 en tout.



Figure 13 : Échantillons de la base de données Kohn-Canade

2.2. Classificateur

2.2.1. Algorithme KNN Régression

L'algorithme suivant montre les étapes des méthodes de régression KNN

Algorithme KNN Régression

Input :

query- image I_i

K Nombre de voisins les plus proches.

BDIA: base de données image biométrique.

Output : *KnnI* les K images le plus proche de l'image query I_i

Début

DD = 0

Pour $j = 1$ *tolength*(BDIA) **Faire**

Début

Dist [j] = distance (I_i, I_j) // distance (x, y) est une fonction pour calculer la distance entre l'image x et y

SI Dist [j] > DD **ALORS**

T[j] = **T**[j] + I_j ,

DD = Dist [j]

FinPour

Pour I = 1 to K **Faire**

Début

KnnI [3] = **T**[9]

FinPour

Return KnnI.

L'algorithme proposé pour la reconnaissance de l'expression faciale, est composé des étapes suivantes :

1. La phase du prétraitement (redimensionnement, binarisation, conversion en niveau de gris, filtrage, etc.),
2. La phase de l'extraction des caractéristiques locales,
3. La classification,
4. L'élaboration de la décision finale.

La **Figure 14** ci-dessous décrit les étapes du processus de la reconnaissance d'expression faciale.

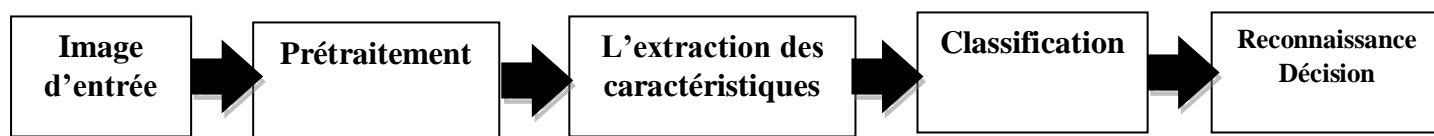


Figure 14: Le processus de reconnaissance d'expression faciale

2.3. Méthodes

2.3.1. SVM

Le SVM est une technique d'apprentissage statistique utilisée pour l'analyse des données et la reconnaissance des formes, proposé par Cortes et Vapnik. L'algorithme SVM a été développé au cours des années 1990 à des fins industrielles. Il peut traiter de nombreux problèmes tels que la classification, la régression et la fusion. Au début et dans sa forme de base, le SVM est utilisé comme une méthode de classification binaire basé sur un problème à deux classes. Le SVM binaire alors cherche à trouver l'hyperplan de séparation optimale entre les deux classes en maximisant la marge entre l'hyperplan et les deux classes qui sont étiquetées avec -1 et 1.

Pour le SVM non linéaire, la fonction de décision est une fonction non linéaire. Les données d'entrée sont reconstruites dans un espace de dimension élevée basé sur une fonction de noyau (kernel) afin d'augmenter la précision de la classification. La précision du classificateur SVM dépend de la fonction kernel utilisée par celui-ci [10]. La fonction kernel la plus populaire est la fonction Gaussienne ou la fonction à base radiale (Radial Basis Function, RBF). Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données. Le classificateur de

marge maximale ne peut pas être utilisé, car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables.

Le SVM est généralisé pour résoudre le problème multi-classes. Les algorithmes SVM multi-classes peuvent être divisés en deux catégories : One-Versus-All et One-Versus-One. Lorsque le nombre de classes des personnes dans notre système de reconnaissance est assez grand, nous utilisons la stratégie One-Versus-All basé sur le noyau RBF pour effectuer la vérification des images faciales entre les imposteurs et les clients. One-Versus-All est une méthode simple dans laquelle nous utilisons M classifieurs, un pour chaque classe. Les M classifieurs sont combinés pour prendre la décision finale.

2.3.2. L'Analyse en Composante Principales (l'ACP)

Une Analyse en Composantes Principales (ACP) permet de définir, à partir d'un jeu de données d'apprentissage, un sous espace permettant de simultanément conserver l'information discriminante et supprimer les informations secondaires (non informatives).

Cette méthode consiste à trouver une nouvelle base de l'espace des données dont tous les vecteurs sont orthogonaux entre eux. Le premier de ces vecteurs correspond à la direction de variance maximale des données d'apprentissage. Les autres composantes sont déterminées par la contrainte d'orthogonalité entre les vecteurs tout en respectant une direction de variance maximale.

Proposée en 1991 par Turk et Pentland [11], l'algorithme **Eigen Faces** est une adaptation de l'ACP à la problématique de la reconnaissance de visages. L'espace de représentation des visages est construit en effectuant une ACP sur un ensemble de N images d'apprentissage.

Nous résumons les différentes étapes de l'Eigen faces comme suit :

L'apprentissage des visages propres s'effectue selon les étapes suivantes :

1. Collecte des N images faciales et construction de la matrice T de taille N, par concaténation des colonnes des images faciales. Prétraitement des images collectées.
2. Calcul du visage moyen en sommant les colonnes de la matrice T et en divisant le vecteur résultant par le nombre d'image d'entrée (N).
3. Soustraction du visage moyen de la matrice T pour obtenir la matrice A ; où chaque élément représente la variance des valeurs d'intensité de chaque pixel.
4. Calcul de la matrice C, $C = A^T \cdot A$

5. Calcul des vecteurs propres de C' et les trier dans un ordre descendant selon les valeurs propres associées.
6. Calcul des vecteurs propres de la matrice de covariance C' et obtention des visages propres en multipliant les vecteurs propres de C' par la matrice A .
7. Choix des K meilleures valeurs propres et les vecteurs propres associés.
8. Détermination du poids des images d'entrée en projetant chaque image dans l'espace visage.
9. Chaque visage est maintenant représenté par un vecteur qui est utilisé pour reconstruire les images. Après on sauvegarde le visage moyen, les Eigen faces et les matrices de projection (de poids) des images. Les neuf étapes décrites transformeront une base de données d'images faciales en un ensemble de projections dans l'espace visage (face space).

2.4. Les mesures de distance

Lorsqu'on souhaite comparer deux vecteurs de caractéristiques issus du module d'extraction de caractéristiques d'un système biométrique, on peut soit effectuer une mesure de similarité (ressemblance), soit une mesure de distance (divergence). La première catégorie de distances est constituée de distances Euclidiennes et sont définies à partir de la distance de Minkowski d'ordre p dans un espace euclidien (déterminant la dimension de l'espace euclidien).

Considérons deux vecteurs $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ et $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, la distance de Minkowski d'ordre p notée L_p est définie par :

$$L_p = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \quad \text{Équation 9}$$

Nous allons présenter quelques mesures de distance dans l'espace original des images puis dans l'espace de Mahalanobis.

1. Distances Minkowski :

A. Distance City Block (L1)

Pour $p = 1$, on obtient la distance City-Block (ou distance de Manhattan) :

$$L_1(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad \text{Équation 10}$$

B. Distance City Block (L2)

Pour $p = 2$, on obtient la distance euclidienne :

$$L_2(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2} \quad \text{Équation 11}$$

Les objets peuvent alors apparaître de façons très différentes selon la mesure de distance choisie (Figure 15).

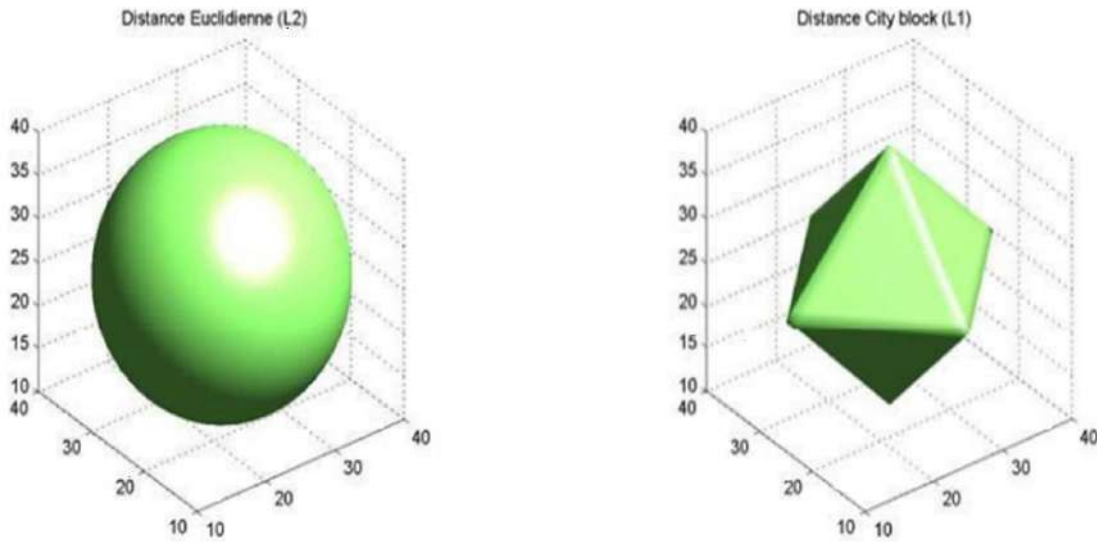


Figure 15 : Représentation d’une sphère avec la distance euclidienne et la distance City- Block

2. Distances Hamming :

Soit A un alphabet et F l'ensemble des suites de longueur n à valeur dans A. La distance de Hamming entre deux éléments a et b de F est le nombre d'éléments de l'ensemble des images de a qui diffèrent de celle de b.

Formellement, si d(..) désigne la distance de Hamming :

$$\forall a, b \in F \quad a = (a_i)_{i \in [0, n-1]} \quad \text{et} \quad b = (b_i)_{i \in [0, n-1]} \quad d(a, b) = \# \{i : a_i \neq b_i\} \quad \text{Équation 12}$$

Un cas important dans la pratique est celui des symboles binaires. Autrement dit A= {0,1}, On peut alors écrire, si \otimes désigne le ‘OU’ exclusif.

$$d(x, y) = \sum_{i=0}^{n-1} (a_i \otimes b_i) \quad \text{Équation 13}$$

Décision : La distance de Hamming a été choisie puisqu’il était question de comparer des codes binaires. La formule de la distance de Hamming est donnée comme suit :

$$HD = \frac{\|(codeA \otimes codeB) \cap maskA \cap maskB\|}{\|maskA \cap maskB\|} \quad \text{Équation 14, inclut des}$$

masques où le bruit est marqué, en vue de ne prendre en considération que les bits significatifs dans le calcul de la distance entre les deux modèles normalisés des iris à comparer.

$$HD = \frac{\|(codeA \otimes codeB) \cap maskA \cap maskB\|}{\|maskA \cap maskB\|} \quad \text{Équation 14}$$

codeA et codeB sont deux codes de visage, maskA et maskB sont les masques associés et \otimes représente l'opérateur OU exclusif. Littéralement la distance de Hamming calcule le nombre de bits différents et valides pour les deux visages entre le codeA et le codeB.

3. Nos contributions

Ce travail présente en premier lieu, la fusion de plusieurs experts, à savoir (ACP+SVM), (ART+SVM), (ACP+ART). Ensuite, une nouvelle forme d'ART a été proposée pour la reconnaissance d'expression faciale (FER) utilisant un développement mathématique polaire basé sur la transformation radiale angulaire. La transformation radiale angulaire polaire, baptisée (P-ART) est combinée à l'analyse en composantes principales (ACP). Le nouvel ART est un descripteur puissant en termes de description, il représente une nouvelle version que celle du descripteur cartésien conventionnel.

L'entraînement de la machine à vecteurs de support (SVM) est utilisé pour reconnaître l'expression faciale pour une image de visage d'entrée. Enfin, les résultats expérimentaux montrent la performance de l'ACP et du P-ART. La fusion de ces deux techniques, peut être meilleure que d'autres méthodes existantes de reconnaissance de l'expression faciale. Au cours de l'expérience, la base de données japonaise de l'expression faciale féminine (JAFFE) et les bases de données Cohn-Kanade ont été utilisées.

Les principales contributions du document sont donc :

- L'utilisation du descripteur ART pour la reconnaissance de l'expression du visage.
- Étendre l'ART de sa forme cartésienne à une forme polaire.
- La fusion des caractéristiques d'ART (descripteur de forme) avec la méthode holistique basée sur l'apparence l'ACP.

4. Implémentation

Pour évaluer les fonctionnalités proposées de fusion ART et ACP, des expériences ont été réalisées sur deux bases de données : expression faciale féminine japonaise (JAFFE) et Cohn-Kanade (CK) [12]. La première est une collection de 213 images de niveaux de gris différentes, prise à partir de dix personnes (femelles) exposées trois fois pour chaque expression. Tandis que la deuxième est composée de 486 séquences provenant de 97 sujets de taille 128×128 . Dans les deux bases de données, on peut observer que l'expression est forcée et non authentique, conduisant à des images fausses ou étiquetées confuses. C'est un problème majeur dans tous les types de bases de données collectées dans un environnement non naturel.

5. Résultats et analyses

Afin d'évaluer la performance de la méthode proposée, de nombreuses expériences ont été réalisées. Dans cette section, deux expériences différentes sont construites pour évaluer la performance de l'algorithme proposé. La première expérience est construite pour montrer la performance du descripteur ART sur les problèmes de FER et pour les comparer avec les autres algorithmes en ligne de la littérature. D'autre part, la seconde expérience est conçue pour tester le nouvel algorithme proposé de reconnaissance d'expression faciale sur la base de données JAFFE et la base de données CK. Les expériences comparatives avec les algorithmes d'expression faciale dans la littérature sont réalisées. De plus, les avantages de la combinaison P-ART et ACP sont présentés sur un problème de FER.

L'ART est un descripteur de région qui a été reconnu pour sa robustesse à l'échelle et à la rotation, mais qui n'est pas très utilisé dans la reconnaissance faciale. Lors de notre première expérimentation pour le FER, les taux n'étaient pas très élevés ; nous devons comprendre le principe et la sensibilité de ce descripteur pour mieux comprendre le problème.

Nous avons donc testé ART sur une autre base de données, avec différents alignements [9] et [13], opté pour notre propre redimensionnement, tout comme il a été expliqué en suivant :

La procédure de prétraitement retenue dans notre système FER, effectue les étapes suivantes pour convertir une image de la base de donnée JAFFE ou CK en une image à expression pure normalisée, pour l'extraction de caractéristiques :

1. Détecter manuellement les points caractéristiques du visage, y compris les yeux, le nez et la bouche ;

2. Effectuer une rotation, pour aligner les coordonnées de l'œil ;
3. Localiser et rogner la région de la face à l'aide d'un rectangle en fonction du modèle de face, comme indiqué sur la **Figure 16**



Figure 16: *Le prétraitement des images des bases de données utilisées (redimensionnement)*

La performance d'ART est évaluée. Les propriétés de l'ensemble de problèmes sont décrites ci-dessous :

1. ART est sensible à l'alignement des images dans la base de données.
2. Les expressions ne sont pas aussi évidentes que leurs étiquettes (cohérence de l'étiquette, l'expression n'est pas toujours correcte). Un exemple de ce cas est donné par la **Figure 17**.



Figure 17: *Échantillons de la base de données JAFFE (Problème de similarité)*

5.1. Résultats des taux de reconnaissance d'expression faciale RR en utilisant L'ACP

Le taux de reconnaissance moyen (RR) pour les échantillons de test JAFFE avec ACP est de 92,55% et 92,73% pour la base de données CK. Le **tableau 2** montre la comparaison du taux de reconnaissance pour chaque expression avec la méthode ACP avec un ensemble d'apprentissage de 140 images et un ensemble de tests de 70 images. Le taux de précision du neutre et de la colère à l'aide de l'algorithme ACP est supérieur à celui des autres expressions pour 70 échantillons de test pour la base de données JAFFE. Le taux de reconnaissance du dégoût et de la peur avec l'algorithme PCA est plus élevé que les autres expressions pour 70 images de test pour la base de données CK.

FE	RR-PCA (JAFEE) %	RR-PCA (CK) %
Neutral	98.41	89.93
Anger	98.08	92.97
Disgust	93.23	95.47
Fear	86.01	95.78
Happy	83.88	90.89
Sad	90.90	90.91
Surprise	97.35	93.22
RR	92.55	92.73

Tableau 2 : *Les taux de reconnaissance d'expression faciale donnés par L'ACP*

5.2. Résultats des taux de reconnaissance d'expression faciale RR en utilisant ART

Le taux de reconnaissance moyen des échantillons de test en utilisant la projection ART est de 83,98% pour la base de données JAFFE et de 90,24% pour la base de données CK. Le **Tableau 3** montre la comparaison du taux de reconnaissance pour chaque expression avec la méthode ART (36 coefficients) avec un ensemble de 140 images et un ensemble de 70 images. Les taux donnés par l'expression surprise pour les bases de données JAFFE et CK est plus élevé que les autres expressions pour les 70 échantillons de test.

FE	RR-ART (JAFEE) %	RR-ART (CK) %
Neutral	81.72	83.24
Anger	87.12	90.06
Disgust	72.13	91.86
Fear	74.19	90.87
Happy	90.11	89.61
Sad	85.06	90.22
Surprise	97.57	95.83
RR	83.98	90.24

Tableau 3: *Les taux de reconnaissance d'expression faciale donnés par ART*

5.3. Résultats des taux de reconnaissance d'expression faciale RR de la fusion ACP+ART en utilisant les bases de données JAFEE et CK

Le **Tableau 4** montre les performances de reconnaissance du système proposé de fusion sur les bases de données JAFFE et CK respectivement. Nous observons ce qui suit :

1. Pour la base de données JAFFE, les expressions neutres, heureuses, colère et surprise sont facilement reconnaissables, tandis que les expressions tristes et peur ne le sont pas.

2. Pour la base de données CK, les expressions surprise, dégoût, neutre et heureuse sont faciles à reconnaître, alors que les expressions colère et triste ne le sont pas.

FE	RR-PCA+ART (JAFEE) %	RR-PCA+ART (CK) %
Neutral	99.05	96.01
Anger	99.82	94.28
Disgust	98.04	99.59
Fear	94.43	96.19
Happy	98.03	98.50
Sad	93.81	93.29
Surprise	99.14	98.33
RR	97.47	96.59

Tableau 4 : Les taux de reconnaissance d'expression faciale donnés par la fusion ACP+ART

La **Figure 18** montre clairement l'augmentation du taux de reconnaissance pour les bases de données JAFEE et CK dans le cadre de l'approche par fusion.

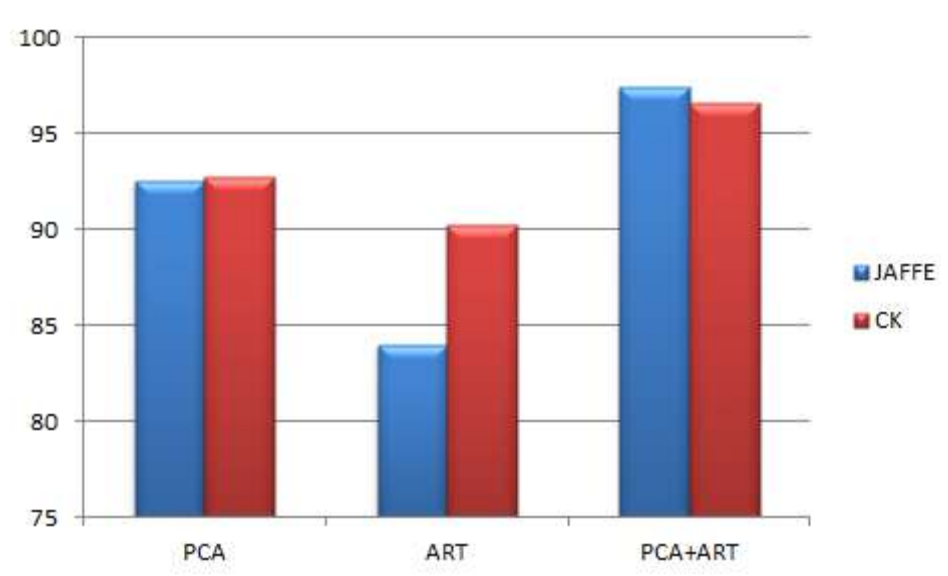


Figure 18: La comparaison des taux de reconnaissance d'expression faciale ACP, ART et fusion de ACP+ART

5.4. Résultat obtenu en utilisant ART et P-ART (base de données JAFFE)

La **Figure 19** montre la comparaison des taux de reconnaissance des expressions faciales avec les méthodes ART et P-ART (36 coefficients). Nous concluons que le taux de reconnaissance de toutes les expressions faciales utilisant l'algorithme P-ART pour la base de données JAFFE est supérieur à l'algorithme ART. Une fonction de noyau polynomiale avec un ordre égal à cinq a été choisie pour la classification de SVM. Les taux de reconnaissance avec P-ART sont 97,47% et de 83,98% avec ART, en utilisant la base de données JAFFE.

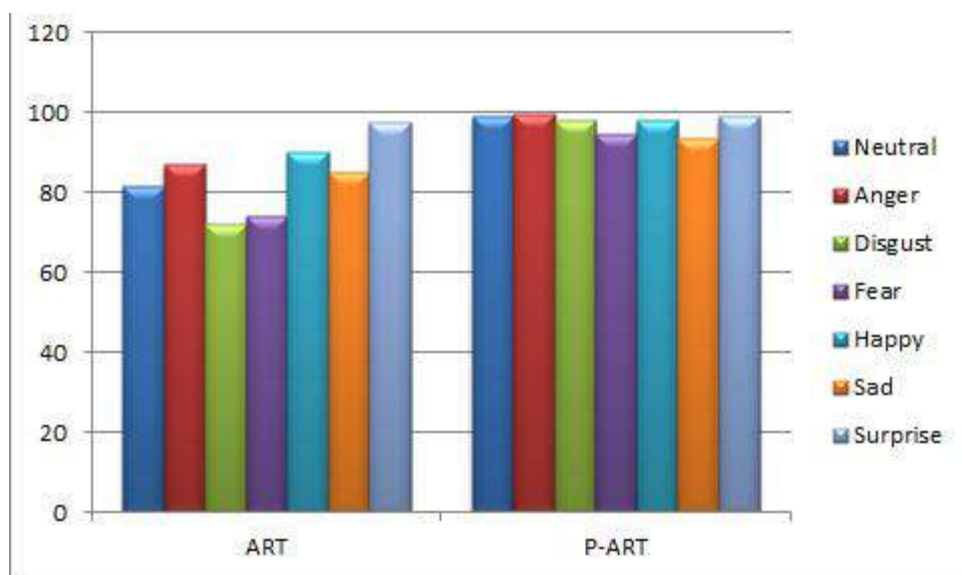


Figure 19: *Les taux de reconnaissance d'expression faciale pour (ART et P-ART)*

6. Conclusion

L'aptitude à reconnaître les expressions faciales est cruciale pour le succès des interactions sociales.

Plusieurs autres domaines sont concernés par l'analyse des expressions faciales, notamment dans le traitement d'image, la robotique et la reconnaissance faciale en biométrie.

Les variations d'expression constituent des limitations importantes à la reconnaissance de visages en deux dimensions. Dans cette thèse, nous proposons d'augmenter la robustesse et performance des taux de reconnaissances faciales. Pour cela, nous proposons d'utiliser une fusion entre une méthode globale d'apparence, l'analyse en composantes principales (ACP) et un algorithme basé région, Angular Radial Transform (ART).

Ce travail présente également une nouvelle méthode de reconnaissance d'expression faciale (FER) utilisant un développement mathématique polaire basé sur la transformation radiale angulaire. La transformation radiale angulaire polaire, baptisée (P-ART) est combinée à l'analyse en composantes principales (ACP), pour améliorer la performance et la précision de la reconnaissance faciale (concept multi-algorithmiques). Le nouvel ART est un descripteur de forme différent que celui du descripteur cartésien conventionnel.

L'entraînement de la machine à vecteurs de support (SVM) est utilisé pour reconnaître l'expression faciale pour une image de visage d'entrée.

Par conséquent, ce travail a présenté une nouvelle méthode de fusion de caractéristiques utilisant un descripteur basé sur la région P-ART (version polaire) et une ACP holistique en tant que vecteurs de caractéristiques et SVM avec une fonction de noyau polynomiale en tant que classifieur.

La solution proposée conduit à un système capable de classer les sept émotions universelles de base, avec une précision moyenne de plus de 97% pour la base de données JAFFE et de 95,58% pour la base CK. La fusion de ces deux techniques peut être alors meilleure que d'autres méthodes existantes de reconnaissance de l'expression faciale.

Il sera important de considérer d'autres bases de données pour assurer une meilleure évaluation des performances. D'éventuelles améliorations pourraient alors être envisagées au niveau des méthodes de caractérisation et de classification afin d'augmenter le taux de reconnaissance et également respecter les contraintes de temps réel.



Conclusion

Générale

Conclusion Générale

Le domaine du traitement d'image a reçu une grande attention ces dernières années, en particulier avec le développement technologique observé dans le monde, dans les domaines de la micro-électronique et la grande utilisation du téléphone mobile, et le développement du monde dans le domaine des communications et utilisation des réseaux sociaux. Toutes ces circonstances ont fait du domaine du traitement d'image un domaine même, celui-ci est à son tour divisé en plusieurs méthodes, dont la plus importante est la complétion de balises, qui est un domaine fertile à regarder tellement il est très important. Nous nous sommes donc tournés vers la recherche dans ce domaine, avec la grande quantité de données, notamment avec l'émergence des bases de données d'images.

Les statisticiens ont tendance à utiliser des méthodes de régression et d'autres qui croisent les méthodes modernes. Parmi les méthodes de régression, on retrouve les méthodes de régression non paramétrique, qui reçoivent une grande attention dans plusieurs domaines, dont le traitement d'images. L'utilisation de la régression non paramétrique en traitement d'image est un bon domaine de recherche tellement la recherche dans ce domaine est faible si elle n'est pas absente.

Nos expériences avec les résultats positifs obtenus par la régression KNN se sont avérées être des marqueurs d'achèvement, ce qui reflète une nouvelle idée et un merveilleux espace de recherche. Dans cette étude, nous concluons que les méthodes de régression non paramétrique sont des méthodes très efficaces dans la recherche du domaine du traitement d'image ou du traitement vidéo ou du traitement du son ou même du traitement du signal, toutes reposent sur une grande quantité de données incohérentes.

Et en dernier, nous conseillons aux chercheurs d'entrer dans ce jeune espace dans le domaine de la recherche.

Bibliographies

1. TALEB, I., M.O. MAAMAR, and A. OUAMRI, *Shape and Appearance Fusion: ART and PCA Using SVM*. Rn (p). **2**: p. 3.3.
2. Hou, Y. and Z. Lin. *Image tag completion and refinement by subspace clustering and matrix completion*. in *Visual Communications and Image Processing (VCIP), 2015*. 2015. IEEE.
3. Aizi, K. and M. Ouslim, *Score level fusion in multi-biometric identification based on zones of interest*. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2019.
4. Pinkham, R., *Applied Nonparametric Regression (Wolf gang Hardle)*. SIAM Review, 1992. **34**(2): p. 341-342.
5. Chatterjee, S. and A.S. Hadi, *Regression analysis by example*. 2015: John Wiley & Sons.
6. Faraway, J.J., *Extending the linear model with R: generalized linear, mixed effects and nonparametric regression models*. 2016: Chapman and Hall/CRC.
7. Zhang, L., et al., *An improved k-nearest neighbor model for short-term traffic flow prediction*. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2013. **96**: p. 653-662.
8. Smith, B.L. and M.J. Demetsky. *Short-term traffic flow prediction models-a comparison of neural network and nonparametric regression approaches*. in *Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. 1994. IEEE.
9. Duygulu, P., et al. *Object recognition as machine translation: Learning a lexicon for a fixed image vocabulary*. in *European conference on computer vision*. 2002. Springer.
10. Meshgini, S., A. Aghagolzadeh, and H. Seyedarabi, *Face recognition using Gabor-based direct linear discriminant analysis and support vector machine*. Computers & Electrical Engineering, 2013. **39**(3): p. 727-745.
11. Turk, M.A. and A.P. Pentland. *Face Recognition Using Eigenfaces, Computer Vision and Pattern Recognition, 1991*. in *Proceedings CVPR*.
12. Kanade, T., J.F. Cohn, and Y. Tian. *Comprehensive database for facial expression analysis*. in *Proceedings Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (Cat. No. PR00580)*. 2000. IEEE.
13. Zhang, D., M.M. Islam, and G. Lu, *A review on automatic image annotation techniques*. Pattern Recognition, 2012. **45**(1): p. 346-362.
14. ALEXANDER, M., *A Survey on Image Retrieval Methods*. 2014.
15. Cabral, R.S., et al. *Matrix completion for multi-label image classification*. in *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2011.
16. Cheng, Q., et al., *A survey and analysis on automatic image annotation*. Pattern Recognition, 2018. **79**: p. 242-259.
17. Györfi, L., et al., *A distribution-free theory of nonparametric regression*. 2006: Springer Science & Business Media.
18. Liu, S. and M. Silverman, *A practical guide to biometric security technology*. IT Professional, 2001. **3**(1): p. 27-32.
19. Madugunki, M., et al., *Comparison of different CBIR techniques*. 2011.
20. Wu, L., R. Jin, and A.K. Jain, *Tag Completion for Image Retrieval*. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2013. **35**(3): p. 716-727.
21. Ahmed, K. and B. Brahim, *Towards a web based simulation groupware: Experiment with BSCW*. Information Technology Journal, 2008. **5638**: p. 332-337.
22. Fekair, M.E.A., A. Lakas, and A. Korichi. *CBQoS-Vanet: Cluster-based artificial bee colony algorithm for QoS routing protocol in VANET*. in *2016 International conference on selected topics in mobile & wireless networking (MoWNeT)*. 2016. IEEE.
23. Korichi, A., A. Lakas, and M.E.A. Fekair. *An efficient QoS-compliant routing scheme for VANET*. in *2016 5th International conference on electronic devices, systems and applications (ICEDSA)*. 2016. IEEE.

24. Kumar, K., et al., *Content Based Image Retrieval Using Gray Scale Weighted Average Method*. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2016. **7**: p. 6.
25. Benmir, A. and M.S. Aida, *Simulation d'une Cellule Solaire en Couche Mince à Base de Cuivre-Zinc-Étain Sulfure/Séléniure Cu₂ZnSn (S, Se) 4*. Ḥawliyyāt al-'Ulūm wa-al-Tiknūlūjiyā, 2015. **281**(5389): p. 1-12.
26. LAALLAM, F.Z., et al., *UN SYSTEME INTELLIGENT D'AIDE AU DIAGNOSTIC EN AQUACULTURE BASE SUR LES TECHNOLOGIES DU WEB SEMANTIQUE*.
27. Lin, Z., et al., *Image tag completion via dual-view linear sparse reconstructions*. Computer Vision and Image Understanding, 2014. **124**: p. 42-60.
28. Xue Li, Y.-J.Z., Bin Shen, Bao-Di Liu, *IMAGE TAG COMPLETION BY LOW-RANK FACTORIZATION WITH DUAL*

RECONSTRUCTION STRUCTURE PRESERVED. IEEE 2014: p. 5.

29. Li, X., et al., *A Locality Sensitive Low-Rank Model for Image Tag Completion*. IEEE Transactions on Multimedia, 2016. **18**(3).
30. Pandey, D. and S. kushwah, *A Review on CBIR with its Advantages and Disadvantages For Low-level Features*. International Journal of Computer Sciences and Engineering, 2016. **4**(7): p. 161-167.
31. Verma, Y. and C.V. Jawahar, *Image Annotation by Propagating Labels from Semantic Neighbourhoods*. International Journal of Computer Vision, 2016. **121**(1): p. 126-148.
32. Debbagh, F., M.C. BABAHENINI, and M.L. KHERFI, *Sélection des concepts et calcul de proximité sémantique pour réduire le silence dans la recherche d'images par le texte : vers des moteurs qui se configurent automatiquement*. 2017.
33. wikipedia. *Image retrieval*. 2019, April 22 [cited 2019 25/07/2019]; Available from: https://en.wikipedia.org/wiki/Image_retrieval.