

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
Université 8Mai 1945 – Guelma
Faculté des sciences et de la Technologie
Département d'Electronique et Télécommunications

17/05/2014



**Mémoire de fin d'étude
pour l'obtention du diplôme de Master Académique**

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Electronique

Spécialité : Systèmes Electroniques

**Système d'identification faciale.
Application aux images thermiques**



Présenté par :
MENTOURI Zoheir

Sous la direction de :

Dr. BOURROUBA Hocine

Mai 2014

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
Université 8Mai 1945 – Guelma
Faculté des sciences et de la Technologie
Département d'Electronique et Télécommunications



**Mémoire de fin d'étude
pour l'obtention du diplôme de Master Académique**

Domaine : **Sciences et Technologie**
Filière : **Electronique**
Spécialité : **Systèmes Electroniques**

**Système d'identification faciale.
Application aux images thermiques**

Présenté par :
MENTOURI Zoheir



Sous la direction de :

Dr. BOUROUBA Houcine

Mai 2014

R E S U M E

La présente étude s'intéresse à la reconnaissance faciale appliquée aux images thermiques. Dans ce but, des bases d'images infrarouges existantes sont prises en considération pour l'évaluation des algorithmes et pour apprécier la qualité de la base d'images thermiques créée localement. Cette dernière est mise en œuvre avec la contribution d'une vingtaine de volontaires par quinze images thermiques chacun, présentant quelques variabilités. Elle fait également l'objet de l'évaluation des algorithmes appliqués.

L'ensemble des images de toutes les bases utilisées sont ramenées au même format avec une taille de 103x118 pixels pour en permettre une bonne exploitation.

Avec l'application des techniques de reconnaissance PCA, LDA sur les bases de données considérées, les questionnements portaient sur les paramètres à choisir qui devraient garantir des taux maximum d'identification des individus. Ces derniers reposeraient forcément sur : la meilleure combinaison d'images d'apprentissage et leur nombre, le niveau optimal de réduction des données et le choix de la distance la plus appropriée dans la classification.

L'étude présente les investigations qui ont été poussées pour la recherche de ces paramètres. Les résultats montrent que ces derniers, notamment ceux relatifs à l'apprentissage, déterminent effectivement le niveau d'efficacité de l'identification. Ils prouvent également que malgré un large usage de la méthode PCA, la méthode linéaire LDA reste supérieure en termes de performance.

Le travail effectué fournit tous les éléments nécessaires à un système complet de reconnaissance faciale. Il offre la possibilité d'étendre la base de données des images thermiques, et l'intégration de l'ensemble des tâches pour en automatiser le séquencement dans une unique interface de l'application.

Le résultat global de l'étude confirme que non seulement l'image thermique peut être utilisée pour l'identification des individus au même titre que l'image visible, mais aussi offre cette possibilité d'identification dans des conditions environnementales plus contraignantes.

Mots Clés

Biométrie, Variabilité du visage, Reconnaissance faciale, Imagerie infrarouge, Base de Données et Qualité,

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier Dr. H. Bourouba, pour bien avoir voulu diriger ce travail,
pour sa précieuse aide ainsi que sa grande disponibilité.

Mes remerciements vont, également, à M. H. Doghmane, M.A.A de l'université de
Guelma pour ses orientations et son précieux apport documentaire.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance et à remercier vivement Messieurs :
Dr. M. Yahi, Directeur du Centre National de Recherche en Soudage & Contrôle-Cheraga,
Dr. M. Zergoug, Directeur de Recherche à CSC-Cheraga et
Dr. A. Moussaoui, de l'Université de Guelma
pour leur aide, soutien et encouragements.

Sont, également, remerciés : Dr. S. Bouhouche, Directeur de URASM pour son soutien
ainsi que M. R. Boulekroune et tous les collègues de l'Unité de Recherche
en Sidérurgie Métallurgie-Annaba ayant contribué à la réalisation de ce travail

TABLE DES MATIERES

I. INTRODUCTION GENERALE	8
II. ETAT DE L'ART EN RECONNAISSANCE FACIALE	10
III. APERCU SUR LA BIOMETRIE.....	13
III.1. Introduction.....	13
III.2. Techniques biométriques.....	13
III.2.1. Les techniques d'analyse du comportement.....	13
III.2.2. Les techniques d'analyse de la morphologie humaine	13
III.3. Modalités des systèmes biométriques.....	14
III.3.1. Définition	14
III.3.2. La vérification ou authentification	14
III.3.3. L'identification	14
III.4. La reconnaissance faciale en biométrie	15
III.4.1. Propriétés	15
III.4.2. Importantes considérations en reconnaissance faciale	15
III.4.3. Analyse de la performance des systèmes de reconnaissance.....	17
IV. IMAGERIE INFRAROUGE & THERMOGRAPHIE.....	19
IV.1. Définition	19
IV.2. Domaine d'application	19
IV.3. Eléments de thermographie.....	20
IV.3.1. Le Rayonnement infrarouge.....	20
IV.3.2. Corps noir et loi de Planck.....	21
IV.3.3. Corps réel.....	22
IV.4. système de thermographie	23
V. LA RECONNAISSANCE FACIALE	25
V.1. Processus de reconnaissance faciale :.....	25
V.1.1. Prétraitement	26

V.1.2. Etape d'apprentissage	27
V.1.3. Etape de test.....	27
V.2. Paramètres de décision dans les systèmes de reconnaissance	28
V.2.1. Distance City Block	28
V.2.2. Distance euclidienne	28
V.2.3. Mesure Cosinus	28
V.2.4. Cosinus de Mahalanobis (MahCos)	28
VI. TECHNIQUES DE RECONNAISSANCE FACIALE	29
VI.1. Introduction.....	29
VI.2. Analyse par la Composante principale	29
VI.2.1. Principe.....	29
VI.2.2. L'ACP en reconnaissance faciale : Eigenfaces.....	29
VI.2.3. Réduction du nombre de vecteurs propres	31
VI.2.4. Utilisation des Eigenfaces pour la classification	31
VI.3. Analyse Discriminante Linéaire LDA.....	32
VI.3.1. Principe.....	32
VI.3.2. LDA en reconnaissance faciale : 'FisherFaces'	33
VI.3.3. Classification.....	34
VI.4. Local Binary Pattern	34
VI.4.1. Présentation	34
VI.4.2. Principe de la méthode	35
VI.4.3. Variantes de la méthode LBP	35
VII. APPLICATIONS & RESULTATS	37
VII.1. Introduction.....	37
VII.2. Environnement matériel et de développement.....	37
VII.2.1. Système de thermographie	37
VII.2.2. Environnement de développement	38
VII.3. Création de base d'images thermiques.....	39
VII.3.1. Acquisition des images	39
VII.3.2. Conditions de l'acquisition et paramétrage de la caméra.....	39
VII.3.3. Composition de la base d'images créée	41
VII.4. Autres base d'images	41
VII.4.1. OTCBVS : Terravic Facial Infrared Database 'Dataset 04'	41
VII.4.2. PolyU NIRFD.....	42
VII.4.3. La Base ORL	42

VII.5. Formatage des images des bases de données	43
VII.6. Application des algorithmes d'identification	45
VII.6.1. Prétraitement	45
VII.6.2. Apprentissage et identification	46
VII.6.3. Recherche des taux maximum et minimum d'identification	49
VII.7. Résultats	49
VII.7.1. Tableaux des résultats :	51
VII.7.2. Représentations graphiques des taux d'identification calculés	58
VII.7.3. Illustrations :	60
VII.8. Interprétations	66
VIII. CONCLUSIONS & PERSPECTIVES	68
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	70
ANNEXES	73

TABLE DES FIGURES

Figure 1 : Image de visages dans différentes conditions	11
Figure 2 : schémas de l'identification et de l'authentification.....	14
Figure 3.a: Images à spectre visible. Effet de l'illumination.....	16
Figure 3.b : Exemple d'image thermique à gauche dans l'obscurité totale, à droite dans la lumière.....	16
Figure 4 : Exemple de lunettes détectés et leur remplacement.....	17
Figure 5 : Mesure de performance	18
Figure 6: Visualisation d'une scène par caméra thermique.....	20
Figure 7 : Répartition du spectre lumineux.....	21
Figure 9: Bilan radiatif	22
Figure 10 : Exemple de système de Thermographie.....	24
Figure 11 : Schéma de principe de Système de Reconnaissance facial.....	26
Figure 12: Schéma de l'étape d'apprentissage	27
Figure 13 : Schéma de l'étape de test	27
Figure 14: Vecteur m, n formant l'angle dans l'espace ϵ_{Mah}	28
Figure 15: Exemple d'images représentant les Eigenfaces	31
Figure 16 : Exemple de directions de projections avec : (a) PCA, (b) LDA. (b) assure une meilleure séparation des données.	32
Figure 17 : Exemple d'images organisées en vecteurs représentant différentes classes.....	33
Figure 18 : Méthode LBP - Application d'un masque carré 3x3.....	35
Figure 19 : Caméra thermique et connexion FireWire.....	38
Figure 20 : Interface graphique d'acquisition d'image	39
Figure 21 : Environnement matériel	40
Figure 22 : Paramètres relatifs aux propriétés de l'objet et des conditions de l'environnement	40
Figure 23: Echantillon des images thermiques Acquises d'un individu (Base I)	41
Figure 24: Echantillon de plusieurs individus de la base d'image thermiques 'Terravic' (Base II).....	42
Figure 25 : Echantillon des images Near Infrared (Base III)	42
Figure 26 : .Extrait de la base ORL.....	43
Figure 27 : Logiciel PhotoImpact de traitement manuel des images.....	43
Figure 28 : Paramètres pour le redimensionnement manuel des images	44

Figure 29: Exemple d'images formatées appartenant aux différentes bases de données utilisées:1 ^e ligne NIRFaces, 2 ^e ligne : Terravic Faces, 3 ^e et 4 ^e ligne : Images acquises en laboratoire	44
Figure 30 : Organigramme Acquisition, conversion et stockage des images.....	45
Figure 31 : Organigramme de recherche des taux max et min d'Identification des visages	47
Figure 32 : Organigramme de Calcul du taux.....	48
Figure 33.a : PCA, Taux d'identification avec 2, 3 et 5 images d'apprentissage pour différents niveaux de réduction des données (Base créée).....	58
Figure 33.b : PCA, Taux d'identification avec 2, 3 et 5 images d'apprentissage pour différents niveaux de réduction des données (Base Terravic).....	58
Figure :33.c : PCA, Taux d'identification avec 2, 3 et 5 images d'apprentissage pour différents niveaux de réduction des données (Base NIR)	59
Figure 34 : 5 Images thermiques d'apprentissage par sujet, donnant le taux de reconnaissance le plus élevé avec la méthode PCA. En	60
Figure 35: 5 Images thermiques d'apprentissage par sujet, donnant le taux de reconnaissance le plus élevé avec la méthode LDA. En bas les 10 images de test (Base I)	61
Figure 36 : Exemple des 5 images thermiques d'apprentissage parmi 15, donnant le taux de reconnaissance le plus bas avec la méthode PCA. En bas les 10 images thermiques de test (Base I)	61
Figure 37: Exemple des 5 images thermiques d'apprentissage parmi 15, donnant le taux de reconnaissance le plus bas avec la méthode LDA. En bas les 10 images thermiques de test (Base I)	62
Figure 38: 5 Images thermiques d'apprentissage par sujet, donnant le taux de reconnaissance le plus élevé avec la méthode PCA. En bas les 10 images thermiques de test (Base II)	62
Figure 39: 5 Images thermiques d'apprentissage par sujet, donnant le taux de reconnaissance le plus élevé avec la méthode LDA. En bas les 10 images thermiques de test (Base II)	63
Figure 40 : Exemple des 5 images thermiques d'apprentissage parmi 15, donnant le taux de reconnaissance le plus bas avec la méthode PCA. En bas les 10 images thermiques de test (Base II)	63
Figure 41 : Exemple des 5 images thermiques d'apprentissage parmi 15, donnant le taux de reconnaissance le plus bas avec la méthode LDA. En bas les 10 images thermiques de test (Base II)	64
Figure 42: 5 Images NIR d'apprentissage par sujet, donnant le taux de reconnaissance le plus élevé avec la méthode PCA. En bas les 10 images NIR de test (Base III).....	64
Figure 43: 5 Images NIR d'apprentissage par sujet, donnant un taux de reconnaissance le plus élevé avec la méthode LDA. En bas les 10 images NIR de test (Base III).....	65
Figure 44: Exemple des 5 Images NIR d'apprentissage par sujet, donnant le taux de reconnaissance le plus bas avec la méthode PCA. En bas les 10 images NIR de test (Base III).....	65
Figure 45: Exemple des 5 Images NIR d'apprentissage par sujet, donnant le taux de reconnaissance le plus bas avec la méthode LDA. En bas les 10 images NIR de test (Base III)	65

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Niveaux des longueurs d'ondes des différents spectres (Miller, 1994)	21
Tableau 2 : Nombres d'images d'apprentissage et les nombres de combinaisons possibles.....	49
Tableau 1.a : Base d'images LabURASM Database 10 imag/pers ; Taux obtenus avec distance Euclidienne	51
Tableau 1.b : Correspondances du tableau 1.a	51
Tableau 2.a : Base d'images LabURASM Database 15 imag/pers ; Taux obtenus avec distance Euclidienne	52
Tableau 2.b: Base d'images LabURASM Database 15 imag/pers, Nouveaux taux du tableau 2.a, avec autres distances.....	52
Tableau 2.c : Correspondances des tableaux 2.a et b.....	53
Tableau 3.a : Base d'images 'Terravic Database' 15 imag/pers ; Taux obtenus avec distance Euclidienne	54
Tableau 3.b : Base d'images Terravic Database' 15 imag/pers, Nouveaux taux du tableau 3.a ; avec autres distances.....	54
Tableau 3.c : Correspondances des tableaux 3.a et b.....	55
Tableau 4.a : Base d'images 'PolyU NIRFD', 15 imag/pers ; Taux obtenus avec distance Euclidienne.....	56
Tableau 4.b : Base d'images 'PolyU NIRFD' 15 imag/pers, Nouveaux taux du tableau 3.a ; avec autres distances.....	56
Tableau 4.c : Correspondances des tableaux 4.a et b.....	57
Annexe 1: Tableau 5 : Spécification des ports I/O de la Caméra ThermoVision A40.....	73
Annexe 2. Tableau 6 : Correspondances Champs de vision- Distance objet (Operator's Manual p 158)....	74
Annexe 3. Tableau 7 d'Emissivité des principaux matériaux	76

ABREVIATIONS

- ACP : (PCA) Analyse par la Composante Principale
- ICA : Analyse en composantes indépendantes
- LDA : 'Linear discriminant Analysis' ou Analyse discriminante linéaire
- PCA : 'Kernel Principal Component'
- KFA : 'Kernel Fisher Analysis'
- LBP : 'Local Binary Pattern' méthode
- ROC : 'Receiver Operating Characteristics', (Tracé),
- EPC : 'Expected performance curves', (Tracé),
- CMC : 'Cumulative match score' , (Tracé),
- SVM : 'Machines à vecteurs de support '
- AAM : Modèles actifs d'apparence
- SWIR : 'Short- wave infrared' / Ondes infrarouges courtes
- MWIR : Mid-wave infrared/ Ondes infrarouges moyenne
- LWIR : 'Long-wave infrared' / Ondes infrarouges longues
- VLWIR : 'Very long-wave infrared' / Ondes infrarouges très longues
- NIR : 'Near infrared'/ Proche de l'infrarouge

I. INTRODUCTION GENERALE

Pour ses différents avantages et comparés à d'autres techniques biométriques, la reconnaissance des visages des individus a suscité beaucoup d'intérêt parmi les scientifiques et les concepteurs de systèmes biométriques. Bien qu'assez complexe, étant donné la variabilité de l'image du visage humain, qui est sujette aux contraintes induites par la posture, l'expression et la lumière, plusieurs travaux ont été menés donnant lieu à des systèmes dont la robustesse varie selon les moyens et les techniques mis en œuvre.

Ainsi, devant la multitude de paramètres à prendre en compte et leurs choix, les développeurs se doivent aussi d'opter pour un type d'image sur lequel va se baser le système à concevoir. Ce choix est conditionné par les besoins de l'application ciblée et par les avantages et inconvénients que présenteraient chaque type d'image.

Ce mémoire, présente des travaux visant la conception et la réalisation d'un système d'identification faciale basé sur des images thermiques.

Une recherche des paramètres optimaux donnant un taux de reconnaissance maximal est effectuée par l'exécution d'algorithmes appliquant les méthodes PCA ou LDA sur des images présentant d'importantes variabilités pour le même visage (vue frontale, de profil, port de lunette, ..), en variant à chaque fois, le nombre et la sélection des images utilisées dans l'étape d'apprentissage, le nombre correspondant à la réduction de la taille des données, ainsi que le type de distance utilisé pour la classification.

Les traitements et calculs sont appliqués sur des images à spectre proche de l'infrarouge (NIR) et des images thermiques appartenant à une base d'images publiée sur le NET et également sur une base d'images thermiques acquises en laboratoire avec une camera infrarouge dans le but d'en évaluer la qualité. Cette dernière base, avec son premier groupe d'individus est appelée à être étendue et améliorée.

A l'issue de l'étude menée, il serait aisément d'opter pour un type d'algorithme parmi ceux testés et de statuer sur combien et quelles images seraient retenues pour l'étape d'apprentissage et avec quel niveau de réduction des données d'entrée, devraient s'exécuter les programmes. Ces éléments garantiraient le meilleur taux d'identification et seraient donc utilisés en background par l'interface graphique développée.

L'environnement Matlab offrant les outils nécessaires au développement est employé, notamment pour ses fonctions de traitement d'images, sa 'PhD toolbox' et son GUI software pour, respectivement, modifier adapter et exploiter les programmes de calcul s'y trouvant et réaliser l'interface graphique de l'application pour l'acquisition des images thermiques.

Ce mémoire est organisé de la manière suivante :

Une présentation sur l'état de l'art évoque les grandes lignes liées à l'évolution dans le domaine de la reconnaissance faciale. Devant l'importance de ce domaine, la finalité n'est pas de décrire tous les algorithmes de reconnaissance mais d'essayer de tracer cette évolution en citant certaines études qui ont marqué la progression de la recherche dans cette filière. Le but de ces études a toujours été l'amélioration des performances par l'application de nouveaux algorithmes, par l'utilisation de différents type d'images du visage et en apportant des solutions aux différents problèmes rencontrés qui affecteraient les résultats. Les travaux cités montrent que le domaine de l'infrarouge a fait l'objet d'investigation pour en faire un outil dans la reconnaissance par le visage.

Le chapitre suivant donne un aperçu sur la biométrie. Les principes et avantages de la technique y sont expliqués ainsi que les concepts de vérification et identification. La reconnaissance par le visage, qui est un domaine très utilisé en biométrie, est exposée dans cette partie avec ses propriétés et les contraintes faisant la complexité de cette discipline.

L'imagerie infrarouge et la thermographie sont les concepts présentés dans le chapitre IV. Comme pour tout système traitant de l'information venant du monde extérieur, la partie acquisition de cette information revêt un intérêt certain pour le système de reconnaissance. Dans cette partie les principes généraux concernant l'information thermique d'un corps ou d'une scène sont exposés et un exemple d'environnement matériel permettant l'acquisition des images thermiques est présenté. Les concepts ne détaillent pas la partie capteur, proprement dit, mais s'intéressent à la caméra thermique comme outil d'acquisition de l'image.

Le chapitre suivant s'intéresse au processus de reconnaissance faciale et les paramètres de décision. Tandis que les techniques, qui sont appliquées sont introduites dans le chapitre VI. Ces techniques sont mises en œuvre par des algorithmes basés essentiellement sur l'approche par réduction d'espace.

Un grand chapitre a été consacré à l'application des techniques exposées et les résultats obtenus. Ce chapitre détaille les travaux effectués sur les bases de données publiées et qu'il expose et ceux ayant permis la création d'une nouvelle base de données d'images thermiques. Les travaux sont, par la suite, focalisés sur plusieurs problématiques comme le choix des conditions d'apprentissage qui sont testés par l'application des algorithmes de différentes méthodes.

Les taux d'identification obtenus démontrant le niveau de performances des méthodes, ainsi que les paramètres utilisés sont présentés sous forme de tableaux dans le même chapitre. Pour plus d'éclaircissement Ces tableaux sont suivis d'illustrations présentant des exemples de taux de reconnaissance avec les images correspondantes choisies automatiquement pour l'apprentissage. L'ensemble de ces informations est commenté dans les interprétations à la fin de ce chapitre.

L'étude est clôturée par une conclusion et la présentation de perspectives.

II. ETAT DE L'ART EN RECONNAISSANCE FACIALE

Facilités par les avancés dans la technologie des calculateurs, des capteurs et autres moyens matériels, les études pour la mise en œuvre de systèmes de reconnaissance et d'identification ont vu le test et l'application des différentes techniques, qui appartiennent aux deux grandes familles connues, en l'occurrence les techniques globales et celles locales de reconnaissance faciale

La première catégorie s'intéresse à l'intensité des pixels de l'image entière du visage comme caractéristique sur laquelle la décision de reconnaissance sera fondée. Le vecteur représentatif de l'image possède la même taille que cette dernière et est donc de grande dimension et difficile à manipuler. Pour s'affranchir de cette contrainte plusieurs méthodes sont employées pour réduire ce vecteur qui doit demeurer représentatif de l'image en termes d'informations discriminatoires servant à la classification.

La technique qui a été la plus utilisée comme telle ou à des fins de comparaison avec d'autres techniques est l'analyse en composantes principales (PCA), appelée aussi transformée de Karhunen-Loeve ou plus tard 'Eigenfaces', [Turk et al. 1991]. Dans sa version classique, cette technique nécessite que les images de visage soient mises sous formes de vecteurs, ce qui a pour effet de détruire la structure géométrique de l'image, d'où la mise en œuvre de sa nouvelle forme la méthode PCA bidimensionnelle dont l'entrée est une image et pas un vecteur, ou l'analyse en composantes indépendantes (ICA) qui est une généralisation de la méthode PCA, et dont l'algorithme est basé sur le concept intuitif de contraste et permet d'éliminer la redondance statistique des données de départ.

D'autres méthodes ont été mises au point et ont donné d'intéressants résultats, telle que l'analyse discriminante Linéaire (LDA). Cette dernière se base sur la construction de sous espace discriminant pour distinguer de façon optimale les visages de personnes distinctes et donc procède à une bonne séparation des classes.

Quant aux méthodes locales, elles se basent sur des modèles, utilisant des connaissances a priori que l'on possède sur la morphologie du visage et s'appuient en général sur des points caractéristiques de celui-ci, tel que le nez, les yeux, la bouche, pour les comparer à ceux des autres visages. Parmi les méthodes appliquant cette approche on note les approches Bayésiennes [C. Liu et al., 1998], les machines à vecteurs de support 'SVM' [G. Guo et al., 2000], la méthode des modèles actifs d'apparence (AAM) ou encore la méthode "Local Binary Pattern LBP" [T. Ahonen et al., 2004]. Ces méthodes visent la construction d'espace de caractéristiques locales en moyen de filtres d'images appropriés de manière à ce que les distributions des visages soient moins affectées par les divers changements.

D'innombrables travaux de recherche dans le domaine de la reconnaissance faciale ont traité du spectre visible des images dont la complexité du traitement vient notamment de l'effet de l'illumination qui est indispensable d'un côté et s'avère contraignante de l'autre, puisqu'elle constitue une source d'importantes variabilités du visage.

L'imagerie infrarouge ou thermique qui trouve ses applications dans les industries civiles et militaires, permet d'accroître la fiabilité des systèmes en étant insensible à ce paramètre qui est la lumière. A titre indicatif, aujourd'hui l'imagerie thermique est la noble partie de systèmes militaires de haute technologie.

Partant de ces considérations, des études et autres investigations ont été menées pour apprécier la reconnaissance et l'identification des visages à partir d'images infrarouges et thermiques. Elles ont montré que malgré certaines contraintes telles que le port de lunettes, les conditions de l'environnement, les activités physiques, la plupart des méthodes déjà citées, avec de multiples schémas de reconnaissances qui ont été proposés ont donné des taux de reconnaissances et identification mitigés.

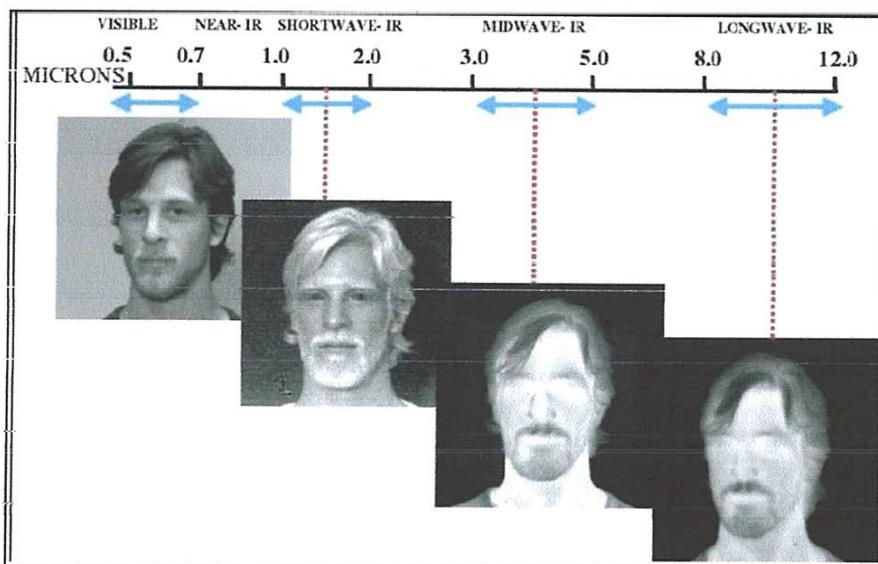


Figure 1 : Image de visages dans différentes conditions

Les premiers travaux dans ce domaine ont vu l'application de la méthode PCA sur des vues frontale, et de profil (à 45°) d'images infrarouges à longueur d'onde moyenne (MWIR) [Cutler1996]. Il s'en est suivi d'autres travaux avec la même méthode utilisant d'autres images infrarouges du type "LWIR", spectre à ondes longues, [Socolinsky *et al* 2001, 2002, 2003 et Selinger *et al.* 2002], où les tests ont porté sur différentes situations touchant les cas du port de lunettes, différentes expressions du visage et variation de l'illumination. Certaines applications ont même consisté à transformé les images "LWIR" en données représentant la température interne de la peau pour s'assurer de son indépendance de la température ambiante [Wu *et al.*, 2005]. D'autres types d'images infrarouges dont le spectre est composé d'ondes courtes "SWIR" ou encore de spectre proche de l'infrarouge "NIR", respectivement dans les travaux [Kang *et al* 2006 et Li *et al.*, 2006, 2006a], ont également été utilisées, pour tester la méthode PCA.

La méthode globale LDA connue aussi sous le nom de "Fisherfaces" est considérée dans certaines études comme étant la plus performante avec des images du type "LWIR" et à spectre visible. Cette même méthode appliquée aux images du type "NIR" dans [Zou et al., 2005, 2006] n'a montré de meilleurs résultats que pour des images avec un éclairage ambiant, notamment avec des classifieurs du type 'support Vecteur Machine (SVM)' et réseau de neurones (NN). Pour ce même type d'images des travaux [Li et al., 2006, 2006a] ont été accomplis pour combiner la méthode en question avec les caractéristiques basées sur le "Linear Binary Pattern LBP", et ont donné de bonnes performances.

La méthode statistique ICA a également été appliquée par Sokolinsky, cité plus haut, sur des images "LWIR" et a montré des performances assez proches de ceux avec la méthode LDA.

Dans les approches locales des travaux [Friedrich et al., 2002] se sont basés sur le template matching et le calcul de distances appliquées à des images thermiques du type "LWIR". ces travaux ont montré clairement que la reconnaissance faciale appliquée aux images à spectre infrarouge permet d'obtenir de bons résultats en dépit des changements d'orientation de la tête, ou l'expression du visage.

Les études comparatives menées utilisant des images visibles et autres du type "LWIR" [Heo et al., 2003a], grâce à un logiciel (Facelt) qui calcule les distances entre les caractéristiques des visages (yeux, bouche, nez,..etc) ont prouvé qu'avec des images thermiques les performances peuvent surpasser les résultats avec des images visibles notamment en l'absence de lunettes sur ces visages. D'autres études du même auteur proposaient l'utilisation de filtres de corrélation pour améliorer la reconnaissance sur ce même type d'images.

Devant l'importance d'information que peut contenir l'image infrarouge, les investigations ont été poussées jusqu'à utiliser celles à spectre proche de l'infrarouge (NIR) [Pan et al., 2003] pour l'étude du tissu de très petites surfaces du visage. Soutenue par l'idée que l'aspect du tissu humain de ces petites surfaces est non seulement différent d'une personne à une autre mais aussi il reste invariant à travers le temps et quelque soit l'orientation ou l'expression du visage. l'expérience menée sur des images "NIR" à spectre entre 0.7 et 1.0 micron a, pourtant, montré une nette dégradation des performances quand ces conditions venaient à être changées.

Les images thermiques ont continué à être exploitées pour en tirer les caractéristiques les plus spécifiques à chaque visage. On note l'extraction d'information physiologique représentant le réseau de vaisseaux sanguins sous la peau supposée propre à chaque visage [Pavlidis et al., 2006, Buddharaju et al., 2005, 2006, 2007, 2007a] sur des images à spectre de moyenne longueur d'onde "MWIR" ou la décomposition des images du type "LWIR" [Srivastava et al., 2001, Buddharaju et al., 2004] en utilisant les filtres de Gabor et dont les résultats ont été comparés et jugés meilleurs que ceux obtenus en appliquant les méthodes PCA et ICA

III. APERCU SUR LA BIOMETRIE

III.1. INTRODUCTION

En matière de sécurité, l'expérience a montré que la biométrie a permis d'aller vers une plus grande maîtrise et efficacité des différents contrôles et surveillances effectués au niveaux des institutions et organisations.

Cette technologie est le domaine qui traite de l'analyse automatique des informations relatives aux caractéristiques physiques et/ou comportementales de l'individu à des fins d'identification, vérification, authentification. Ses principaux atouts résident dans le fait que les caractéristiques, sur lesquelles se base cette technique, et notamment celles physiologiques sont universels, mesurables, uniques, permanentes, performantes et difficiles voire impossible d'être falsifiables ou reproductibles.

Parmi ces caractéristiques, on note les technologies utilisant la signature, la démarche, les empreintes digitales, l'iris, la voix, la main et le visage qui fait l'objet de la présente étude.

Outre les avantages connus aux systèmes biométriques, une qualité encore plus propre aux systèmes basés sur la reconnaissance faciale mérite d'être citée. En effet ce type de technologie, n'exige pas forcément la coopération des individus du genre : mettre le doigt ou la main sur un dispositif spécifique ou parler dans un microphone. En effet, la caméra n'a qu'à capter une image de la personne présente dans son champ de vision

III.2. TECHNIQUES BIOMETRIQUES

Deux grandes catégories de technologies biométriques sont à citer

III.2.1. Les techniques d'analyse du comportement

Comme son nom l'indique, la technologie utilisant l'analyse du comportement se base, en fait sur la manière de faire de l'individu, telle que l'analyse de la dynamique de la signature (vitesse de déplacement du stylo, les accélérations, la pression exercée, l'inclinaison,...) ou avec d'autres outils tel que la façon d'utiliser un clavier d'ordinateur (la pression exercée et la vitesse de frappe).

III.2.2. Les techniques d'analyse de la morphologie humaine

Dans cette catégorie, les propriétés physiologiques de l'individu sont utilisées. Il peut être procédé dans ces cas à l'analyse des empreintes digitales, forme de la main, trait de visage, dessin du réseau veineux de l'œil et la voix. L'avantage de ces éléments est que non seulement ils ne subissent pas les effets de l'environnement tel que le stress comparé aux éléments comportementaux mais aussi ne changent pas durant la vie d'un individu

III.3. MODALITES DES SYSTEMES BIOMETRIQUES

III.3.1. Définition

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui fonctionne par l'acquisition de données biométriques d'un individu, dont il extrait un ensemble de caractéristiques, et les compare à leurs équivalents dans la base de données créée auparavant.

Selon le besoin, la complexité et les informations à manipuler, un système biométrique peut fonctionner en mode de vérification ou mode d'identification

III.3.2. La vérification ou authentification

Consiste à vérifier que la personne qui se présente est bien la personne qu'elle prétend être. Pour cela, la personne donne son identité et fournit un échantillon biométrique. Cet échantillon est comparé avec un échantillon biométrique, fourni antérieurement et propre à cette personne. Si les deux échantillons coïncident, avec une marge d'erreur prédéfinie, la personne est authentifiée. Cette démarche obéit au schéma de la figure 2.a, qui consiste donc à répondre à la question : « Suis-je bien Mr. X ? ».

L'action correspond à la vérification du mot de passe dans un système login/ password. Après s'être identifié, on s'authentifie par un mot de passe que le système compare à celui qu'il possède dans sa base de références.

III.3.3. L'identification

Contrairement à la vérification le processus d'identification consiste à comparer la caractéristique en question, souvent appelée modèle de l'utilisateur avec les modèles équivalents de tous les utilisateurs, déjà stockés dans une base de données. Il procède ainsi à plusieurs comparaisons. L'utilisateur inconnu est identifié comme l'utilisateur ayant la caractéristique biométrique ou le modèle qui ressemble le plus, selon un critère donné, au modèle d'entrée. Notons que le système est capable de fournir l'identité d'un utilisateur uniquement s'il a déjà un modèle stocké dans la base de données.

Cette modalité consiste à déterminer l'identité de la personne qui se présente en recherchant l'échantillon biométrique fourni par cette personne avec une liste d'échantillons. Il s'agit de la réponse à la question « Qui suis-je ? » ; La figure 2.b présente le schéma de l'identification.

L'action est la même que lorsque l'on renseigne son login dans un système login/password. Le système va rechercher les informations concernant ce login dans sa base de références.,

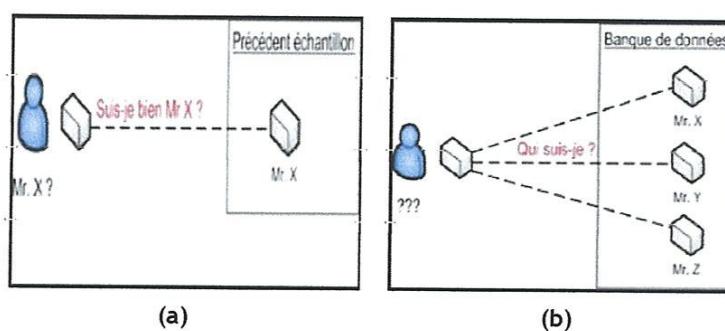


Figure 2 : schémas de l'identification et de l'authentification

De manière générale, les systèmes biométriques obéissent au même schéma de fonctionnement pour mettre à exécution l'une ou l'autre modalité. Ainsi, qu'il s'agisse d'un processus de vérification ou identification, le système doit procéder avant toute chose à l'enregistrement des caractéristiques des utilisateurs dans la base de données pour pouvoir utiliser ces informations lors de l'identification/Vérification

III.4. LA RECONNAISSANCE FACIALE EN BIOMETRIE

III.4.1. Propriétés

Les empreintes digitales sont les caractéristiques biométriques les plus communément utilisées dans la reconnaissance des individus. D'autres études ont démontré que l'iris est la caractéristique la plus fiable car la texture de l'iris reste stable au cours de la vie. Bien que maîtrisées et performantes ces techniques présentent l'inconvénient d'être intrusives voire gênante pour les cas où il faudrait, par exemple, placer son œil devant un quelconque dispositif.

Ainsi, dans ce vaste domaine de la biométrie qui a connu un grand essor depuis quelques années, et l'éventail des applications, la reconnaissance faciale s'est avérée un moyen efficace et très intéressant étant donné les propriétés suivantes :

- Décide si la personne est autorisée ou non.
- Ne nécessite aucun dispositif à toucher, elle est non invasive et dans beaucoup de situations, elle ne nécessite pas la coopération des personnes à identifier,
- Préserve la possibilité d'intervention du contrôleur qui pourrait détecter une fausse identification en affichant l'image candidate et l'image reconnue, C'est un outil de décision,
- Présente moins de sources d'erreur due à sa faible sensibilité aux facteurs influant tels que les poussières ;
- Peut être gérée comme fonction à part dans un système assurant d'autres tâches. La partie acquisition peut acquérir des informations d'autres évènements,
- Peut garder la trace d'images acquises, mettant à jour un historique pouvant être utile à différents objectifs,

Relativement complexe, la reconnaissance faciale est étudiée et adoptée pour ces nombreux avantages comparée à d'autres techniques biométriques

III.4.2. Importantes considérations en reconnaissance faciale

Le type, le contenu et la qualité des images sur lesquelles se base un système de reconnaissance faciale sont des éléments déterminants en termes de performance du système. En effet ces images présentent des caractéristiques utiles et indispensables pour leur exploitation mais qui dépendent de :

a. Type de l'image

L'apparence d'un visage dans une image dépend de l'illumination de la scène lors de l'acquisition de l'image. Le changement de l'apparence peut dans certains cas se révéler plus

critique que la différence physique entre les individus au point d'aboutir à une mauvaise classification.

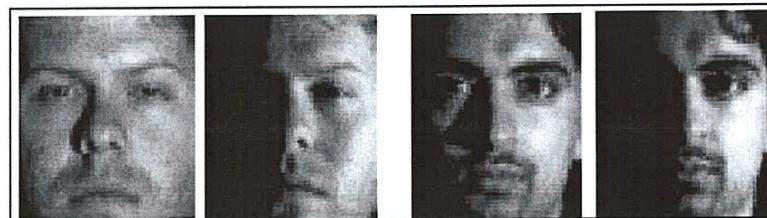


Figure 3.a: Images à spectre visible. Effet de l'illumination

Cette dépendance qui est considérable pour les images à spectre visible diminue significativement avec l'usage d'image à spectre proche de l'infrarouge « Near Infrared » pour ne plus avoir d'influence avec les images infrarouges du type SWIR, MWIR et LWIR et thermiques

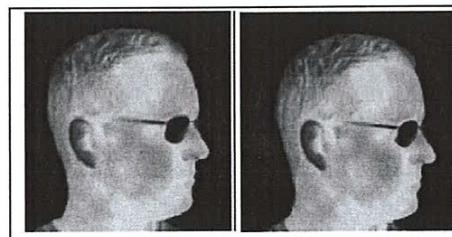


Figure 3.b : Exemple d'image thermique à gauche dans l'obscurité totale, à droite dans la lumière

b. Détection du visage dans l'image

La reconnaissance/identification faciale dépend de la possibilité de localisation du visage dans l'image ou sa détection qui doit être efficace, car cette étape est indispensable comme premier traitement.

Une multitude d'approches ont été retenue pour prendre en charge cette première tâche du système de reconnaissance ; telles que :

L'Approches basées sur l'apparence appliquant des techniques d'apprentissage automatique et faisant de la détection même une tâche de classification,

Les approches basées sur les connaissances acquises s'intéressant aux parties caractéristiques du visage comme le nez, la bouche et les yeux et qui permettent la détection du contour du visage,

Méthodes basées sur les caractéristiques du visage recherchant avant tout l'axe des yeux pour servir comme longueur de référence,

Ou d'autres approches telles que Les approches basées sur le «Template-matching», celles basées sur des caractéristiques invariantes ou encore les méthodes basées sur l'analyse de la couleur de la peau.

Par ailleurs, toutes les méthodes développées sont à ce jour fortement liées à l'environnement et les conditions dans lesquelles est réalisée l'acquisition de l'image. Cet aspect demeure ainsi une contrainte non négligeable notamment dans un soucis d'automatisation de cette tâche dans le système de reconnaissance.

Néanmoins, cette phase de détection du visage, est estimée dans certaines études [M-H. Yang et al., 2002] comme suffisamment efficace lorsqu'à partir de l'image, la méthode permet l'extraction d'une portion ne dépassant pas 20% de la taille réelle de l'image et représentant les yeux, le nez et la bouche.

c. Posture et expression faciales :

L'orientation du visage sur l'image (frontale, profil,...) ou ses différentes expressions sont des éléments importants en reconnaissance faciale car ils peuvent diminuer de manière très significative la performance du système. Devant cette contrainte majeure l'idée prédominante est celle qui consiste à rechercher des traits faciaux tels que ceux des yeux qui ne changent pas avec l'expression ou peu avec l'orientation et permettraient quand même la distinction entre individus. Les études menées [Friedrich et al., 2002] ont montré que les taux de reconnaissance sont améliorés avec l'application des méthodes locales qui s'avèrent les mieux adaptées spécifiquement avec ce type de contrainte.

d. Autres Facteurs influents en reconnaissance faciale

La présence des composants structurels telle que la barbe, la moustache, ou bien les lunettes peut cacher certaines caractéristiques du visage. La forme, la couleur, ou la taille du visage pourraient s'en trouver modifiés. Parmi ces obstacles le port de lunettes qui cacherait une partie à caractéristique essentielle, que sont les yeux de l'individu, dégraderait considérablement les performances d'un système de reconnaissance. Cette contrainte a même fait l'objet d'études à part où il a été confirmé que l'erreur sur la localisation des yeux est plus importante avec des images infrarouge. Pour diminuer l'influence de cette situation sur le taux global de réussite, il a été procédé au remplacement des zones des lunettes, une fois détectées, par la portion d'image qui y correspondrait et qui résulte de la moyenne des mêmes régions appartenant à d'autres images. Cette façon de faire a amélioré sensiblement les taux de réussite [Siddiqui et al., 2004 ; Kong et al., 2007],



Figure 4 : Exemple de lunettes détectées et leur remplacement.

III.4.3. Analyse de la performance des systèmes de reconnaissance

La précision, l'efficacité et le volume de données sont autant de critères qui sont utilisés pour l'évaluation des systèmes de reconnaissance. Etant donné que les systèmes peuvent

fonctionner selon les modes différents d'identification ou de vérification (c.f. chap. III.3), différents outils sont utilisés pour la mesure de leurs précisions.

a. Evaluation de l'identification

Avec ce mode de fonctionnement, le taux d'identification est la mesure la plus couramment utilisée. Il peut y avoir des situations où ce taux n'est pas suffisant pour l'évaluation. En cas d'erreur, par exemple, il peut être utile de savoir si le bon choix se trouve dans les N premiers. Le score cumulé 'cumulative match score' est alors tracé. Il représente la probabilité que le bon choix se trouve parmi les N premiers.

b. Evaluation de la vérification/authentification

Dans la vérification ou authentification, il s'agit d'opter pour l'une des deux alternatives : l'identité de l'utilisateur correspond à l'identité proclamée ou recherchée ou elle ne correspond pas. La décision se base donc sur un seuil prédéfini.

L'estimation de ce seuil constitue la plus grande difficulté de ces techniques et elle peut engendrer deux types d'erreurs, souvent prises comme mesures de performances pour ces techniques d'authentification. Le système peut ainsi être amené à rejeter un utilisateur légitime et dans ce premier cas on parle de faux rejet 'False Rejection' et à accepter un imposteur et on parle dans ce second cas de fausse acceptation 'False Acceptance'. Ces indicateurs sont mesurés par les taux respectifs 'False Rejection Rate ou FRR' et 'False Acceptance Rate ou FAR'.

Un système idéal est donc le système avec $\text{FAR}=\text{FRR}=0$. Quand FR augmente, FA diminue et vice versa (figure 5). Par exemple, si l'accès est donné à tout le monde, $\text{FR}=0$ signifiant que $\text{FA}=1$. Par contre, un accès refusé à tout le monde correspond à $\text{FR}=1$, mais entraîne un $\text{FA}=0$.

Il existe bien des situations où l'un des indicateurs est favorisé par rapport à l'autre :

Dans une application de diagnostic, par exemple, accepter un FA élevé minimisera les risques d'erreurs en évitant qu'un problème potentiel soit négligé, alors que dans les applications de surveillance ou d'accès un FR élevé maximisera la sécurité. Cependant, le choix du seuil est généralement ajusté sur la base du compromis recherché entre les valeurs des deux indicateurs FRR et FAR qui doivent être prédéfinis.

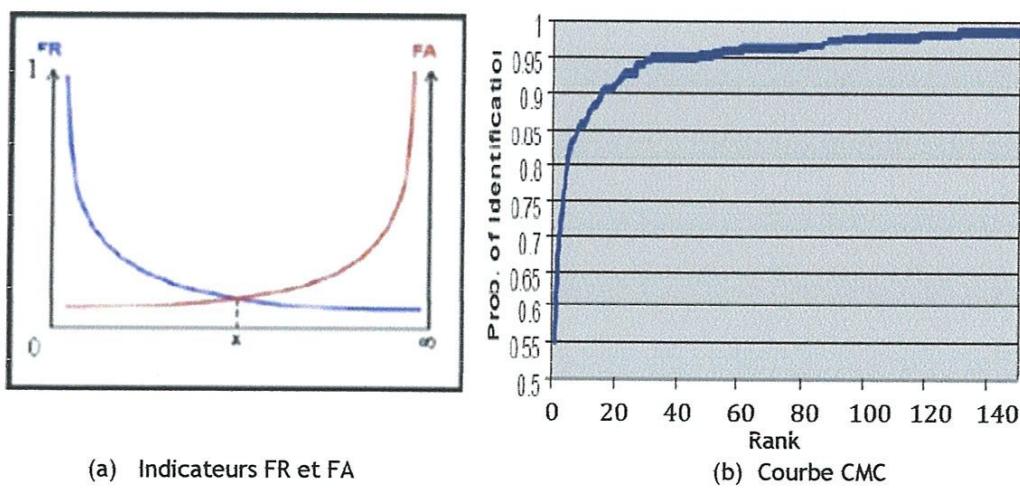


Figure 5 : Mesure de performance

IV. IMAGERIE INFRAROUGE & THERMOGRAPHIE

IV.1. DEFINITION

La thermographie infrarouge (TIR) est la science de l'acquisition et de l'analyse d'informations relatives à une scène thermique dans un domaine spectral de l'infrarouge, en moyen de dispositif d'imagerie thermique à distance.

IV.2. DOMAINE D'APPLICATION

Depuis son apparition, l'usage de la Thermographie s'est beaucoup développée au vu de nombre d'applications commerciales et industrielles mises au point durant les dernières décennies.

Des avions de combat en ont été équipés pour retrouver des individus ou localiser des zones d'intérêt, en maintenance elle est utilisée pour la détection de la surchauffe des contacts dans les lignes de puissance, en bâtiments elle est utilisée pour l'amélioration de l'isolation et de l'efficacité des installations de climatisation. Cette filière trouve, également, plein d'applications dans le domaine médical et vétérinaire pour l'établissement de diagnostics ainsi que dans la sécurité au niveau des aéroports et les administrations officielles.

Ses avantages sont multiples :

- Elle permet de visualiser des images pour l'appréciation de la température de larges espaces,
- Elle est capable de capter en temps réel des objets qui sont à l'état dynamique,
- Elle permet de déceler la détérioration de composant avant leur panne,
- Elle peut être utilisée pour la mesure et le contrôle d'espaces inaccessibles et/ou dangereux comparé à l'usage d'autres méthodes,
- Elle peut être utilisée pour le contrôle de différents matériaux,
- Elle permet la visualisation et la détection d'objets dans des espaces obscurs,
- C'est une méthode non destructive.

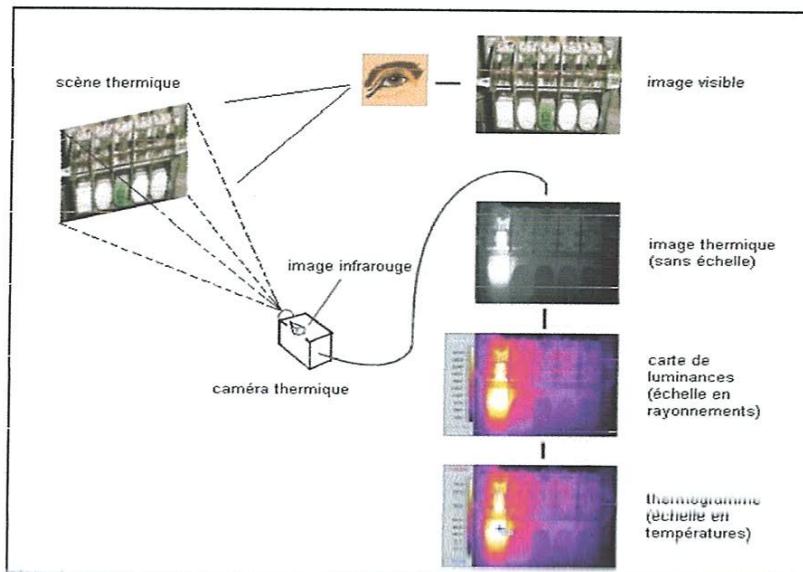


Figure 6: Visualisation d'une scène par caméra thermique

IV.3. ELEMENTS DE THERMOGRAPHIE

IV.3.1. Le Rayonnement infrarouge

Tous les objets peuvent émettre un rayonnement infrarouge dont le spectre est composé de différentes longueurs d'ondes. Cependant les capteurs sont conçus pour collecter ce rayonnement dans une bande bien précise. Il en résulte la subdivision de la bande infrarouge en 3 sections : IR-A dans l'intervalle 700 nm-1400 nm (0.7 μ m - 1.4 μ m), IR-B à 1400 nm-3000 nm (1.4 μ m - 3 μ m) et IR-C à 3000 nm-1 mm (3 μ m - 1000 μ m).

Ces bandes de spectre sont (Tableau 1) :

- **Proche de l'infrarouge 'Near-infrared'** (NIR, IR-A DIN): 0.7-1.0 μ m, utilisée dans applications telles que les fibres optiques pour ses pertes minimales de signal, et également dans les caméras à vision nocturne
- **Ondes infrarouges courtes (SWIR, IR-B DIN)**: 1-3 μ m pour les longues distances en télécommunication,
- **Ondes infrarouges moyenne (MWIR, IR-C DIN)** infrarouge intermédiaires (IIR): entre 3-5 μ m. Utilisées dans la technologie de guidage des missiles,
- **Ondes infrarouge longues (LWIR, IR-C DIN)**: entre 8-14 μ m. Elles représentent la zone de l'imagerie thermique à partir de laquelle les capteurs peuvent fournir une image complète de la scène qui reflète uniquement sur les émissions thermiques de l'objet sans aucune source externe d'illumination. La technologie FLIR Systems utilise cette bande, appelée parfois longues ondes infrarouges

➤ **Ondes infrarouges très longues (VLWIR):** entre 14 - 1000 μm .

Les ondes du type 'NIR' et 'SWIR' sont parfois "infrarouges réfléchies" tandis que 'MWIR' et 'LWIR' sont considérées comme étant l'infrarouge thermique.

Spectrum	Wavelength range (micro meter)
Visible spectrum	0.4 - 0.7 μm
Near Infrared (NIR)	0.7 - 1.0 μm
Short-wave Infrared (SWIR)	1 - 3 μm
Mid-wave Infrared (MWIR)	3 - 5 μm
Long-wave Infrared (LWIR)	8- 14 μm
Very Long-wave Infrared (VLWIR)	> 14 μm

Tableau 1 : Niveaux des longueurs d'ondes des différents spectres (Miller, 1994).

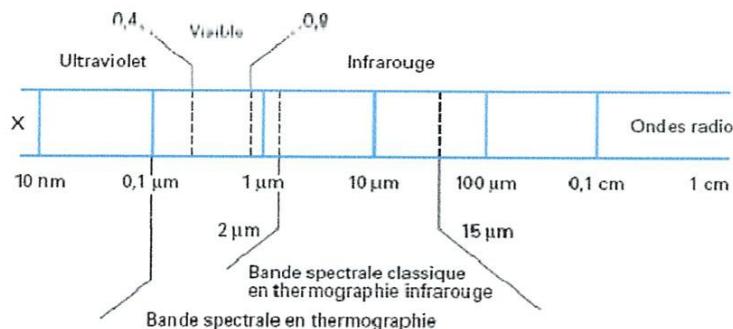


Figure 7 : Répartition du spectre lumineux

IV.3.2. Corps noir et loi de Planck

On montre qu'à l'intérieur d'une cavité fermée et isotherme règne un champ de luminance isotrope indépendant de la nature, de l'état de surface et de la forme des parois et qui n'est fonction que de la longueur d'onde et de la température. C'est la première loi de Kirchhoff.

On montre également que cette luminance est celle du corps noir, défini comme un corps idéal absorbant l'intégralité des rayonnements qui lui parviennent. La luminance directionnelle du corps noir est la même dans toutes les directions.

Planck a calculé, en 1900, la luminance énergétique spectrique du corps noir à température T , l'exposant $(^0)$ s'appliquant au corps noir. Cette loi est à la base même de la possibilité et de la

pertinence de la mesure des températures par rayonnement. Elle est explicitée sous la forme des courbes de Planck (figure 8).

$$L_\lambda^\circ(T) = \frac{c_1 \cdot \lambda^{-5}}{\pi [\exp(c_2/\lambda T) - 1]} ; \text{ (en } W \cdot m^{-3} \cdot sr^{-1} \text{)} \quad (IV.1)$$

ou

$$L_\lambda^\circ(T) = \frac{c_1 \cdot \lambda^{-5} \cdot 10^{-6}}{\pi [\exp(c_2/\lambda T) - 1]} ; \text{ (en } W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^{-1} \text{)} \quad (IV.2)$$

avec $L(m)$: longueur d'onde,

T (K) : Température,

$c_1 = 3,741.832 \times 10^{-16} W \cdot m^2$, 1re constante de rayonnement (NF X 02-206),

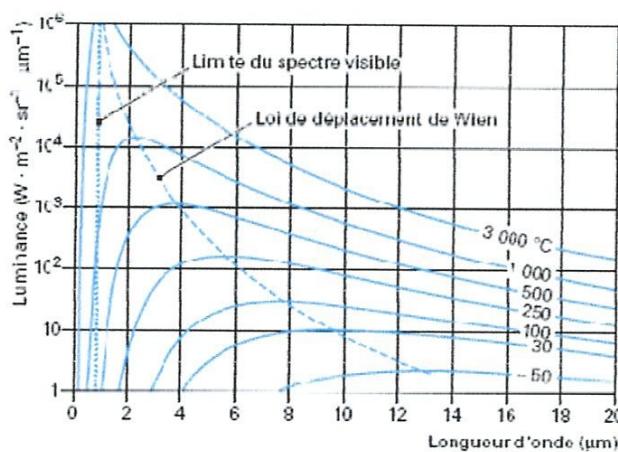


Figure 8 - Courbes de Planck

IV.3.3. Corps réel

Il est démontré que lorsqu'un flux de rayonnement Φ , en provenance d'une source, est reçu par un corps, ce flux est partagé entre une partie Φ_r qui est réfléchie sur le corps, la ou les directions de réflexion n'étant pas considérée(s) à ce stade. Une autre partie Φ_a est absorbée par ce corps et une dernière partie Φ_t est transmise au travers de ce corps.

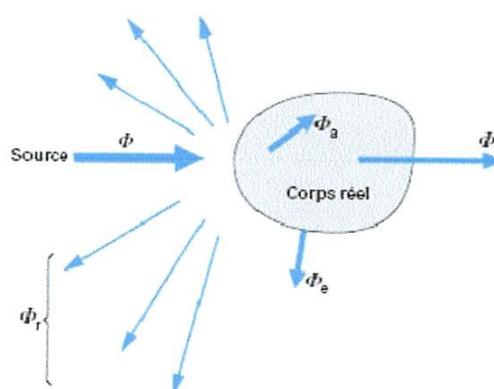


Figure 9: Bilan radiatif

La loi de conservation de l'énergie implique : $\Phi = \Phi\rho + \Phi\alpha + \Phi\tau$ où (comme définis dans la norme NF X 02-206)

$\Phi\rho / \Phi = \rho$ est le facteur de réflexion ou réflectance

$\Phi\alpha / \Phi = \alpha$ est le facteur d'absorption ou absorptance

$\Phi\tau / \Phi = \tau$ est le facteur de transmission ou transmittance,

D'où :
$$1 = \rho + \alpha + \tau \quad (\text{IV.3})$$

Cette équation (IV.3) est valable à une longueur d'onde donnée. Elle peut s'étendre à une bande spectrale, si les facteurs sont spectralement constants. Elle est également valable pour une direction d'incidence donnée. Les facteurs sont donc à la fois spectraux et directionnels.

En absorbant le flux $\Phi\alpha$, le corps s'échauffe. Le flux qu'il émettrait est fonction de sa température. À l'équilibre, le corps émet un flux $\Phi\epsilon$ égal au flux absorbé $\Phi\alpha$. Ainsi :

$$\Phi\epsilon = \Phi\alpha, \text{ et : } \alpha = \epsilon \quad (\text{IV.4})$$

avec ϵ : émissivité (Telle que définie dans la norme NF X 02-206).

C'est la seconde loi de Kirchhoff, qui est établie à partir de la première loi pour un corps réel placé à l'intérieur d'une cavité isotherme ; sa formulation exacte est : $\alpha'(\lambda, T) = \epsilon'(\lambda, T)$

On s'intéresse dans ce domaine principalement aux corps opaques pour lesquels on a $\tau = 0$.

D'où : $1 = \epsilon + \rho$

Le corps noir est un cas particulier des corps opaques. Le corps noir est un corps idéal qui absorbe intégralement tous les rayonnements qui lui parviennent. Son facteur de réflexion est nul. Et ainsi, $\epsilon = 1$.

Le miroir parfait est également un cas particulier. Il réfléchit intégralement tous les rayonnements qui lui parviennent. Ainsi, $\rho = 1$. pour le miroir parfait.

Entre le corps noir et le miroir, il y a toutes les possibilités de corps opaques tels que $\epsilon + \rho = 1$.

Lors de la mesure de température par la mesure du flux émis, l'émissivité du corps observé doit être prise en compte. C'est une grandeur d'influence (définie dans la norme NF X 07-001). Elle varie avec la nature des matériaux, les états de surfaces, la longueur d'onde et l'angle d'observation. Des tableaux de valeurs de l'émissivité sont établis à cet effet (annexe 3). L'émissivité établie pour le corps humain est évaluée à : 0,98.

IV.4. SYSTEME DE THERMOGRAPHIE

La caméra thermique est un radiomètre à balayage spatial qu'il soit mécanique ou électronique. Ce n'est donc pas le simple récepteur qu'est l'imageur thermique.

Appliqué aux mesures des températures, le système de thermographie est composé d'une caméra thermique et d'une station intégrant un ensemble de fonctions assurant la transcription en température, l'analyse, le traitement et l'enregistrement des données. Le système peut être concentré en un seul dispositif.

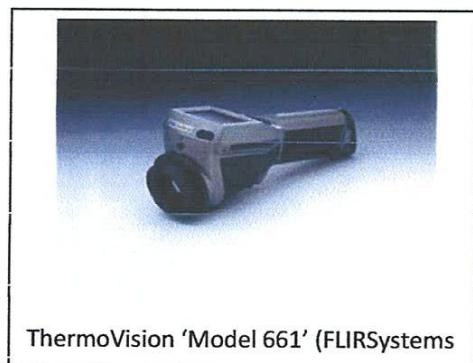
Les compétences demandées aux appareils et les techniques mises en œuvre diffèrent fortement selon les applications. Désormais, l'abondance des technologies et des appareillages très divers autorise un choix adapté au cas par cas. Mais ce choix est plus complexe : le risque est fort d'imaginer que tous les appareillages sont identiques, parce qu'ils sont sous la même désignation d'appareils de thermographie. Penser qu'un seul appareil réunirait toutes les performances pour toutes les applications est une illusion.

La méthode de mesure (détecteur et quantification) de flux de rayonnement et, a fortiori, de la température de la matière qui émet ce flux, est une méthode de mesure directe : la valeur d'une grandeur caractéristique de l'élément-détecteur de la caméra est une fonction de la valeur du flux que reçoit cet élément ; la température du corps observé en est déduite par calcul.

Les caméras thermiques spécialisées sont dotées de capteurs spécifiques. Les plus récentes ont une résolution bien en au dessous de celles des caméras optiques. Bien que leurs coûts ont baissé, elles restent bien plus onéreuses que les cameras visibles. Les modèles les plus performants connaissent certaines restrictions à la vente et à l'export.



ThermoVision A40 (FLIR Systems)



ThermoVision 'Model 661' (FLIRSystems)

Figure 10 : Exemple de système de Thermographie

V. LA RECONNAISSANCE FACIALE

V.1. PROCESSUS DE RECONNAISSANCE FACIALE :

Un système de reconnaissance de visages est un système d'identification et de vérification d'individus, qui permet de vérifier si une personne appartient à la base de données du système, et de l'identifier si nécessaire.

Quand une personne est enrôlée dans un système de reconnaissance des visages, une caméra prend une série d'images de son visage qui seront ensuite transformées en un code holistique unique, ~~dans la phase de vérification le système décide si la personne est autorisé ou pas.~~

Les systèmes de reconnaissance se basent de manière générale sur trois étapes essentielles :

- détection du visage dans l'image,
- extraction et normalisation des caractéristiques du visage
- Identification et/ou vérification,

Certaines techniques de traitements appliquées peuvent concerner plusieurs étapes. Par exemple, l'extraction des caractéristiques faciales (yeux, nez, bouche) est utilisée aussi bien pour la détection que pour l'identification de visages.

Par ailleurs, les étapes de détection de visage et d'extraction de caractéristiques peuvent être exécutées simultanément. Cela dépend notamment de la nature de l'application, de la taille de la base d'apprentissage, et des conditions de prise de vue (bruit, occultation, etc.). Enfin, les techniques de traitement utilisées dans chaque étape sont très critiques pour les applications biométriques, et doivent, par conséquent, être optimisées pour améliorer les performances du système global.

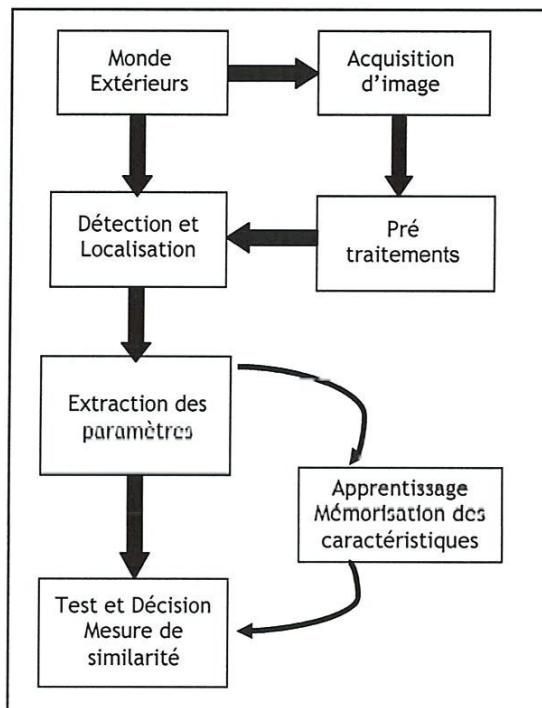


Figure 11 : Schéma de principe de Système de Reconnaissance facial

V.1.1. Prétraitement

Dans le processus de reconnaissance, le prétraitement de l'image est un préalable aussi important que la détection du visage afin de permettre une bonne performance et ce, grâce à la manipulation d'images identiques, à la même échelle et de même format. Cette phase, appelée aussi phase de normalisation, vise à ramener toutes les images extraites des images brutes à un format prédéfini.

Il est d'usage, dans les systèmes de reconnaissance, de procéder à des corrections des images acquises et selon deux processus de normalisation différents.

Le processus de normalisation géométrique traite de la taille du visage qui dépend de la distance de l'individu du système d'acquisition, du recentrage du visage dans l'image et de l'élimination des zones non informatives,

Le processus de normalisation photométrique, quant à lui, vise la réduction voire l'élimination des effets de l'illumination dans l'image et dont la méthode de l'égalisation d'histogramme est la plus répandue.

Cette méthode permet la répartition de manière uniforme des niveaux de gris pour améliorer le contraste dans l'image. En d'autres termes elle permet de tendre vers un même nombre de pixels chacun des niveaux de gris présents sur l'histogramme.

V.1.2. Etape d'apprentissage

Selon les méthodes utilisées globales ou locales ou les deux, l'étape d'apprentissage (Figure 12) se base sur des images d'apprentissage choisies parmi toutes celles déjà traitées. Toutes les images sont chargées dans une matrice de données qui permet l'établissement d'une matrice de projection. Les données sont par la suite projetées sur l'espace de plus petite dimension qui est celui des caractéristiques faciales. La matrice projetée devient alors la nouvelle matrice de référence et est prête pour à être utilisée dans la classification.

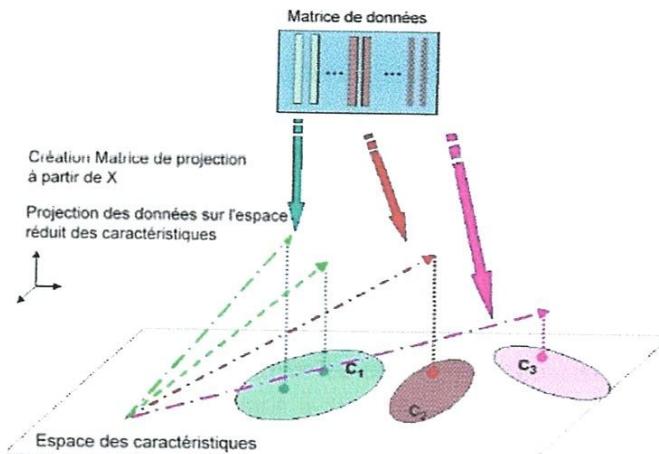


Figure 12: Schéma de l'étape d'apprentissage

V.1.3. Etape de test

L'étape de test (figure 13) est étroitement liée à l'étape d'apprentissage dans la mesure où elle lui sert de référence dans la phase d'identification. Ainsi Les images de test subissent les mêmes transformations que celles ayant servies à l'apprentissage. De manière similaire, ces données de test sont chargées dans une matrice unique et projetées sur l'espace réduit des caractéristiques.

La classification de ces images test se base sur la plus petite distance qui exprime le degré de similarité de chacune d'elles avec celles retenues dans l'étape d'apprentissage.

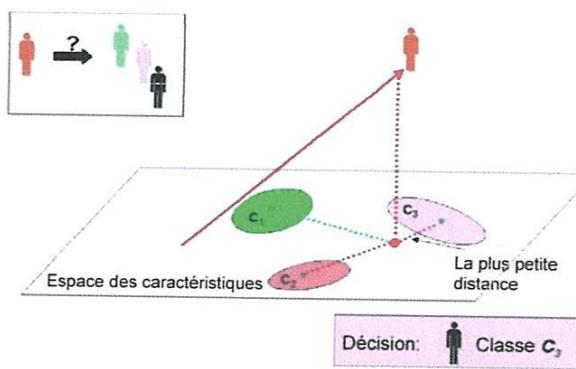


Figure 13 : Schéma de l'étape de test

L'idée principale consiste à exprimer les M images d'apprentissage selon une base de vecteurs orthogonaux particuliers, contenant des informations indépendantes d'un vecteur à l'autre. Ces nouvelles données sont donc exprimées d'une manière plus appropriée à la reconnaissance du visage.

L'information caractéristique du visage est extraite de l'image, pour être encodée aussi efficacement que possible et comparée à une base de données de modèles encodés de la même manière.

Une image I_i (m, n) est transformée en vecteur Γ_i ($m \times n, 1$) dans un espace vectoriel de grande dimension ($N = m \times n$), par concaténation des colonnes. Il en résulte une unique matrice d'images Γ , où chaque colonne représente une image Γ_i :

$$\Gamma = \begin{pmatrix} a_{11} & b_{11} & \cdots & z_{11} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{n1} & b_{n1} & \cdots & z_{n1} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{1m} & b_{1m} & \cdots & z_{1m} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{nm} & b_{nm} & \cdots & z_{nm} \end{pmatrix}$$

L'image moyenne est calculée à partir de la matrice représentative de toutes les images et qui est considérée comme leur centre de gravité

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (\text{VI.1})$$

Les données sont ajustées par rapport à cette image moyenne par :

$$\Phi = \Gamma_i - \Psi, \text{ avec } i=1, M \quad (\text{VI.2})$$

La matrice de covariance est ensuite calculée. C'est la matrice de moments d'ordre 2,

$$C = \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T = AA^T, \text{ A} = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M] \quad (\text{VI.3})$$

L'étape suivante consiste à calculer les vecteurs propres et les valeurs propres de cette matrice de covariance C ($N \times N$). Elle est de l'ordre de la résolution d'une image et son calcul n'est pas aisés.

A titre illustratif, pour 50 images de résolution 180x200, il est plus facile de manipuler une matrice de 50x50 au lieu 36000x36000, en d'autre terme opter pour une matrice de l'ordre du nombre d'image au lieu du nombre de pixels, de la manière suivante :

Si les e_i sont les vecteurs propres de $C = AA^T$, et les valeurs propres λ_i

$$\text{On a : } C.e_i = \lambda_i.e_i \quad (\text{VI.4})$$

D'un autre côté L défini : $L = A^T.A$, avec les v_i vecteurs propres et μ_i valeurs propres, donc :

$$L.v_i = \mu_i.v_i \quad (\text{VI.5})$$

$$\text{Soit : } A^T.A.v_i = \mu_i.v_i \quad (\text{VI.6})$$

multiplié par A , donnera : $A.A^T.A.v_i = A.\mu_i.v_i$

Sachant que $C = AAT^T$, l'équation peut s'écrire $C.(A.v_i) = \mu_i (A.v_i)$ (VI.7)

La forme de l'équation ci-dessus montre que $A.v_i$ et μ_i seraient respectivement les vecteurs propres et les valeurs propres de C , on peut écrire :

$$\begin{cases} e_i = A.v_i \\ \lambda_i = \mu_i \end{cases}$$

Par conséquent, les valeurs propres de la grande matrice C sont obtenus en calculant tout simplement les valeurs propres d'une plus petite matrice L telle que définie. Les vecteurs propres quant à eux sont obtenus en multipliant les vecteurs propres de cette même matrice L par la matrice A .

VI.2.3. Réduction du nombre de vecteurs propres

Seul les vecteurs propres qui ensemble, porterait l'information maximale de la variation des données sont conservés. Ces vecteurs correspondant aux plus grandes valeurs propres qui leurs sont respectivement associés. La problématique pour cette méthode concerne le nombre de vecteurs propres à choisir du fait qu'il n'existe pas de méthode exhaustive. Les études menées se basent pour la plupart sur l'expérimentation et la recherche du nombre optimal de vecteurs à conserver tenant compte de l'impact sur le taux de reconnaissance, la qualité des images reconstruites ainsi que le temps de calcul.

A partir des vecteurs propres choisis au nombre de k est défini un nouvel espace vectoriel appelé espaces des visages (Face Space) E_v .

Les représentations graphiques de ces vecteurs sont parfois qualifiées d'images fantômes vus leurs aspects. Elles sont appelées 'Eigenfaces'.

Les images originales peuvent être reconstituées par combinaison linéaire de ces vecteurs propres.



Figure 15: Exemple d'images représentant les Eigenfaces

VI.2.4. Utilisation des Eigenfaces pour la classification

En utilisant l'espace vectoriel E_v , chaque image Γ_i est transformée sous formes de composantes Eigenfaces de cet espace par une opération de projection vectorielle :

$$\omega_k = e_k^T (\Gamma_i - \Psi) , \quad k=1, M \quad (\text{VI.8})$$

Les vecteurs ω_k sont appelés poids et forment une matrice $\Omega_T = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M]$ qui décrit la contribution de chaque Eigenface dans la représentation de l'image d'entrée. Cette matrice est utilisée dans l'étape classification pour trouver quelle classe décrit le mieux l'image en entrée.

On décide qu'un visage est de la classe k lorsque ε_k , défini dans la formule de calcul de la distance euclidienne ci-dessous, est inférieur à un certain θ .

$$\varepsilon_k^2 = \|\Omega - \Omega_k\|^2 \quad (\text{VI.9})$$

avec Ω_k est le vecteur représentant la $k^{\text{ème}}$ classe,

VI.3. ANALYSE DISCRIMINANTE LINEAIRE LDA

VI.3.1. Principe

De nos jours la méthode la plus utilisée en reconnaissance faciale est l'*analyse discriminante linéaire ou les discriminants linéaires de Fisher (FLD)*. La méthode est étroitement liée à l'ACP, du fait que les deux méthodes recherchent des combinaisons linéaires des variables qui représentent au mieux les données.

Plus particulièrement, la méthode LDA permet la réduction de la dimension des données en préservant autant que se peut l'information discriminatoire entre les classes, par conséquent, avec cette méthode, la direction optimale de projection est recherchée

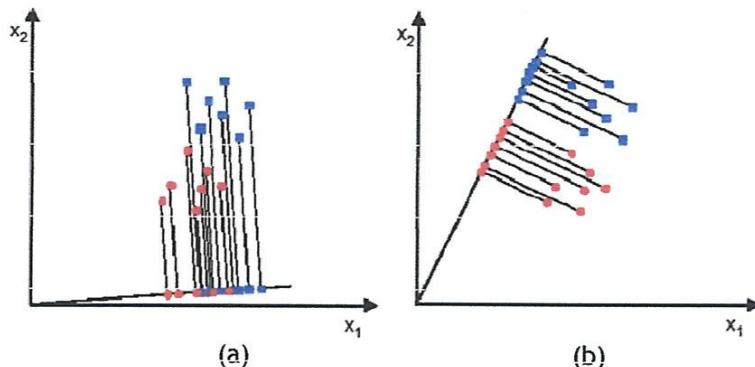


Figure 16 : Exemple de directions de projections avec : (a) PCA, (b) LDA.
(b) assure une meilleure séparation des données.

Ainsi, LDA est plutôt connue pour sa maximisation de l'éparpillement inter-classe “the between-class scatter matrix” et sa réduction au minimum de l'éparpillement intra-classe “the within-class scatter matrix”. Cette distribution est réalisée par le regroupement des vecteurs de poids de la même classe (faible distance entre ces vecteurs), et par la séparation des vecteurs de poids de classes différentes (grande distance entre ces vecteurs).

VI.3.2. LDA en reconnaissance faciale : 'FisherFaces'

Dans cette méthode chaque classe correspond à un individu avec plusieurs images pour chaque individu.

Les images de la base d'apprentissage sont traitées, normalisées et transformées en vecteurs Γ_i et regroupées, par concaténation, dans une grande matrice d'images Γ .

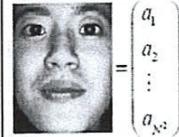
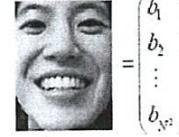
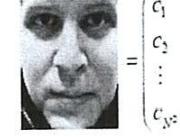
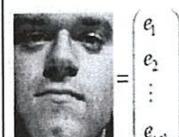
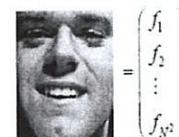
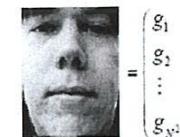
	$= \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_{N^2} \end{pmatrix}$		$= \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_{N^2} \end{pmatrix}$		$= \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_{N^2} \end{pmatrix}$		$= \begin{pmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_{N^2} \end{pmatrix}$
	$= \begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{N^2} \end{pmatrix}$		$= \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_{N^2} \end{pmatrix}$		$= \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_{N^2} \end{pmatrix}$		$= \begin{pmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_{N^2} \end{pmatrix}$

Figure 17 : Exemple d'images organisées en vecteurs représentant différentes classes

L'image moyenne Ψ est calculée, ainsi que l'image moyenne Ψ_{ci} de chaque classe.

$$\Psi_{ci} = \frac{1}{q_i} \sum_{k=1}^{q_i} \Gamma_k \quad (\text{VI.10})$$

Chaque image Γ_k de chaque classe C_i est recentrée par rapport à la moyenne. On obtient alors une nouvelle image Φ_i :

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi_{ci} \quad (\text{VI.11})$$

Des matrices d'éparpillement inter et intra classes sont calculées comme suit :

La Matrice d'éparpillement Intra classe (S_w)

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{k \in C_i}^{q_i} (\Gamma_k - \Psi_{ci})(\Gamma_k - \Psi_{ci})^T \quad (\text{VI.12})$$

La Matrice d'éparpillement Inter classe (S_b)

$$S_b = \sum_{i=1}^c (\Psi_{ci} - \Psi)(\Psi_{ci} - \Psi)^T \quad (\text{VI.13})$$

Avec : q_i , le nombre d'images dans la classe C_i

Γ_k : $k_{\text{ième}}$ échantillon de la classe C_i

Ψ : Moyenne de tous les échantillons

Ψ_{ci} : Moyenne de la classe C_i

c : Nbre de classes (ou d'individu)

L'objectif du calcul de ces matrices est leur utilisation dans le but de maximiser les distances inter-classes (S_b) tout en minimisant les distances intra-classes (S_w). Ce qui revient à retrouver une matrice optimale de transformation W maximisant le critère d'optimisation de Fisher $J(W)$, exprimé comme suit

$$J(W) = \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} , \quad (VI.14)$$

Donc W est optimal pour : $W_{opt} = \arg \max \left(\frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} \right) = [w_1, w_2, \dots, w_m] \quad (VI.15)$

Ce problème est ramené à un problème de recherche des vecteurs propres de la matrice :

$$S_w^{-1} \cdot S_b \quad (VI.16)$$

Une fois W trouvé, le même schéma que pour la méthode PCA concernant la projection des images est appliqué.

Ainsi, la projection vectorielle d'une image apprise et réajustée par rapport à la moyenne Φ_i est définie par :

$$g(\Phi_i) = W^T \cdot \Phi_i \quad (VI.17)$$

La phase de reconnaissance d'une image test Φ_t s'effectue en projetant Φ_t sur W^T :

$$g(\Phi_t) = W^T \cdot \Phi_t \quad (VI.18)$$

VI.3.3. Classification

La classification consiste en une mesure de la distance entre les projections des images apprises et test sur l'espace engendré par W^T . En considérant, par exemple la distance Euclidienne, on calcule la distance d_{ti} :

$$d_{ti} = \|g(\Phi_t) - g(\Phi_i)\| \quad \text{ou} \quad (VI.19)$$

$$d_{ti} = \sqrt{\sum_{k=1}^c (g(\Phi_t) - g(\Phi_i))^2} \quad (VI.20)$$

Finalement, une image test appartient à la classe dont la distance est minimale par rapport aux distances avec les images des autres classes.

VI.4. LOCAL BINARY PATTERN

VI.4.1. Présentation

Comptant parmi les approches locales, la méthode LBP est en fait un opérateur de texture très efficace qui caractérise le pixel d'une image par rapport à ses voisins grâce à un seuillage. C'est une méthode considérée comme étant un outil complémentaire pour l'extraction des caractéristiques, améliorant ainsi les résultats qui peuvent être obtenus avec les filtres de Gabor utilisés dans ce but.

L'approche la plus simple pour LBP a été présenté dans les travaux Ojala et al., 1994 où était présentait une version à deux niveaux de la méthode originale de Wang et He, 1990.

L'auteur soutenait que cette amélioration offre une moyen plus robuste pour décrire la texture locale, tandis que d'autres Tan et Triggs, 2010 ont démontré que LBP dans sa version plus généralisée appelée Local Ternary patterns (LTP) était plus discriminante et moins sensible au bruit.

VI.4.2. Principe de la méthode

Dans sa version la plus simplifiée, la méthode utilise un masque de 3x3 appelé 'Texture Spectrum' qui s'intéresse au voisinage entourant un pixel central (Figure 18.a). Les valeurs des pixels du voisinage sont seuillés avec la valeur du pixel central. Les valeurs des pixels qui sont en dessous du seuil sont mises à 0 et à 1 dans le cas contraire (Figure 18.b), ce qui peut donner 2^8 combinaisons possibles.

Dans une seconde étape ces valeurs de pixels obtenues sont multipliées par une fonction pondérée selon leur position ou coordonnées par rapport au centre (figure 18.c) et finalement les valeurs des huit voisins sont sommées (figure 18.d) pour avoir une valeur caractéristique de ce voisinage.

Cette opération est appliquée à l'ensemble des pixels de l'image. A la fin de ce processus un histogramme peut être établi et qui peut être interprété comme étant l'empreinte de l'objet analysé.

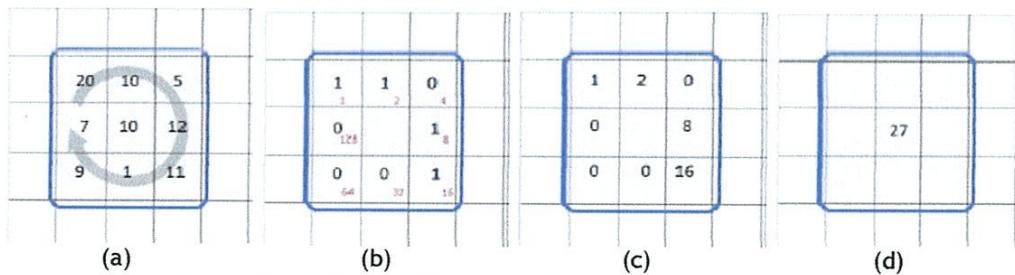


Figure 18 : Méthode LBP - Application d'un masque carré 3x3

VI.4.3. Variantes de la méthode LBP

a. LBP généralisée

L'une des variantes de cette méthode est sa généralisation par la prise en considération d'un voisinage circulaire référencé par (P, R) où P est le nombre des pixels se trouvant sur ce cercle et R est le rayon du cercle de voisinage.

Les coordonnées des pixels sont donc (X_c, Y_c) et sont calculés par la formule :

$$X_p = X_c + R \cos 2\pi/p ; \quad Y_p = Y_c - R \sin 2\pi/p \quad (VI.21)$$

Quand les coordonnées des pixels ne coïncident pas avec les positions entières leurs intensités sont calculées par interpolation bilinéaire $LBP_{P,R}$.

Ainsi $LBPP;R$ sont des données résultant des comparaisons binaires des intensités des pixels entre un pixel central et ses voisins. Notée :

$$LBP_{P,R}(g_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(p - g_c) 2^p \quad (VI.22)$$

Où g est l'intensité du pixel central dont les coordonnées sont (X_c, Y_c) et $g_p (0, \dots, P-1)$ est l'intensité des P voisins. La fonction de seuillage $s(x)$ est définie :

$$s(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (VI.23)$$

Ainsi $LPB_{P,R}$ offre la possibilité d'augmenter P et R. Cependant l'accroissement du nombre de pixels voisins accroît la redondance de l'information et le temps de calcul alors que cette possibilité n'aboutit pas forcément à une caractéristique plus discriminante.

b. Autres variantes de LBP

Tenant compte des possibilités d'agir sur le rayon et le nombre de pixels d'autres variantes de LBP sont mises au point visant une meilleure discrimination : 'Elongated LBP (ELBP) basées sur l'orientation dans le choix du voisinage, ou 'Multi scale block LBP (MBLBP) où le calcul est plutôt basé sur une moyenne de block ou sous-régions au lieu des valeurs individuelles des pixels, Liao et Chung, 2007.

D'autres variantes et schémas sont proposés tels que Completed LBP (CLBP) pour l'analyse de la texture, qui tient compte du signe de la différence locale et procède à des transformations appropriées 'local difference sign magnitude transform (LDSMT)'. et cela pour accroître l'efficacité de la méthode.

La méthode LBP est présentée dans ce mémoire pour en montrer la pertinence. Elle ne fait pas l'objet d'expérimentation dans le cadre de ce mémoire.

VII. APPLICATIONS & RESULTATS

VII.1. INTRODUCTION

L'étude théorique a permis la prise de connaissance des méthodes utilisées en reconnaissance faciale et la mise en évidence des contraintes telles que:

- Types d'images de l'individu (selon la base d'images utilisées),
- Choix de la technique à appliquer (les méthodes et leurs performances),
- Choix des images servant à l'apprentissage,
- Choix des distances servant à la classification, et
- Paramétrage des algorithmes (les données d'entrées des programmes déroulés).

Cette partie porte sur l'application des concepts et méthodologie exposés, en l'occurrence les approches globales PCA et LDA sur des bases de données de différentes sources et avec l'usage de plusieurs outils après leur adaptation. L'objectif étant l'évaluation des algorithmes de reconnaissance de visages d'individus présents sur des images acquises en laboratoire par une camera thermique,

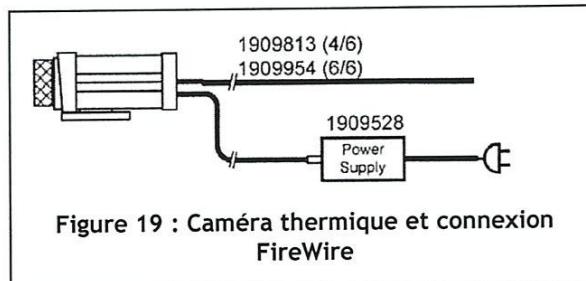
VII.2. ENVIRONNEMENT MATERIEL ET DE DEVELOPPEMENT

VII.2.1. Système de thermographie

Dans le but d'acquérir des images thermiques (infrarouges) de visages d'individus, une caméra dédiée a été exploitée. Il s'agit d'une caméra thermique '*ThermoVision A40 M*' de '*FLIRSystems*'. Ce type de système est l'option idéale pour une caméra fiable et non encombrante en recherche et développement ainsi que pour des procédés industriels ne nécessitant pas une résolution supérieure à 320x240 pixels. Cette camera peut être pilotée par son logiciel '*ThermaCam Researcher*', et est reconnue par d'autres programmes tels que : '*ThermoVision SDK*' ou '*ThermoVision Labview Toolkit*'.

Pouvant être contrôlée par PC ou par son panneau de contrôle, la caméra dispose de plusieurs modes de communication et transfert de données (Ports E/S digital, Port E/S analogique, port RS232 et FireWire : annexe 1).

La connexion FireWire a été utilisée pour des considérations de vitesse d'acquisition et de transfert de données .



La caméra offre la possibilité d'acquérir des images infrarouges aux formats suivants : 'FLIR Public Format', 'Matlab', 'BMP' et autres formats particuliers : 'CSV: Comma Separated Value', 'SAF: Standard Archive Format'

D'autres paramètres se règlent automatiquement grâce au soft intégré à la camera. Par exemple le champs de vision est connu pour une distance donnée (Table 18.21 Operator's Manual p 158).

VII.2.2. Environnement de développement

Disposant d'interpréteur de commandes, d'outils dédiés au traitement d'images et offrant une grande puissance de calcul, l'environnement 'Matlab' représente une plate forme de choix pour le développement d'applications telle que celle faisant l'objet de la présente étude.

La version , 'R2013a (8.1.0.604) ; 32bits(win32), 2013' est utilisée notamment les toolboxes 'Image processing' et 'PhD-Tools' .

La boîte à outils 'Image Processing Toolbox' propose, en effet, un ensemble de programme et outils graphiques de référence pour le traitement, l'analyse, la visualisation et le développement d'algorithmes de traitement d'images.

La boîte à outils PhD Tools : est une collection de scripts et fonctions Matlab dédiée à la reconnaissance faciale et mise, par l'auteur à la disposition des développeurs travaillant dans ce domaine.

La boîte à outils 'PhD Tools' présente un ensemble de répertoires où les méthodes et techniques les plus populaires (PCA, LDA, KPCA, KFA...), ainsi que d'autres programmes de démonstration et d'évaluation sont implémentés (classification, plots, features, utils,...etc) et peuvent être utilisés moyennant des modifications selon le besoin du programmeur. L'auteur a intégré comme exemple d'images la base de données ORL qui est utilisée par les programmes fournis. D'autres outils permettent le tracé de courbes de performance (ROC, EPC , et CMC).

D'autres outils Soft sont utilisés pour :

- Le traitement manuel des images en moyen de 'PhotoImpact XL de UleadSystems, Inc, 92-2003';
- La configuration rapide de la camera en moyen 'ThermaCam Researchers Ver. 2.9 FLIRSystems' ;

VII.3. CREATION DE BASE D'IMAGES THERMIQUES

VII.3.1. Acquisition des images

Pour acquérir et sauvegarder les images de visage d'individus, une interface graphique (figure 20) a été élaborée sous Matlab. Elle permet:

- La prévisualisation de la scène pour d'éventuels ajustements et réglages,
- L'activation du bouton 'Enregistrer image' permet d'acquérir une image de la scène en cours de prévisualisation, de lui attribuer un nom et de l'enregistrer en la rajoutant à la base de données,
- L'activation du bouton 'Voir Image' permet de sélectionner l'image et la re-visualiser pour s'assurer du bon déroulement de la séquence d'acquisition ou pour toute autre vérification concernant la qualité de l'image.

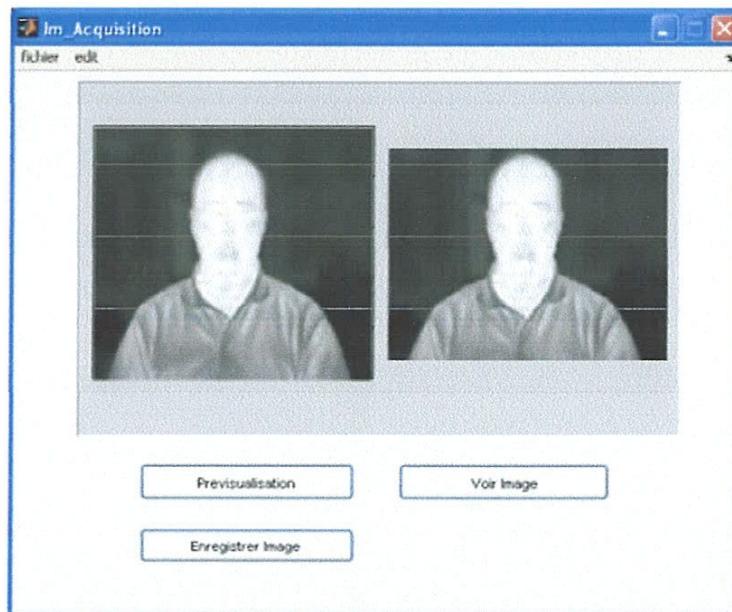


Figure 20 : Interface graphique d'acquisition d'image

Partant de cette première présentation, l'interface est appelée à être améliorée en y ajoutant d'autres fonctionnalités pour en faire une présentation globale de l'application de reconnaissance faciale.

VII.3.2. Conditions de l'acquisition et paramétrage de la caméra

Pour un fonctionnement optimal et une reproduction la plus fidèle possible de la scène à visionner, en d'autres termes pour disposer d'une base d'images de qualité et faciliter l'identification ultérieure des individus, l'acquisition des images infrarouges est effectuée dans un environnement contrôlé et avec le réglage d'un certain nombre de paramètres qui doivent être définis au préalable.

Dans le cadre de cette application, la contribution de volontaires a été mise à profit pour collecter le plus d'images thermiques possibles.

La caméra 'ThermoVison A40' a été employée pour l'acquisition de ces images dans les conditions qui sont les suivantes :

- Travaux exécutés en salle éclairée normalement,



- Emissivité du corps humain prise à environ 0.98 ;
- Taux d'humidité : 60% (La salle est climatisée),
- Température atmosphérique : 20°
- Température réfléchie : 20° (par défaut)
- Distance Camera - Visage de l'individu : 1,8 m,

Assez loin pour couvrir la structure faciale entière et pas trop loin pour ne pas perdre les caractéristiques du visage

- Hauteur du centre de l'objectif de la camera à environ 1.2m,
- Avec à chaque fois et selon la taille de l'individu, des ajustements en hauteur, permettant d'avoir constamment l'objectif face au visage du sujet.

L'électronique de la camera permet une erreur relative jusqu'à 2%. Néanmoins, elle offre la possibilité de limiter l'intervalle de mesure (figure ci-dessus). Par exemple pour le visage humain, la plage de température serait limitée en 35,5 et 37,5 ou 38°C .

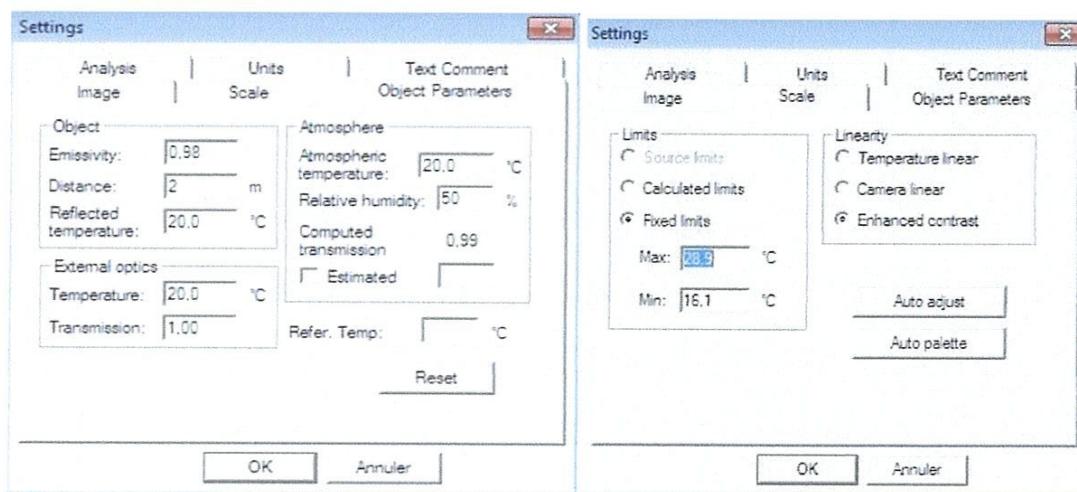


Figure 22 : Paramètres relatifs aux propriétés de l'objet et des conditions de l'environnement

VII.3.3. Composition de la base d'images créée

Inspirés des bases d'images existantes 'ORL' et dans le but de garantir au niveau des images acquises, un minimum de variabilité à même de mettre à l'épreuve les algorithmes mis au point, le choix a été :

Pour 20 personnes, 15 images thermiques dont la taille est de : 320x240 pixels, 5 à 6Ko au format jpg (85 à 87Ko au format Matlab) , ont été acquises pour chaque individu, selon les poses frontales et de profil (30 à 45°), avec et sans port lunettes (pour l'occultation d'une partie du visage) selon l'exemple présenté à la figure 23.

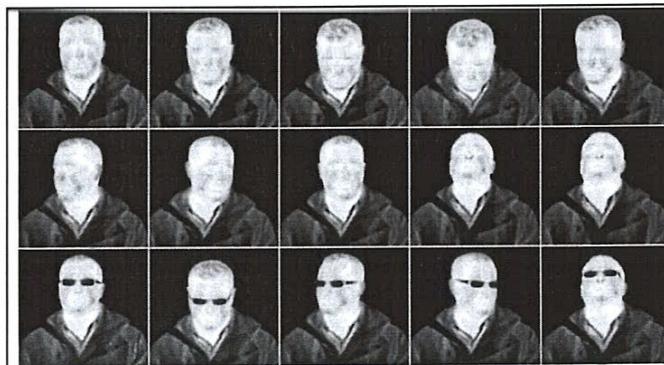


Figure 23: Echantillon des images thermiques Acquises d'un individu (Base I)

Dans un soucis d'intégration ultérieure de l'ensemble des modules de l'application, l'acquisition des images est réalisée avec une application sous Matlab, les données sont donc au départ au format Matlab

VII.4. AUTRES BASE D'IMAGES

D'autres bases d'images existantes ont été utilisées pour comparer les résultats et évaluer la base d'images créée, dont un échantillon est présenté à la figure 23.

L'exploitation de ces bases a consisté, avant tout, en un tri et sélection d'images dont la pose et l'expression se rapprochant le plus possible des images thermiques de la base créée,

VII.4.1. OTCBVS : Terravic Facial Infrared Database 'Dataset 04'

Cette base de données (figure 24) est mise à disposition sur le Net pour le test et l'évaluation des algorithmes de vision et pour montrer les avantages des images à spectres non visible dans les applications réelles. La base renferme pour 20 individus un nombre très important d'images thermiques d'une taille de 320x240 pixels (vue frontale, de gauche, de droite, en milieu clos, à l'extérieur, avec ou sans port de lunettes, chapeau, ..etc) présentant un maximum de variations. Seuls les répertoires d'images de 17 sujets ont pu être téléchargés et exploités. Pour chacun des 17 individus, 15 images par personnes ont été sélectionnées, présentant les variations les plus proches possible que celles des images de la base d'images thermiques créée localement.

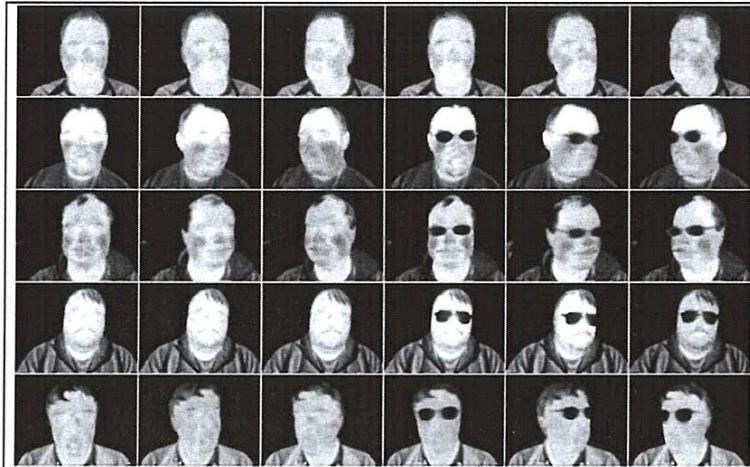


Figure 24: Echantillon de plusieurs individus de la base d'image thermiques 'Terravic' (Base II)

VII.4.2. PolyU NIRFD

'PolyU Near-Infrared Face Database' (figure 25) est une base de données mise au point tout comme les outils matériels employés à sa création par 'Biometric Research Centre (UGC/CRC) de l'Université Polytechnique de Hong Kong. Sans objectif commercial, cette base de 335 sujets avec la contribution d'un minimum de 100 images/individu a été mise à la disposition de la communauté des chercheurs pour son exploitation à des fins de comparaison de l'efficacité des différents algorithmes de reconnaissance faciale. La partie de la base collectée correspond à 55 répertoires (1 répertoire/personne) avec des images dont la taille est d'environ 768x576 pixels (30 à 40Ko). Un nombre de 22 sujets avec 15 images pour chaque sujet, ne présentant pas forcément les mêmes variations que celles des images thermiques acquises ont été sélectionnés pour le test des programmes.



Figure 25 : Echantillon des images Near Infrared (Base III)

VII.4.3. La Base ORL

La base ORL (Fig.26) publiée sur le Net, en 1994 présente des images à spectre visible, de 40 personnes, à raison de 10 images (112×92 pixels) par individu, et avec différentes vues. Les images présentent des variations selon les conditions d'éclairage, les expressions faciales (expression neutre, sourire et yeux fermés) et des occultations partielles par les lunettes. Toutes les images ont été collectées sur un fond foncé. Les poses de la tête présentent quelques

variations en profondeur par rapport à la pose frontale. Cependant, ces variations ne portent que sur certaines personnes et ne sont donc pas systématiques.



Figure 26 : Extrait de la base ORL

VII.5. FORMATAGE DES IMAGES DES BASES DE DONNEES

Tel que présentées, ci-dessus, et à l'exception des images de la base ORL, qui n'est citée ici qu'à titre indicatif, les images des bases de données sont de dimensions conséquentes et avec une taille et une localisation des visages très variable d'une image à l'autre et d'une base à l'autre.

Leur formatage automatique par des programmes mis au point et basé sur des fonctions dans 'Matlab' n'a pas donné les résultats escomptés. En fait un traitement automatique plus efficace doit mettre en œuvre des programmes plus performants pouvant même faire appel aux techniques faisant l'objet de la présente étude même, notamment, en ce qui concerne la détection du visage.

L'option : traitement manuel (figure 27, 28) de l'ensemble des images a été choisie à ce stade de l'application.

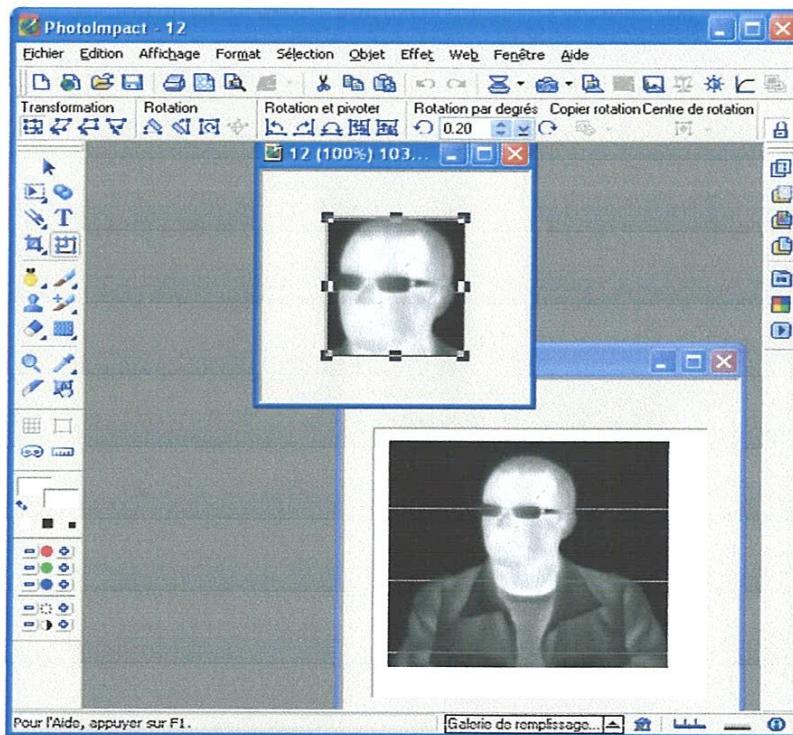


Figure 27 : Logiciel PhotoImpact de traitement manuel des images

Ainsi, le logiciel '*PhotoImpact XL de UleadSystems*' a été employé pour tronquer les images et les redimensionner de manière à avoir toute la caractéristique faciale et uniquement cette partie du visage dans l'image de chaque individu.

Après plusieurs essais, le choix s'est porté sur une taille de : 103x118 pixels pour chaque image. Cette taille présente, à priori, le compromis entre la quantité d'informations discriminatoires quelle permettrait et la rapidité dans le traitement.

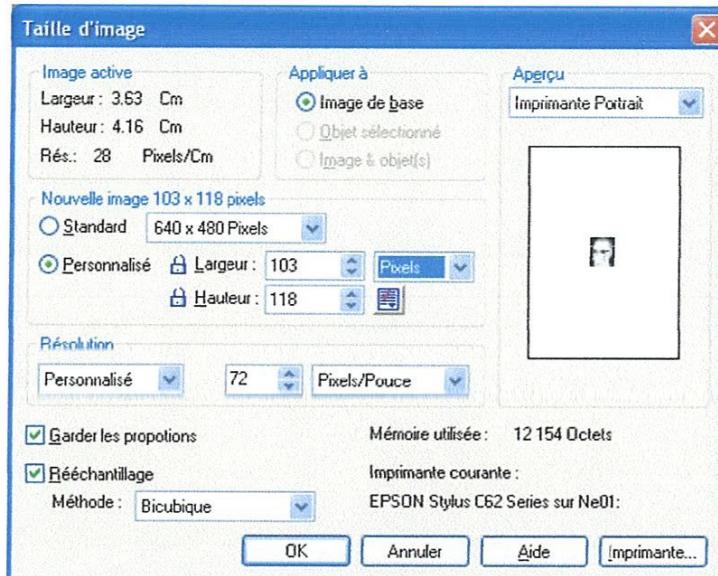


Figure 28 : Paramètres pour le redimensionnement manuel des images

NB : Cette taille d'image est légèrement supérieure à la taille des images de la base ORL (92x112 pixels) connue dans le domaine visible et ayant été utilisée dans beaucoup d'études d'évaluation d'algorithmes de reconnaissance.



Figure 29: Exemple d'images formatées appartenant aux différentes bases de données utilisées: 1^e ligne NIRFaces, 2^e ligne : Terravic Faces, 3^e et 4^e ligne : Images acquises en laboratoire

VII.6. APPLICATION DES ALGORITHMES D'IDENTIFICATION

Dans l'attente de l'automatisation ultérieure de toutes les tâches et l'intégration de tous les modules pour disposer d'un système intégré et complètement automatisé, le développement proprement dit a porté sur :

VII.6.1. Prétraitement

Les images sont acquises avec la caméra thermique au format Matlab (.mat), elles sont converties en images en niveaux de gris au format (jpg) selon l'organigramme de la figure 30. Le redimensionnement est réalisé manuellement, comme indiqué au paragraphe précédent.

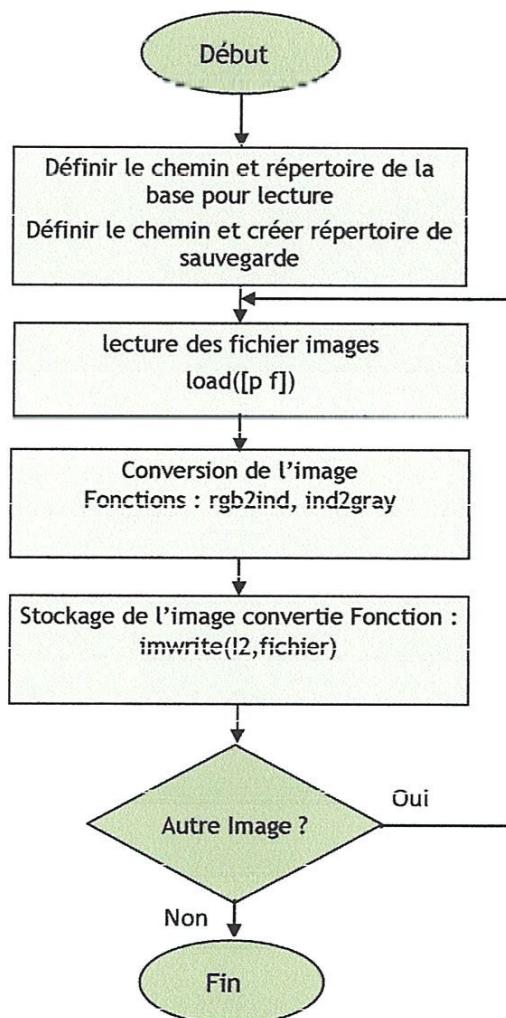


Figure 30 : Organigramme Acquisition, conversion et stockage des images

VII.6.2. Apprentissage et identification

A la base, les fonctions utilisées sont celles figurant dans PhD-Tools de l'environnement Matlab. Pour les 2 méthodes PCA et LDA, il a été procédé de la manière suivante et selon les organigrammes des figures 31, 32:

- Analyse du code composant les programmes relatifs aux fonctions de traitement implémentées à la toolbox PhD-Tools,

- Organisation des bases des données images selon le schéma qui suit :

*C:/.../Répertoire Base/Individu_1/ Im1, Im2..
/Individu_2/ Im1, Im2,..
....
/Individu_n/ Im1, Im2, ..*

- Ajout d'une partie de programme qui recherche le nombre d'individus et le nombre d'images de chaque individu. Cette partie permet l'utilisation d'une base de données images quelque soit sa taille (Nbre d'individus et Nbre d'images/individu) et son emplacement,
- Elaboration et intégration de sous programme qui gère le choix des images d'apprentissage et les repère,
- Emploi des fonctions spécifiques à chaque méthode pour la réduction des données PCA (/LDA),
- Emploi de la même méthode de classification par la mesure de la similarité. Utilisation de la distance euclidienne et test des autres distances (cosinus et City block),
- Rajout de partie de programme pour le calcul des taux d'identification. Recherche des taux max et min ainsi que les combinaisons d'images d'apprentissage correspondantes et cela pour chaque application des algorithmes,

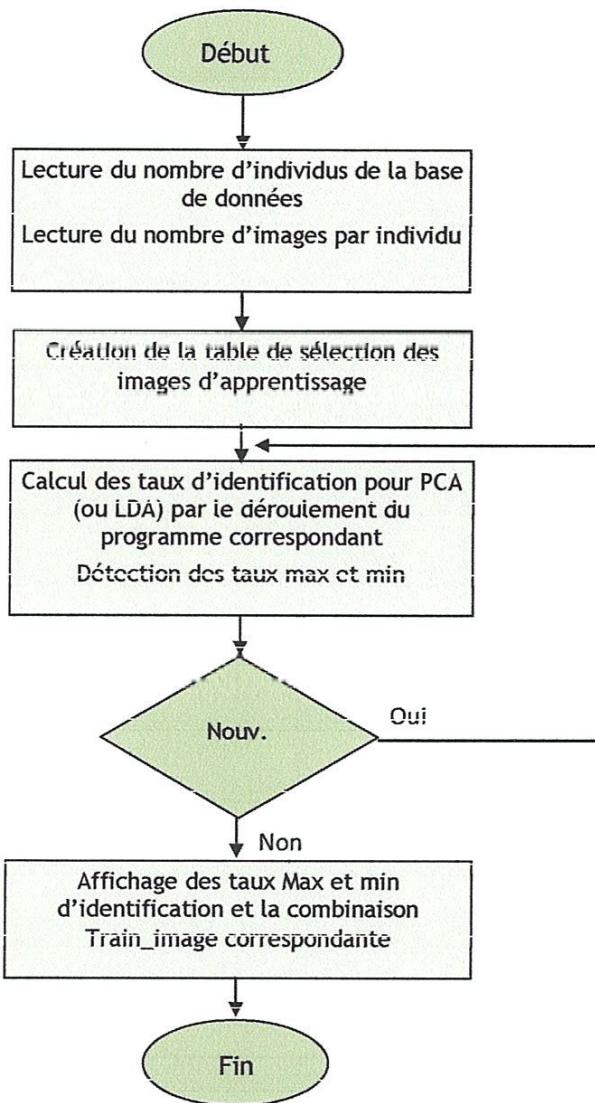


Figure 31 : Organigramme de recherche des taux max et min d'identification des visages parmi ceux calculés

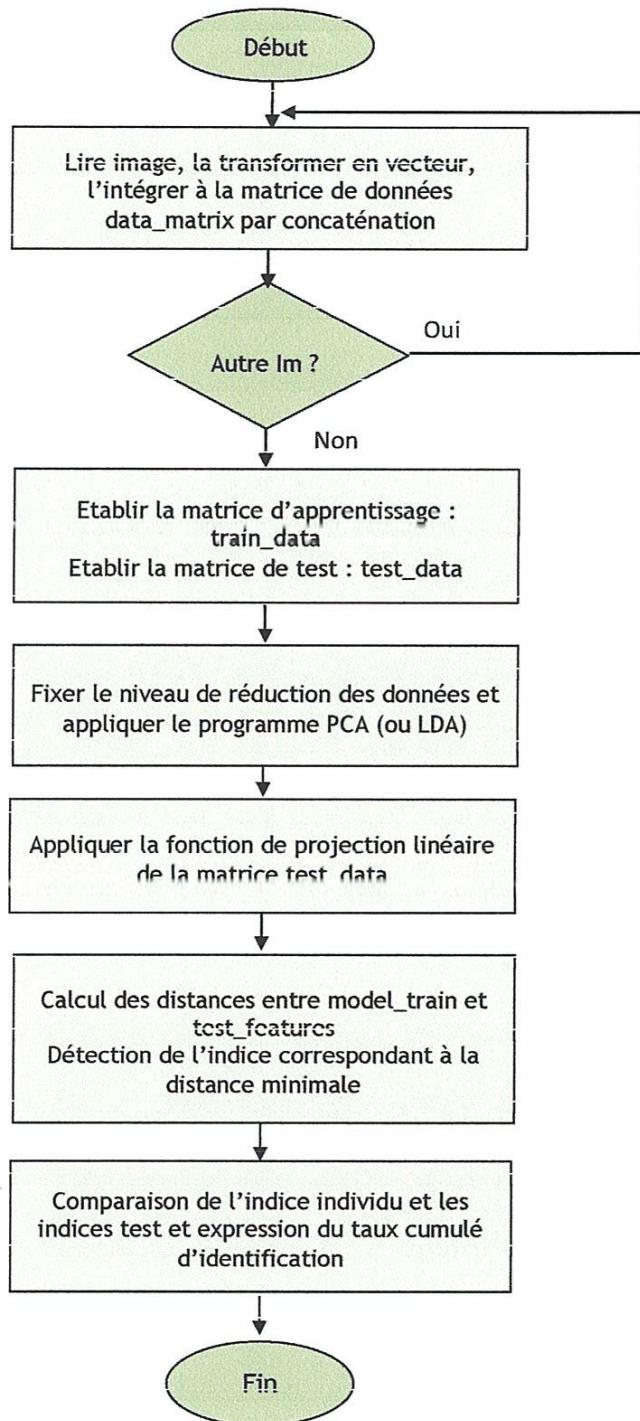


Figure 32 : Organigramme de Calcul du taux d'identification

VII.6.3. Recherche des taux maximum et minimum d'identification

Pour effectuer la recherche des taux maximum et minimum, les programmes d'identification sont appliqués autant de fois qu'il y a de combinaisons possibles d'images d'apprentissage et donc selon le tableau suivant:

Tableau 2 : Nombres d'images d'apprentissage et les nombres de combinaisons possibles

Nbre Images/individu	Nbre Im. Apprentis.	Déroulement des prog.
10	2	45
10	3	120
10	5	252
15	2	105
15	3	455
15	5	3003

VII.7. RESULTATS

Dans ce qui suit des tableaux présentant les résultats de toutes les applications des programmes précisent:

- Le nombre d'images retenues pour l'apprentissage,
- Le niveau de réduction des données (R),
- Les taux max et min enregistrés lors de toutes les applications relatives à chaque méthode,
- Le numéro de la combinaison d'images d'apprentissage (rk) correspondant aux taux max et min,
- La référence des images correspondant aux taux max et min pour en permettre le repérage
- Les taux maximum d'identification obtenus en considérant des types de distances autres que la distance euclidienne, utilisée en général,

Les résultats sont inscrits comme suit : XXX (yy)

avec xxx : le taux enregistré,
 yy : numéro de la combinaison des images d'apprentissage,

Les travaux ont globalement portés sur les images des bases de données citées et l'accent était mis sur celle créée au laboratoire avec des images thermiques.

Concernant cette base de données et dans un premier temps, seules des images standards (sans marques particulières) étaient soumises aux tests d'identification. Les résultats dépassaient pour certains cas un taux d'identification de 90% (tableau 1.a).

En seconde étape, les images acquises au laboratoire, ont vu l'application des algorithmes sur une base plus étendue englobant, en plus des premières images, de nouvelles images des mêmes individus mais avec le port de lunette. les taux d'identifications obtenus demeurent conséquents et dépassent les 72% (tableau 2.a).

A des fin de comparaison, la même démarche a été appliquée pour les autres bases de données avec des images présentant davantage de variabilité (tableau 3.a et 4.a)

Les premiers calculs étant faits avec l'utilisation de la distance euclidienne et avec différents niveaux de réduction de données. Sans pour autant être au maximum les niveaux de 20 ou 30 ont permis l'obtention de taux d'identification les plus élevés. le calcul est refait pour ces mêmes niveaux mais avec l'utilisation d'autres types de distances (cosinus et City Block) afin d'en évaluer l'impact. En d'autres termes de quelle manière le taux correspondant varierait et pour quelle combinaison d'images d'apprentissage.

VII 7.1 Tableaux des résultats :

Taux de Bénéfice et Min. associés

Tableaux 1 : Résultats des méthodes PCA et LDA, appliquées à la base de donnée composée d'images thermiques acquises en laboratoire pour un nombre de 20 individus avec 10 images/individu (Aucune marque ou expression particulières) ;

Nombre de sélections possibles d'images d'apprentissage : 45 120 21 252

Tableau 1 : Base d'images | **LIBRAS Database 10 images/ore** : Taux obtenu pour diverses éditions

Méthode	PCA				LDA			
	R=5	R=10		R=20		R=30		
Réduction	Max, (rk)	Min, (rk)	Max, (rk)	Min, (rk)	Max, (rk)	Min, (rk)	Max, (rk)	Min, (rk)
Train /Total Im								
2/10 (45)	0.5750, (3)	0.3375, (16)	0.6813, (24)	0.4000, (43)	0.7438, (24)	0.4562, (43)	0.7250,(24)	0.4688, (43)
3/10 (120)	0.6214 (18)	0.3429 (64)	0.7000 (1)	0.4929 (117)	0.7500 (5)	0.5214 (117)	0.7786 (82)	0.5071 (117)
5/10 (252)	0.6500 (23)	0.4000 (52)	0.8000 (41)	0.5300 (197)	0.3400 (47)	0.5300 (197)	0.8300 (147)	0.5300 (197)

Tabelle 1 b: Correspondances du tableau 1 -

Nombre d'images d'apprentissages	2	3	5
N° Choix	N° Images jpg	N° Choix	N° Images jpg
3	1, 3	1	1, 10, 2.
16	10, 8	5	1, 10, 6.
24	2, 9	18	1, 3, 6
36	5, 6	64	10, 3, 9
43	7, 8	65	2, 3, 4
		82	2, 6, 9
		117	6, 7, 8
		118	6, 7, 9

Tableaux 2 : Résultats des méthodes PCA et LDA, appliquées à la base de données composée d'images thermiques acquises en laboratoire pour un nombre de 20 individus avec 15 images/individu , (dorit 5 dernières avec port de lunettes) ;

Nombre de combinaisons possibles des images d'apprentissage : 105, 455 ou 3003

n-1 selon nombre d'images d'apprentissage peut être : 39/59/99

Tableau 2.a : Base d'images LabURASM Database 15 imag/pers ; Taux obtenus avec distance Euclidienne

Méthode	Réduction	PCA			LDA		
		R=5	R=10	R=20	R=30	n-1	
Train /N. Im		Max, (rk)	Min, (rk)	Max, (rk)	Min, (rk)	Max, (rk)	Min, (rk)
2/15 (105)	0.5846 (3)	0.1231 (42)	0.6077 (20)	0.2038 (51)	0.6731 (84)	0.6654 (51)	0.2731 (51)
3/15 (455)	0.5375 (64)	0.1250 (172)	0.6375 (6)	0.2458 (172)	0.6875 (10)	0.7083 (181)	0.2423 (51)
5/15 (3003)	0.5500 (832)	0.2150 (1717)	0.6800 (271)	0.3300 (1887)	0.7150 (584)	0.7350 (1387)	0.3600 (2976)

Tableau 2.b: Base d'images LabURASM Database 15 imag/pers, Nouveaux taux du tableau 2.a, avec autres distances

Méthode	Param	Cosinus	
		Euc	ctb
PCA	R=20 Train=2/15	0.6731 (34)	0.5885 (10)
LDA	Train=2/15	0.6577 (84)	0.6500 (83)
PCA	R=30 Train=3/15	0.7083 (417)	0.6250 (45)
LDA	Train3/15	0.7333 (453)	0.7417 (453)
PCA	R=30 Train=5/15	0.7350 (2976)	0.6650 (1207)
LDA	Train= 5/15	0.8450 (2534)	0.8350 (2174)

Tableau 2.c : Correspondances des tableaux 2.a et b

Nombre d'images d'apprentissages	2			3			5		
	N° Choix	N° Images jpg	N° Images jpg						
	8	1,3.jpg	6	1, 10, 2			271	1, 10, 4, 6, 7	
	10	1,5	10	1, 10, 6			481	1, 11, 3, 6, 7	
	20	10 , 2.jpg'	45	1, 13, 8			584	1, 12, 14, 6, 9	
	42	12, 15.jpg'	64	1, 2, 3			882	1, 15, 2, 4, 5	
	51	13, 14.jpg'	88	1, 6, 9			1207	10, 11, 4, 6, 3	
Correspondances : N° du choix de la combinaison et images correspondantes	52	'13,'15.jpg'	171	11, 12, 14			1717	11, 12, 13, 14, 15	
	83	2, 8	172	11, 12, 15			1887	11, 13, 14, 15, 7	
	84	2,9.jpg'	181	11, 13, 14			2174	11, 2, 6, 7, 9	
			236	12, 13, 14			2310	12, 13, 3, 7, 9	
			237	12, 13, 15			2534	12, 4, 6, 7, 9	
			417	2, 6, 9			2705	13, 2, 4, 7, 9	
			417	2, 6, 9			2948	2, 3, 4, 5, 6	
			450	5, 7, 9			2976	2, 4, 6, 8, 9	
			453	6, 7, 9					

Tableaux 3 : Résultats des méthodes PCA et LDA, appliquées à la base de donnée composée d'images thermiques 'Terravic Database' sur Internet pour un nombre de 17 individus avec 15 images/individu , (différentes posture et occultations) ;
 Nombre de combinaisons possibles des images d'apprentissage : 105, 455 ou 3003
 (n-1) : selon nombre d'images d'apprentissage peut être : 33/50/84

Tableau 3.a : Base d'images 'Terravic Database' 15 image/pers ; Taux obtenu avec distance Euclidienne

Méthode	PCA			LDA		
	Réduction	R=5	R=10	R=20	R=30	n-1
Train / N. Im	Max, (rk)	Min, (rk)	Max, (rk)	Min, (rk)	Max, (rk)	Max, (rk)
2/15 (105)	0.5430 (10)	0.2398 (61)	0.59735 (79)	0.2489 (30)	0.6154 (85)	0.2570 (31)
3/15 (455)	0.5735 (21)	0.2353 (191)	0.6127 (21)	0.2304 (170)	0.6324 (70)	0.2304 (237)
5/15 (3003)	0.6059 (1175)	0.1882 (1717)	0.6294 (457)	0.1765 (1717)	0.6647 (2159)	0.1824 (1717)

Tableau 3.b : Base d'images Terravic Database' 15 image/pers, Nouveaux taux du tableau 3.a ; avec autres distances

Méthode	Param	Euc	Cosinus	ctb
PCA	R=20	0.5244 (85)	0.5928 (90)	0.6199 (85)
	Train= 2/15	0.6380 (90)	0.6878 (90)	0.6425 (90)
LDA	Train= 2/15	0.6324 (409)	0.6275 (228)	0.6422 (313)
	R=30	0.6324 (409)	0.6275 (228)	0.6422 (313)
PCA	Train=3/15	0.7892 (323)	0.8137 (282)	0.7843 (441)
	Train= 3/15	0.7892 (323)	0.8137 (282)	0.7843 (441)
LDA	R=30	0.5706 (2159)	0.6471 (1152)	0.7059 (478)
	Train=5/15	0.9059 (581)	0.9118 (1427)	0.9059 (136)

Tableaux 4 : Résultats des méthodes PCA et LDA, appliquées à la base de données ‘PolyU NIRFD’ composée d’images proche de l’infrarouge pour un nombre de 22 individus avec 15 images/individu , (différentes postures et occultations) ;
 Nombre de combinaisons possibles des images d’apprentissage : 105, 455 ou 3003
 (n-1) : selon nombre d’images d’apprentissage peut être : 43/65/109

Tableau 4.a : Base d’images ‘PolyU NIRFD’ , 15 imag/pers ; Taux obtenus avec distance Euclidienne

Méthode	PCA						LDA					
	R=5	R=10	R=20	R=30	n-1		R=5	R=10	R=20	R=30	n-1	
Réduction	Max, (rk)	Min, (rk)	Max, (rk)	Min, (rk)			Max, (rk)	Min, (rk)	Max, (rk)	Min, (rk)		
Train /N. Im	Max, (rk)	Min, (rk)	Max, (rk)	Min, (rk)			Max, (rk)	Min, (rk)	Max, (rk)	Min, (rk)		
2/15 (105)	0.4860 (68)	0.3042 (52)	0.5594 (2)	0.3252 (52)	0.5664 (16)	0.3531 (52)	0.5790 (68)	0.3497 (52)	0.5769 (68)	0.3741 (52)	0.4685 (32)	0.2378 (75)
3/15 (455)	0.5114 (284)	0.3295 (246)	0.5833 (92)	0.3902 (291)	0.5947 (189)	0.4167 (65)	0.5947 (170)	0.3977 (341)	0.6098 (243)	0.4205 (341)	0.6061 (261)	0.4015 (454)
5/15 (3003)	0.5591 (2308)	0.3273 (820)	0.6182 (294)	0.4227 (1649)	0.6500 (1744)	0.4C91 (82C)	0.6545 (1731)	0.4318 (736)	0.6545 (1003)	0.4318 (820)	0.7409 (383)	0.4818 (2787)

Tableau 4.b : Base d’images ‘PolyU NIRFD’ 15 imag/pers , Nouveaux taux du tableau 3.a ; avec autres distances

Méthode	Param	Cosinus			ctb
		Euc	Cosinus	Cosinus	
PCA	R=20	0.5664 (16)	0.5280 (29)	0.5594 (68)	
LDA	Train= 2/15	0.4685 (32)	0.6469 (33)	0.4790 (32)	
PCA	R=30	0.5947 (170)	0.5530 (187)	0.5871 (179)	
LDA	Train= 3/15	0.6061 (261)	0.7159 (217)	0K 0.6136 (42)	
PCA	R=30	0.6545 (1731)	0.5591 (2310)	0.6591 (2100)	
LDA	Train= 5/15	0.7409 (383)	0.8091 (2620)	0.7364 (1960)	

Tableau 4.c : Correspondances des tableaux 4.a et b

Nombre d'images d'apprentissage	2		3		5	
	N° Choix	N° Images jpg	N° Choix	N° Images jpg	N° Choix	N° Images jpg
2	1, 11	42	1, 13, 5	294	1, 11, 12, 13, 14	
16	10, 12	65	1, 2, 4	383	1, 11, 13, 6, 9	
29	11, 13	92	10, 11, 12	736	1, 13, 2, 3, 4	
32	11, 2	170	11, 12, 13	820	1, 14, 2, 3, 4	
33	11, 3	179	11, 12, 8	1003	10, 11, 12, 13, 15	
52	13, 15	187	11, 13, 6	1649	10, 2, 3, 4, 7	
68	14, 8	189	11, 13, 8	1731	11, 12, 13, 15, 7	
75	15, 7	217	11, 3, 6	1744	11, 12, 13, 3, 7	
		243	12, 13, 7	1960	11, 13, 2, 5, 9	
		246	12, 14, 15	2100	11, 15, 2, 5, 9	
		261	12, 15, 8	2308	12, 13, 3, 6, 9	
		284	12, 5, 9	2310	12, 13, 3, 7, 9	
		291	13, 14, 15	2620	13, 14, 5, 7, 9	
		341	14, 15, 7	2787	14, 15, 3, 8, 9	
		454	6, 8, 9			

Correspondances : N° du choix de la
combinaison et images
correspondantes

VII.7.3. Illustrations :
Exemples de taux d'identification particuliers

- Meilleur taux avec PCA, appliquée sur les images thermiques acquises (Base I) : 5 images d'apprentissage parmi 15 ; Distance utilisée : Euclidienne, $R=30:^\circ$

$T = 0.7350$, avec les Images n° '2,4,6,8,9.jpg'

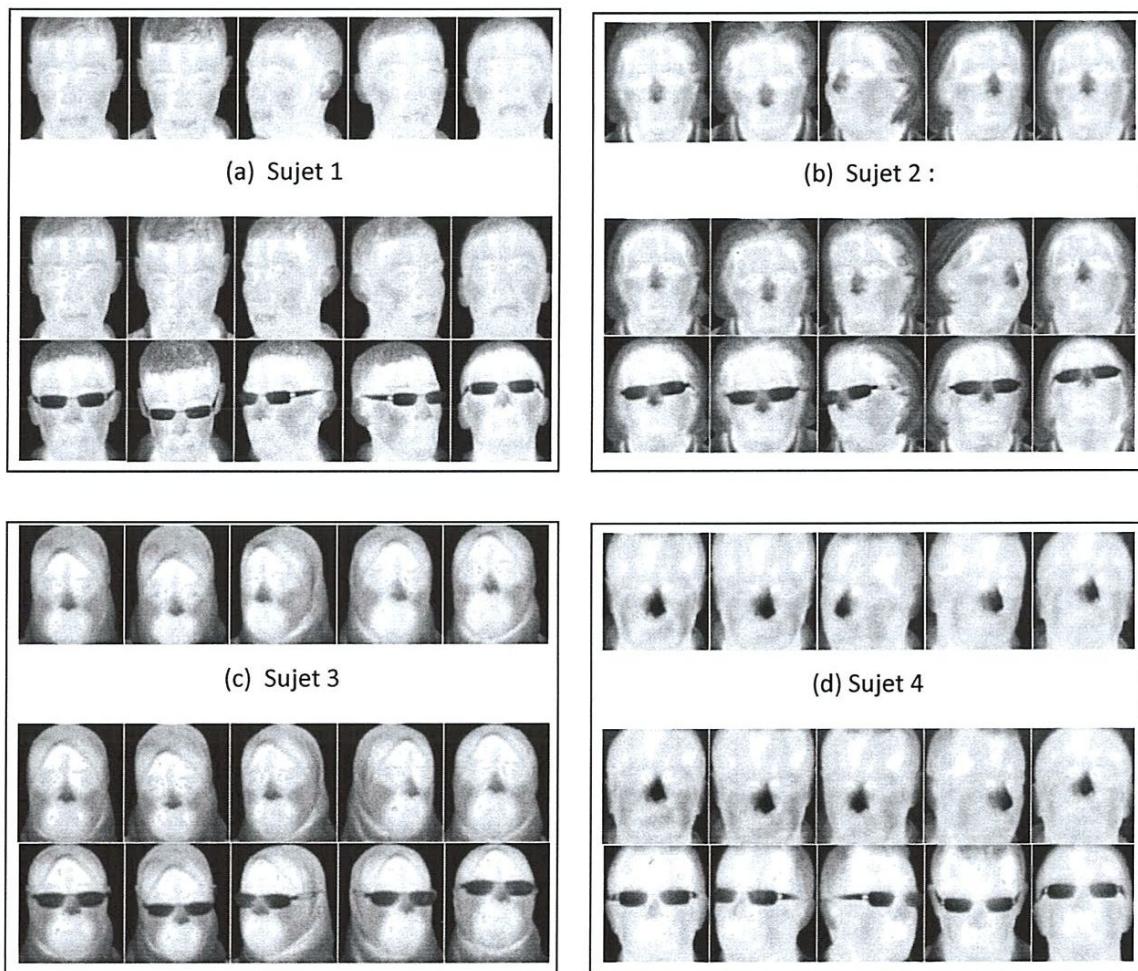


Figure 34 : 5 Images thermiques d'apprentissage par sujet, donnant le taux de reconnaissance le plus élevé avec la méthode PCA. En bas les 10 images de test (Base I)

- Meilleur taux avec LDA, appliquée sur les images thermiques acquises : 5 images d'apprentissage parmi 15 ; Distance utilisé : Euclidienne,
 $T = 0.8450$ avec les images N°: '12,4,6,7,9.jpg'

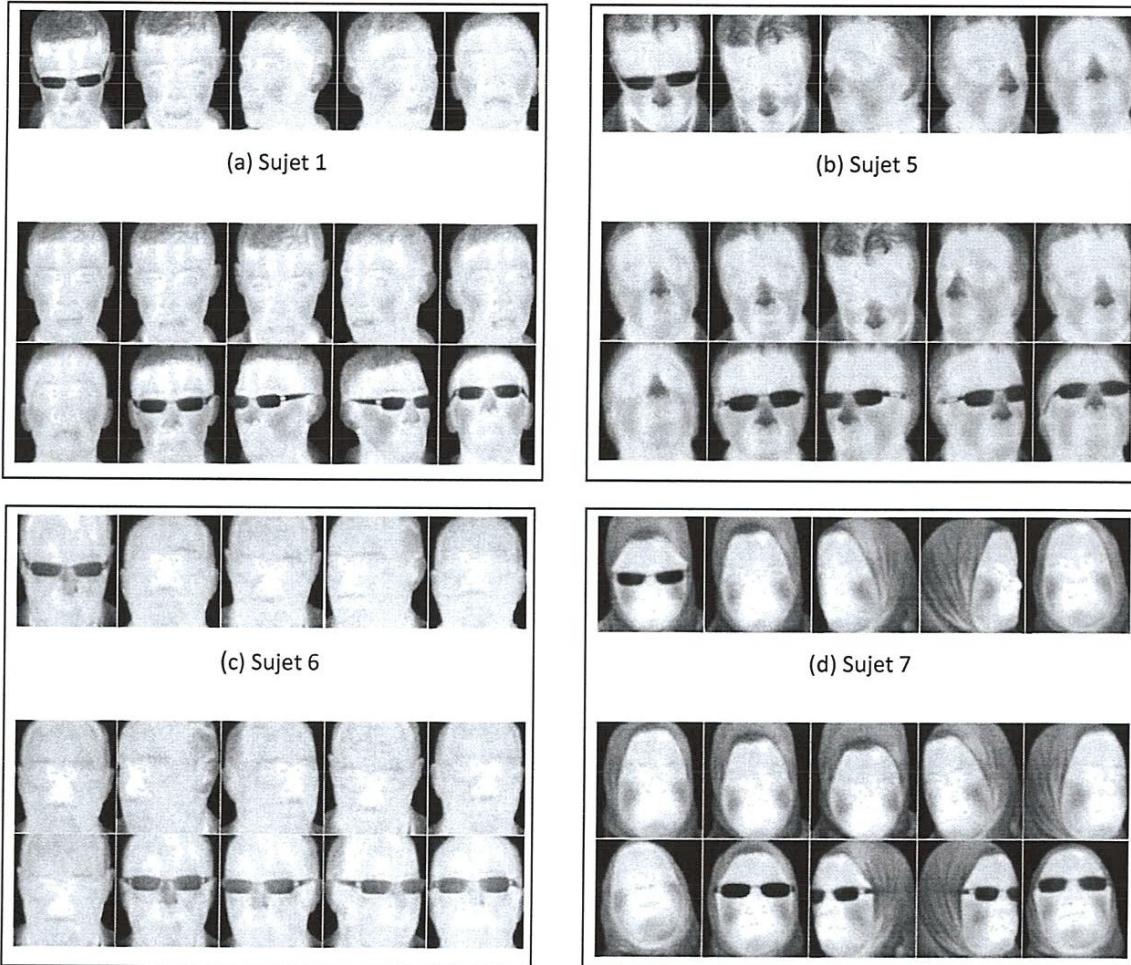


Figure 35: 5 Images thermiques d'apprentissage par sujet, donnant le taux de reconnaissance le plus élevé avec la méthode LDA. En bas les 10 images de test (Base I)

- Le plus bas taux avec PCA, appliquée sur les images thermiques acquises : 5 images d'apprentissage parmi 15 ; Distance utilisée : Euclidienne, $R=30^\circ$
 $T = 0.3600$ avec les image n°: '11,12,13,14,15.jpg'

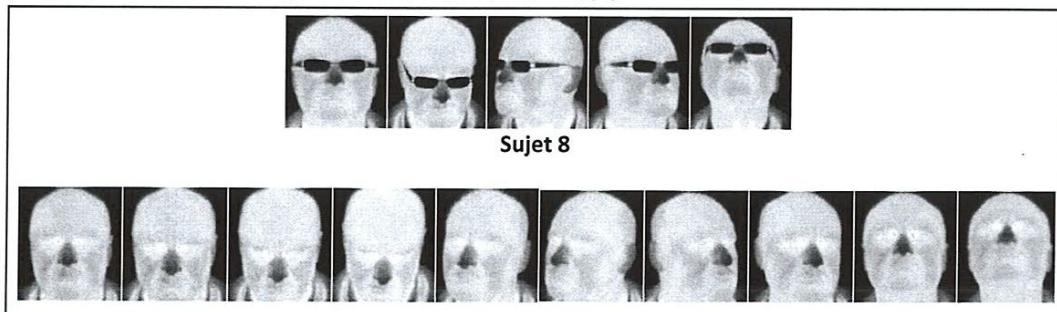


Figure 36 : Exemple des 5 images thermiques d'apprentissage parmi 15, donnant le taux de reconnaissance le plus bas avec la méthode PCA. En bas les 10 images thermiques de test (Base I)

- Le plus bas taux avec LDA, appliquée sur base de données d'images thermiques 'Terravic Database'. 5 images d'apprentissage parmi 15 ; Distance utilisée : Euclidienne,
 $T = 0.5412$ avec les images n°: '10, 6, 7, 8, 9.jpg'

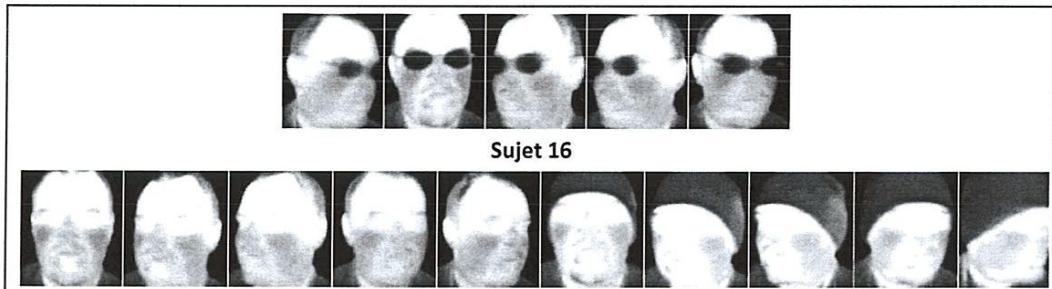


Figure 41 : Exemple des 5 images thermiques d'apprentissage parmi 15, donnant le taux de reconnaissance le plus bas avec la méthode LDA. En bas les 10 images

- Meilleur taux avec PCA, appliquée à la base de données 'PolyU NIRFD' images proches de l'infrarouge: 5 images d'apprentissage parmi 15 ; Distance utilisée : Euclidienne, $R= 30$
 $T = 0.6545$ avec les images '11,12,13,15,7.jpg'

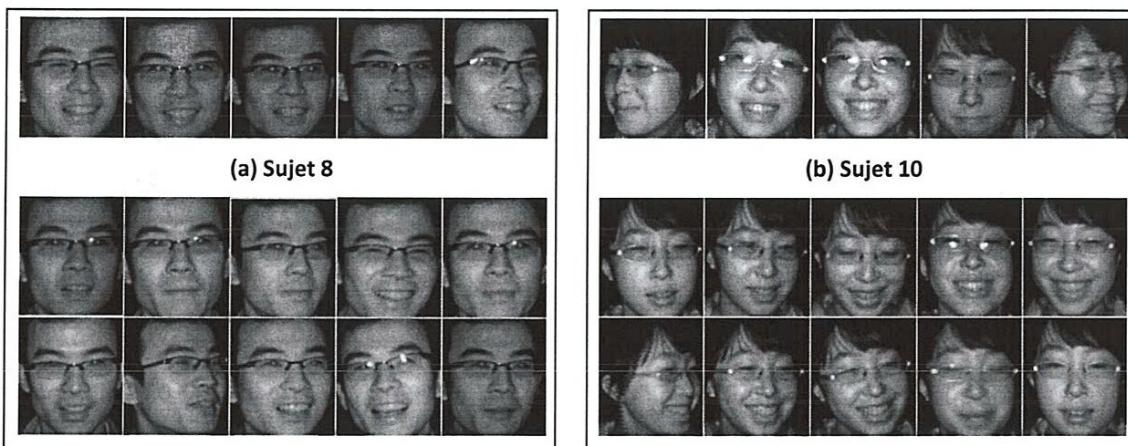


Figure 42: 5 Images NIR d'apprentissage par sujet, donnant le taux de reconnaissance le plus élevé avec la méthode PCA. En bas les 10 images NIR de test (Base III)

- Meilleur taux avec LDA, appliquée à la base de données ‘PolyU NIRFD’ images proches de l'infrarouge (Base III): 5 images d'apprentissage parmi 15 ; Distance utilisée: Euclidienne, $T = 0.7409$ avec les images '1,11,13,6,9.jpg'

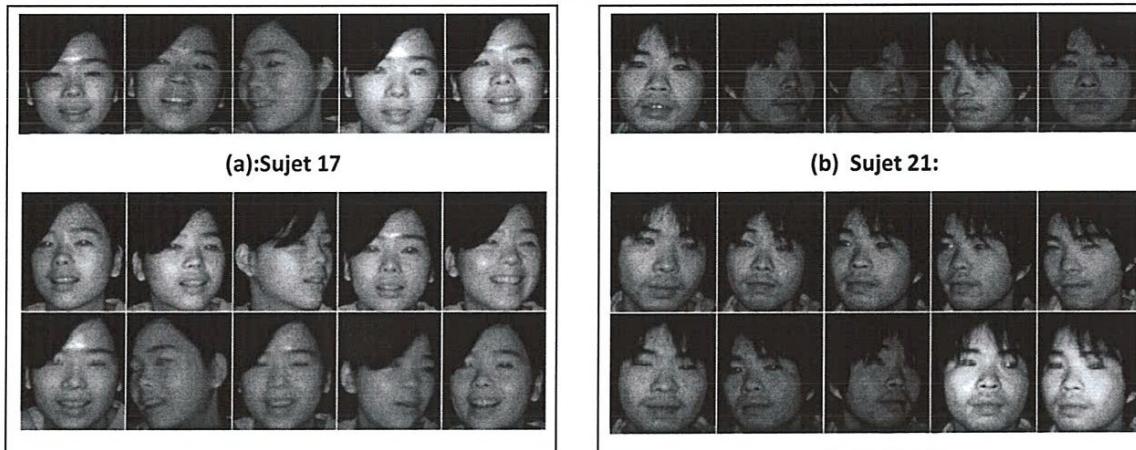


Figure 43: 5 Images NIR d'apprentissage par sujet, donnant un taux de reconnaissance le plus élevé avec la méthode LDA. En bas les 10 images NIR de test (Base III)

- Le plus bas taux avec PCA, appliquée sur les images de la base ‘PolyU NIRFD’ : 5 images d'apprentissage parmi 15 ; Distance utilisée : Euclidienne, $R=30$

$T = 0.4318$ avec les images n° '1,13,2,3,4.jpg'

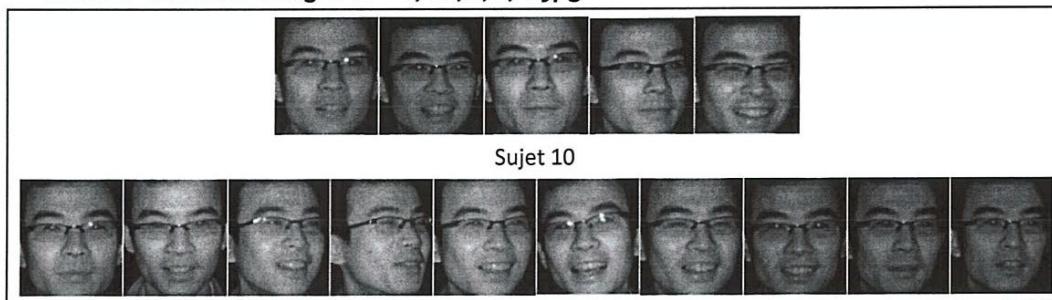


Figure 44: Exemple des 5 Images NIR d'apprentissage par sujet, donnant le taux de reconnaissance le plus bas avec la méthode PCA. En bas les 10 images NIR de test

- Le plus bas taux avec LDA, appliquée sur les images de la base ‘PolyU NIRFD’ . 5 images d'apprentissage parmi 15 ; Distance utilisée : Euclidienne, $T = 0.4818$ avec les images n° : '14,15,3,8,9.jpg'

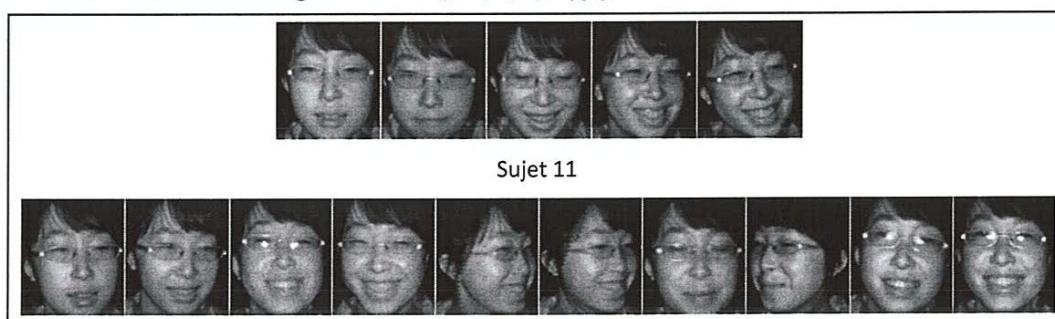


Figure 45: Exemple des 5 Images NIR d'apprentissage par sujet, donnant le taux de reconnaissance le plus bas avec la méthode LDA. En bas les 10 images NIR de test

VII.8. INTERPRETATIONS

Les résultats obtenus confirment que, de manière générale, l'identification peut atteindre des taux conséquents et qui sont comparables à ceux pouvant être obtenus avec des images visibles, voire les dépassant dans certaines situations.

A titre indicatif, les tests effectués avec l'outil PhD-Tools de Matlab sur la base ORL (base de données dont les images sont à spectre visible) ont donné lieu à des taux avoisinant 0,82 (train_Nbr=3) à 0,85 (train_Nbr=5), tandis que dans le premier tableau, de la présente étude, où la base de données utilise des images infrarouges, au nombre de 10 images/pers et avec un minimum de variabilité (aucune occultation de visage) comme c'est le cas pour la base ORL , les taux d'identification enregistrés sont à hauteur de 84 et 96% avec respectivement les méthodes PCA et LDA.

L'occultation la plus évidente avec les images thermiques telle que décrite dans beaucoup d'études est celle relative au port des lunettes. La température étant mesurée à la surface, la région des yeux, représentant une caractéristique déterminante, apparaît complètement sombre et cela même quand il s'agit de glasses opaque. Les résultats obtenus ont montré que même si aucune image avec port de lunette n'est retenue pour l'apprentissage le taux d'identification reste plus ou moins acceptable ($T = 0.7350$) avec la méthode PCA (figure 34), du fait que ce type d'image reste très avantageux pour l'identification étant donné son insensibilité au phénomène de l'illumination.

Ce taux est nettement plus élevé avec la méthode LDA ($T = 0.8450$), obtenu avec la sélection des images les mieux indiquées pour un apprentissage pertinent. L'algorithme retient alors et de manière automatique au moins une image de chaque variantes du visage, notamment la plus importante qui est celle du port des lunettes telle que présenté sur la figure 35

L'observation des images relatives à la combinaison d'images d'apprentissage et de test, de la base créée, ayant amené aux taux les plus bas (Tableau 2.a, $R=30$) permet de constater que lorsque la phase d'apprentissage se base sur des images présentant une seule et même variante du visage : par exemple, seulement le port de lunettes pour toutes les images (figure 36) ou des variantes de visage qui ne sont pas vraiment distinctes et ne sont pas bien marquées (figure 37), l'algorithme risque de ne pas reconnaître la majorité des candidats et donne lieu à des taux d'identification (Tableau 2.a, LDA) minimes et cela quelque soit la méthode utilisée (PCA ou LDA),

Les résultats montrent que concernant les autres paramètres avec lesquels ont été testés les algorithmes, les taux ne peuvent être amélioré que sensiblement.

Avec la méthode PCA, le meilleurs taux sont déjà obtenus dès les premières composantes dans la nouvelle représentation. Une réduction des données à environ 30% de la taille des données de départ est suffisante pour atteindre ces taux, surtout lorsque le choix des images utilisées à l'apprentissage est optimal. Cette constatation pourrait permettre des gains considérables en termes de temps de calcul.

Les tests effectués sur les autres bases de données ont été intéressants à plus d'un titre. Les images thermiques de la base 'Terravic' bien que présentant un aspect différent de celui des images acquises localement, confirment (fig. 38, 39, 40 et 41) les constatations faites par rapport au choix des images d'apprentissage qui permet, dans une certaine mesure, de minimiser l'effet du phénomène d'occultation partielle du visage.

Quant aux tests effectués sur la base 'PolyU NIRFD', ils confortent l'option de la reconnaissance des visages sur la base d'images infrarouges (Figure 42, 43). Sans davantage de variantes telle que l'occultation partielle du visage, l'illumination seule, quand elle n'est pas constante, provoque des variabilités importantes, d'où les taux (Figure. 44, 45) obtenus qui sont de manière générale plus bas que ceux des deux premières bases de données et dans le cas des deux méthodes.

Les résultats montrent également que des taux d'identification les plus élevés ont été obtenus avec un niveau de réduction des données n'atteignant pas les 30% de la totalité des images d'apprentissage (méthode PCA/R=30 : Tableau 1.a où $T= 0,83$; Tableau 2.a où $T=0,7350$).

En fixant R à sa valeur maximale permise par la méthode, à $n-1$ du nombre total des images d'apprentissage le taux de 0,735 , par exemple, est à peine passé à 0,74, ce qui est un mauvais compromis tenant compte du temps de calcul dans ce cas. Ce niveau de réduction des données reste plus intéressant avec la méthode LDA enregistrant un taux 0.8450 (Tableau 2.a). Cette constatation est également valable pour les autres bases de données utilisées dont les résultats sont inscrits aux Tableaux 3 et 4.

VIII. CONCLUSIONS & PERSPECTIVES

Reconnaitre de manière automatique et efficace les individus par leurs visages demeure un challenge vu le nombre d'études et investigations qui continuent à être réalisées testant plusieurs types d'images des individus et mettant en œuvre toute sorte de techniques et d'algorithmes.

Ainsi, la mise en œuvre d'un système de reconnaissance faciale impliquent la prise en compte de plusieurs considérations qui doivent répondre aux questions portant sur le type d'algorithmes le plus approprié, le type et la qualité des images à exploiter, le nombre et la référence des images d'apprentissage ainsi que les conditions d'exploitation du système ciblé.

Avec l'objectif global qui est de concevoir et réaliser un système complet et intégré d'identification automatique des individus, dans ce travail, des investigations ont été menées et plusieurs tâches accomplies pour disposer de tous les éléments indispensables à la mise en œuvre de ce système.

l'intérêt a été porté aux images thermiques des visages des individus. Ce type d'images, à priori, permet, déjà, de s'affranchir de quelques contraintes liées à l'environnement. Pour ne pas se limiter aux bases de données publiées, une base de données est créée au laboratoire par l'exploitation d'une camera thermique et la mise au point de routine d'acquisition. La contribution de quelques vingt volontaires a été mise à profit pour fournir ces images thermiques des visages, à hauteur de quinze images par personne, avec les variabilités nécessaires.

Telle que réalisée cette base de données a permis la manipulation d'images de qualité, qui font l'objet idéal pour l'évaluation des algorithmes de reconnaissance. Ce constat est fait sur la base de la comparaison des résultats obtenus avec les autres bases de données testées.

D'un autre côté, Ce travail a permis d'évaluer clairement l'impact des choix quant au nombre et la combinaison des images utilisées dans la phase de l'apprentissage, donnant lieux aux taux d'identifications les plus élevés. Les résultats prouvent qu'idéalement les meilleurs taux sont obtenus quand les images d'apprentissage présentent le maximum voire toutes les variabilités possibles. Il est intéressant qu'un système intelligent soit dynamique et renouvelle régulièrement cette tâche d'apprentissage afin d'opter pour la meilleure combinaison possible d'images parmi toutes celles qui sont disponibles au niveau de la base de données.

L'objectif global de l'étude est atteint dans la mesure où la partie acquisition d'images thermiques réelles, dans un environnement local, pour le test ou l'enrichissement de la base de données est réalisée d'un côté et de l'autre, elle apporte la confirmation de la fiabilité des images thermiques dans l'identification avec des taux conséquents tels que présentés dans les résultats, notamment avec la méthode LDA. L'Etude fournit également les informations

indispensables au paramétrage de l'application : nombre d'images d'apprentissage, combinaison, le niveau de réduction des données de départ, la distance pour la classification.

L'étude mérite dans une seconde étape l'amélioration de l'interface d'acquisition réalisée pour y ajouter les nouvelles fonctionnalités non encore intégrées et en faire un système automatique complet d'identification basés l'imagerie infrarouge/thermique.

Il serait intéressant d'étendre la base de données par l'augmentation du nombre d'individus, le nombre d'images/individu présentant davantage de variabilité et par la prise en considération de nouvelles conditions d'acquisition, voire considérer des conditions dégradées.

Par ailleurs les concepts acquis et les routines développées peuvent également être utilisés moyennant quelques modifications pour être testées avec d'autres applications telles que la détection des défauts des produits qui se baserait sur les principes similaires, entre autres l'apprentissage et la classification.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

M. Akhloufi, A. Bendada, J. C. Batsale, 'State of the art in infrared face recognition' CVS Laboratory, Université Laval et Ecole Nationale d'Arts et Métiers. Téléchargé par CFRIST à 03:2406 Janvier 2014

Turk M., Pentland A., "Face recognition using eigenfaces", Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'91), p. 586-591, Maui, Hawaii, June, 1991.

C. Liu and H. Wechsler. "A Unified Bayesian Framework for Face Recognition". In :Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, pp. 151-155, 1998.

G. Guo, S. Li, and K. Chan. "Face Recognition by Support Vector Machines". In :Proceedings of the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture, Recognition, pp. 196-201, 2000.

T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen. Face Recognition with Local Binary Patterns. 2004.

Cutler R., Face recognition using infrared images and eigenfaces, <http://citeseer.ist.psu.edu/cutler96face.html>, April, 1996, visited July 2007.

Socolinsky D., Wolff L., Neuheisel J., Eveland C., "Illumination invariant face recognition using thermal infrared imagery", Proc. of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, (CVPR'01), vol. 1, p. 527-534, Kauai, HI, Dec., 2001.

Socolinsky D., Selinger A., "A comparative analysis of face recognition performance with visible and thermal infrared imagery", Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition (ICPR'02), vol.2, p. 40217, Quebec, Canada, August, 2002.

Socolinsky D., Selinger A., Neuheisel J., "Face recognition with visible and thermal infrared imagery", Computer Vision & Image Understanding, vol. 91, p. 72-114, 2003.

Selinger A, Socolinsky D., Appearance-based facial recognition using visible and thermal imagery: a comparative study, Technical Report, Equinox Corporation. 2002.

Wu S., Song W., Jiang L., Xie S., Pan F., Yau W., Ranganath S., "Infrared face recognition by using blood perfusion data", Proceedings of the International Conference Audio and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA'05), p. 320, Hilton Rye Town, NY, USA, July, 2005.

Kang J., Borkar A., Yeung A., Nong N., Smith M., Hayes M., "Short wavelength infrared face recognition for personalization", Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'06), p. 2757-2760, October, Atlanta, GA, 2006.

Li S., Chu R., Ao M., Zhang L., He R., "Highly accurate and fast face recognition using near infrared images", Proceedings of the International Conference on Biometrics (ICB'06), p. 151-158, Hong Kong, China, January, 2006.

- Li S., Zhang L., Liao S., Zhu X., Chu R., Ao M., He R., "A near-infrared image based face recognition system", Proceedings of the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (AFGR'06), p. 455-460, Southampton, UK, April, 2006a.
- Zou X., Kittler J., Messer K., "Face recognition using active Near-IR illumination", Proceedings of British Machine Vision Conference (BMVC'05), p. 153-154, Oxford, U.K., September, 2005.
- Zou X., Kittler J., Messer K., "Ambient illumination variation removal by active Near-IR imaging", Proceedings of the International Conference on Biometrics (ICB'06), p. 19-25, Hong Kong, China, January, 2006.
- Heo J., Abidi B., Kong S., Abidi M., "Performance comparison of visual and thermal signatures for face recognition", The Biometric Consortium Conference, p. 1, Crystal City, VA, September 2003a.
- Pan Z., Healey G., Prasad M., Tromberg B., "Face recognition in hyperspectral images", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 25, p. 1552-1560, 2003.
- Pavlidis I., Tsiamyrtzis P., Manohar C., Buddharaju P., Biometrics: face recognition in thermal infrared, Biomedical engineering handbook, CRC Press. 3rd Edition, ch. 29, p. 1-15, 2006.
- Pavlidis I., Tsiamyrtzis P., Manohar C., Buddharaju P., Biometrics: face recognition in thermal infrared, Biomedical engineering handbook, CRC Press. 3rd Edition, ch. 29, p. 1-15, 2006.
- Buddharaju P., Pavlidis I., Tsiamyrtzis P., "Physiology-based face recognition", Proceedings of the IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS'05), p. 354-9, Lake Como, Italy, September, 2005.
- Buddharaju P., Pavlidis I., Tsiamyrtzis, P., "Pose-invariant physiological face recognition in the thermal infrared spectrum", Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06), p. 53-60, New York, New York, June, 2006.
- Buddharaju P., Pavlidis I., Tsiamyrtzis P., Bazakos, M., "Physiology-based face recognition in the thermal infrared spectrum", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 29, no. 4: pp. 613-626, 2007.
- Buddharaju P., Pavlidis I., "Multi-spectral face recognition fusion of visual imagery with physiological information", Face Biometrics for Personal Identification, Signals and Communication Technology, p. 91-108, Springer, 2007a.
- Siddiqui R., Sher M., Khalid, R., "Face identification based on biological trait using infrared images after cold effect enhancement and sunglasses filtering", Proceedings of the International Conference in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision (WSCG'04), vol. 12, p. 161-164, Plzen - Bory, Czech Republic, February, 2004.
- Kong S., Heo J., Boughorbel F., Zheng Y., Abidi B., Koschan A., Yi M., Abidi M., "Adaptive fusion of visual and thermal IR images for illumination-invariant face recognition", International Journal of Computer Vision, Special Issue on Object Tracking and Classification Beyond the Visible Spectrum. vol. 71, p. 215-233, 2007.
- Ming-Hsuan Yang, David J. Kriegman et Narendra Ahuja. Detecting faces in images : A survey. Dans IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, volume 24(1), pages 34-58, 2002.

A. Mellakh, "Reconnaissance des visages en conditions dégradées", Thèse de Doctorat, Institut National de Télécommunications en co-accréditation Université d'Evry-Val d'Essonne, 07 Avril 2009

Base de données images :

PolyU-NIRFD. A citation to "PolyU-NIRFD,
http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/NIRFace/polyudb_face.htm"

OTCBVS Benchmark Dataset Collection : Terravic Facial IR Database', Dataset 04:
<http://www.vcipl.okstate.edu/otcbvs/bench/>

Environnement de développement & Logiciels

Environnement MATLAB, Version 'R2013a (8.1.0.604) ; 32bits(win32), 2013'

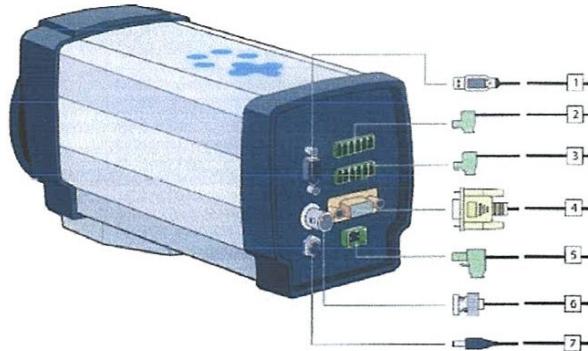
'*PhD face recognition toolbox*' par Vitomir Struc, University of Ljubljana, Faculty of Electrotechnical Engineering, 2011

Logiciel de la caméra : ThermaCam Researchers Ver. 2.9 FLIRSystems',

Logiciel de traitement d'image : PhotoImpact XL de UleadSystems, Inc, 92-2003'

ANNEXES

Annexe 1: Tableau 5 : Spécification des ports I/O de la Caméra ThermoVision A40



Caméra ThermoVision A40. Vue arrière. Réf : Operator's Manual p 3).

Callout	Explanation
1	FireWire cable. 6-pin connector on camera FLIR P/N: <ul style="list-style-type: none">■ 4/6-pin cable: 1 909 812■ 6/6-pin cable: 1 909 921■ 6/6-pin cable with screw locking in one end: 1 909 954
2	Digital I/O-ports Jackable screw terminal Vendor: Phoenix Contact (www.phoenixcontact.com) P/N: 1803617 MC 1,5/6-ST-3,81
3	Analog I/O-ports Jackable screw terminal Vendor: Phoenix Contact (www.phoenixcontact.com) P/N: 1803617 MC 1,5/6-ST-3,81
4	RS-232 connection to computer. 9-pin, pin to pin cable
5	Power supply. 12/24 V, minimum 20 W Recommended fuses (fast): 1.25 A (12 V); 630 mA (24 V) Jackable screw terminal Vendor: Phoenix Contact (www.phoenixcontact.com) P/N: 1757019 MSTB 2,5/2-ST-5,08 Camera only needs one power supply source NOTE: Power connector on camera is polarity protected.
6	Video cable CVBS (composite video) out 75 ohm cable BNC to video monitor.
7	Power supply provided with the camera FLIR P/N: 1 909 528 Camera only needs one power supply source. NOTE: Power connector on camera is polarity protected.

Annexe 2. Tableau 6 : Correspondances Champs de vision- Distance objet (Operator's Manual p 158)

18.9 Relationship between fields of view and distance

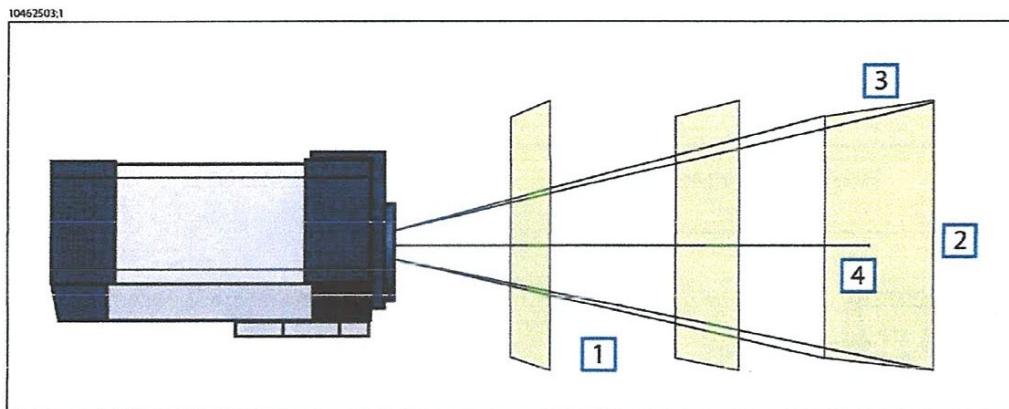


Figure 18.20 Relationship between fields of view and distance. 1: Distance to target; 2: VFOV = vertical field of view; 3: HFOV = horizontal field of view, 4: IFOV = instantaneous field of view (spot size).

Figure 18.21 Horizontal, vertical and instantaneous fields of view for certain distances to targets. D = distance to target.

	D →	1.20	5.00	10.00	25.00	50.00	100.00	m
	D →	3.90	16.40	32.80	82.00	164.00	327.90	ft.
7°	HFOV		0.61	1.22	3.06	6.12	12.23	m
7°	HFOV		2.01	4.01	10.03	20.05	40.11	ft.
7°	VFOV		0.46	0.92	2.29	4.59	9.17	m
7°	VFOV		1.50	3.01	7.52	15.04	30.08	ft.
7°	IFOV		1.91	3.82	9.56	19.11	38.23	mm
7°	IFOV		0.08	0.15	0.38	0.75	1.50	in.
12°	HFOV	0.25	1.05	2.10	5.26	10.51	21.02	m
12°	HFOV	0.83	3.45	6.89	17.23	34.46	68.92	ft.
12°	VFOV	0.19	0.79	1.58	3.94	7.88	15.77	m
12°	VFOV	0.62	2.58	5.17	12.92	25.85	51.69	ft.
12°	IFOV	0.79	3.28	6.57	16.42	32.85	65.69	mm
12°	IFOV	0.03	0.13	0.26	0.65	1.29	2.59	in.
24°	HFOV	0.51	2.13	4.25	10.63	21.26	42.51	m
24°	HFOV	1.67	6.97	13.94	34.85	69.69	139.38	ft.

Suite Tableau de correspondances

	D →	1.20	5.00	10.00	25.00	50.00	100.00	m
	D →	3.90	16.40	32.80	82.00	164.00	327.90	ft.
24°	VFOV	0.38	1.59	3.19	7.97	15.94	31.88	m.
24°	VFOV	1.25	5.23	10.45	26.13	52.27	104.54	ft.
24°	IFOV	1.59	6.64	13.28	33.21	66.42	132.85	mm
24°	IFOV	0.06	0.26	0.52	1.31	2.62	5.23	in.
45°	HFOV	0.99	4.14	8.28	20.71	41.42	82.84	m
45°	HFOV	3.26	13.58	27.16	67.90	135.81	271.62	ft.
45°	VFOV	0.75	3.11	6.21	15.53	31.07	62.13	m
45°	VFOV	2.44	10.19	20.37	50.93	101.86	203.71	ft.
45°	IFOV	3.11	12.94	25.89	64.72	129.44	258.88	mm
45°	IFOV	0.12	0.51	1.02	2.55	5.10	10.19	in.
65°	HFOV	1.53	6.37	12.74	31.85	63.71	127.41	m
65°	HFOV	5.01	20.89	41.78	104.44	208.88	417.75	ft.
65°	VFOV	1.15	4.78	9.56	23.89	47.78	95.56	m
65°	VFOV	3.76	15.67	31.33	78.33	156.66	313.31	ft.
65°	IFOV	4.78	19.91	39.82	99.54	199.08	398.17	mm
65°	IFOV	0.19	0.78	1.57	3.92	7.84	15.68	in.
80°	HFOV	2.01	8.39	16.78	41.95	83.91	167.82	m
80°	HFOV	6.60	27.51	55.02	137.56	275.11	550.23	ft.
80°	VFOV	1.51	6.29	12.59	31.47	62.93	125.86	m
80°	VFOV	4.95	20.63	41.27	103.17	206.34	412.67	ft.
80°	IFOV	6.29	26.22	52.44	131.11	262.22	524.44	mm
80°	IFOV	0.25	1.03	2.06	5.16	10.31	20.65	in.

Annexe3. Propriété d'Emissivité des corps

Définitions

L'émissivité d'un matériau (souvent écrite ϵ) est un nombre sans dimension (sans unité). Elle rend compte de la capacité d'un matériau à émettre de l'énergie par rayonnement. C'est le rapport entre l'énergie rayonnée par un matériau et l'énergie rayonnée par un corps noir à la même température. Ainsi un corps noir idéal a une émissivité de 1 ($\epsilon = 1$) alors que n'importe quelle matériau réel a une émissivité inférieure à 1 ($\epsilon < 1$).

De manière générale, plus un matériau est de couleur noire (spectralement cela signifie que les ondes visibles sont absorbées, l'absence de celles-ci correspondant à la couleur noire) et mat (faible réflexion) plus son émissivité est proche de 1. Au contraire plus un corps est réfléchissant, plus basse est son émissivité.

Un flux lumineux incident se décompose en 3 parties au "contact" du matériau :

- Un flux absorbé puis réémis par rayonnement .
- Un flux transmis qui traverse le matériau.
- Un flux réfléchi qui repart dans la direction du flux incident en sens inverse.

L'émissivité est la grandeur qui permet de connaître la part de flux réémis après absorption.

Annexe 3. Tableau 7 d'Emissivité des principaux matériaux

Matériaux	Émissivité	Longueur d'onde μm
Acier doux	0.20 - 0.32	
Acier inoxydable (boulon)	0.32	3.4 - 5
Acier inoxydable oxydé à 800°C	0.85	
Acier inoxydable poli	0.075	
Acier inoxydable meulé	0.11	
Acier inoxydable sablé	0.38 - 0.44	
Acier inoxydable de type 301	0.54 - 0.63	3.4 - 5
Acier galvanisé (ancien)	0.88	8 - 14
Acier galvanisé (neuf)	0.23	8 - 14
Acier laminé à froid	0.7 - 0.9	
Acier meulé	0.4 - 0.6	
Acier nickelé	0.11	8 - 14
Acier oxydé	0.7 - 0.9	
Acier poli	0.07	
Acier doux terni	0.70	3.4 - 5
Alumine	0.8	
Clinquant d'aluminium	0.04	
Feuille d'aluminium	0.09 / 0.04	3 / 10
Aluminium anodisé	0.77	
Aluminium abrasé	0.83 - 0.94	2 - 5.6
Aluminium oxydé	0.2 - 0.55	3.4 - 5
Aluminium oxydé à 600°C	0.11 - 0.19	
Aluminium poli	0.039 - 0.057	8 - 14
Aluminium sablé	0.210	
ALZAC A-2 (aluminium purifié)	0.73	
Anodisation noire	0.82 - 0.88	
Anodisation bleue	0.82 - 0.87	
Antimoine poli	0.28 - 0.31	
Ardoise d'amiante	0.96	
Carton d'amiante	0.96	

Plomb poli	0.5 - 0.1	8 - 14
Plomb pur non oxydé	0.057 - 0.075	
Polypropylène	0.97	2 - 5.6
Polyuréthane (mousse de)	0.6	5
Porcelaine vitrifiée	0.92	8 - 14
PVC pour gaine de câbles	0.95	3.4 - 5
Quartz vitrifié	0.93	8 - 14
Sable	0.76	
Sciure	0.75	
séquoia travaillé	0.83	2 - 5.6
séquoia brut	0.84	2 - 5.6
Tantale (feuille)	0.05	
Teflon (revêtement)	0.38	
Titane poli	0.19	
Toile de jute incolore	0.87	2 - 5.6
Toile de jute verte	0.88	
Tuile	0.97	
Ancien filament de tungstène	0.032 - 0.35	
Tungstène poli	0.03 - 0.04	8 - 14
UHMW (polyéthylène à très haut degré de polymérisation)	0.87	3.4 - 5
Vernis	0.93	2 - 5.6
Verre	0.92	8 - 14
Verre poli	0.94	
Verre utilisé en chimie (Pyrex(c))	0.97	6.5 - 20
Zinc oxydé	0.10	
Zinc poli	0.03	

Références

Informations croisées entre :

- http://www.omega.com/manuals/manualpdf/M1770_FR.pdf
- http://www.fluke.co.uk/comx/show_product.aspx?locale=frfr&pid=37822
- http://www.engineeringtoolbox.com/emissivity-coefficients-d_447.html
- http://www.electro-optical.com/bb_rad/emissivity/matlemisivty.htm
- <http://www.infrared-thermography.com/material.htm>
- <http://www.keller-msr.de/fr/>
- <http://echo.epfl.ch/files/content/sites/echo/files/shared/PDF/> <http://www.raytek.com/Raytek/fr-ro/IREDucation/EmissivityNonMetals.htm>