

L'identification biométrique en vidéosurveillance

Patrick PERROT¹, Cindy TORRES¹⁻², Jean-André LARAN¹

¹IRCGN, Institut de recherche criminelle de la gendarmerie nationale, 1 boulevard Théophile Sueur, 93110 Rosny sous Bois

²ISBS – Institut Supérieur des Bio Sciences, 8 rue du Général Sarrail - 94010 CRÉTEIL CEDEX.

patrick.perrot,jean-andre.laran@gendarmerie.defense.gouv.fr,

Résumé

Les attentats de Londres en 2005 ont provoqué une réflexion globale sur les moyens de vidéosurveillance à mettre en oeuvre au sein des établissements publics et privés. Faut-il accroître le parc actuel et pour quels objectifs ou alors devons-nous à partir des caméras en place, accroître les possibilités d'identification et de quelles façons? L'identification apparaît en effet, aujourd'hui comme une problématique très concrète en vidéosurveillance. Les développements actuels en biométrie offrent un niveau de performance satisfaisant selon les modalités employées. Il apparaît donc intéressant d'appliquer ces techniques biométriques à la vidéosurveillance, de définir les modalités les plus utiles et d'en mesurer le niveau de performance.

L'objet de cet article est donc de déterminer les possibilités d'identification à partir d'images de vidéosurveillance, de présenter l'architecture algorithmique des outils d'identification et de mesurer l'impact de la qualité des images de vidéosurveillance sur les techniques d'identification retenues. En matière de vidéosurveillance, il est particulièrement intéressant d'étudier deux modalités comportementales spécifiques visibles sur des images de vidéosurveillance : le visage et la démarche.

Pour chacune de ces modalités, le principe est globalement identique et repose sur deux étapes principales :

- une étape d'apprentissage qui consiste, après extraction de paramètres caractéristiques, à définir des modèles constitutifs d'une base de données.
- Une étape de test qui consiste, après extraction des paramètres sur la modalité de question, à calculer une distance de similarité entre ces paramètres et les modèles définis.

Nous présenterons donc l'état de l'art relatif aux deux modalités mentionnées en terme de performance, puis nous évaluerons l'impact de la vidéosurveillance sur des systèmes de reconnaissance automatique. En terme d'identification, nous nous intéresserons à la qualité minimale d'une image mais aussi à différentes distances de similarité en vue d'obtenir des résultats significatifs. Dans le cadre de la reconnaissance à partir de la démarche, le cadencement apparaît comme un facteur déterminant d'identification.

Abstract

Due to the wide range of CCTV and law enforcement applications, major advancements and initiatives in the past three years have propelled CCTV applications and specifically identification technology into the spotlight. Identification and biometrics are completely linked. This is the reason why it is interesting to evaluate biometrics in face of images from CTV camera. Face and Gait represent two behavioral modalities that are interesting to analyze. Face images have been used for many decades to verify identity of persons and now, digital face images are used in many applications, including security systems and criminal identifications, as well as computer automated face recognition. Gait analysis also provides a relevant mean to identify a person. However there is a large gap between the quality of images taken by current systems of capture and resolution of images used to develop face or gait recognition algorithm. Actually nowadays cheap and versatile cameras make it possible to easily and quickly people in motion but the quality of the image is too many times disregarded on behalf of the capacity to stock the most images possible and because there is no resolution standard. So, before to present an experiment on the face recognition performance evolution applied on low resolution images, the paper will present the state of the art in the specific field of face and gait automatic recognition.

1. Introduction

En matière de sécurité, la vidéosurveillance connaît aujourd'hui un essor considérable en particulier les attentats de Londres en 2005. Il apparaît donc utile de se demander quelles sont les possibilités d'identification à partir d'image de vidéosurveillance. Pour cela la biométrie dont l'objet premier est l'identification d'individu apparaît être un vecteur intéressant à exploiter. Un système biométrique permet l'identification ou l'authentification automatique d'une personne sur la base de caractéristiques physiologiques ou comportementales. Cette distinction est fondamentale pour classer ces caractéristiques ou modalités. Les modalités physiologiques seront les empreintes digitales, l'iris, la rétine... alors que les modalités comportementales seront la voix, le visage, la démarche. En vidéosurveillance, la plupart des systèmes sont utilisés dans un environnement ouvert, c'est-à-dire sans aucune maîtrise des conditions d'éclairage, d'angle de vue, d'arrière plan, de distance caméra-sujet. Dès lors, les performances des systèmes de reconnaissance biométrique sont moindres. En effet, la biométrie est en général utilisée dans des environnements contrôlés comme des contrôles d'accès à des zones particulièrement sécurisées. Dans le cadre des systèmes de vidéo surveillance, deux modalités spécifiques apparaissent intéressante à exploiter : le visage et la démarche. Ces deux modalités sont comportementales mais présentent l'intérêt d'être peu intrusives et peu onéreuses, même si les performances ne sont pas aujourd'hui totalement satisfaisantes en fonction des conditions d'acquisition. Le visage est certainement la modalité la plus naturelle chez l'être humain pour la reconnaissance d'individus, ce qui explique en partie son acceptabilité. La démarche quant à elle permet d'exploiter une information d'identification lorsque la taille du visage sur une image ou une vidéo est trop petite. Enfin, ces deux modalités ne nécessitent par l'accord de l'individu comme une identification par l'iris par exemple

Nous allons donc, après avoir présenté l'état de l'art de ces deux modalités, étudier l'intérêt d'exploiter la reconnaissance faciale dans le domaine de la vidéosurveillance en mesurant notamment l'impact de la dégradation de la qualité des images sur une identification automatique.

2. Etat de l'art

2.1 la reconnaissance faciale

La recherche de systèmes automatiques de reconnaissance a débuté dans les années 1970 avec Kelly [1], mais c'est vraiment ces 20 dernières années que les chercheurs ont réussi à développer des systèmes automatiques. La reconnaissance faciale est un sujet qui intéresse des

domaines très différents : psychologie, réseaux neuronaux, synthèse d'image, interaction homme-machine, imagerie... De ce fait, la littérature sur la reconnaissance faciale est très riche.

Les systèmes de reconnaissance automatique, quelle que soit la modalité exploitée repose sur trois phases : une phase d'apprentissage, une phase de test et une phase de décision. Lors de la phase d'apprentissage, les caractéristiques de chaque image sont extraites et stockées afin de constituer une base de modèles. Ensuite, lors de la phase de test, l'image de question est pré traitée, puis ses caractéristiques sont extraites. La phase de décision quant à elle consiste à établir une distance de similarité entre l'image de question et les modèles afin de déterminer le plus approchant. La différence entre les méthodes proposées dans la littérature réside dans le choix des caractéristiques, l'extraction de celles-ci, et les techniques de classification ou modélisation.

Nous distinguerons les méthodes suivantes :

- méthodes globales
- méthodes locales
- méthodes hybrides

Les méthodes globales ou holistiques utilisent le visage dans sa globalité comme entrée du système de reconnaissance. Une des méthodes les plus connues dans cette catégorie est celle développée par M. Turk et P. Pentland : les Eigenfaces [10]. Elle est basée sur l'Analyse en Composantes Principales (ACP ou PCA en anglais) et sur les travaux de Teuvo Kohonen (1989) et Kirby et Sirovich (1989). Mais plusieurs autres méthodes ont été développées en se basant sur l'ACP (Analyse en composantes principales) : les probabilistic Eigenfaces fondées sur les méthodes bayésiennes [14], les Fisherfaces [15] qui utilisent, en plus de l'ACP, l'analyse discriminante linéaire aussi appelée Fisherface (FLD/LDA). Dans le cas de l'utilisation de la LDA, qui est aussi une approche statistique, la démarche consiste à classer des échantillons inconnus avec des échantillons connus, tout en maximisant la variance inter classe (entre deux individus différents) et minimiser la variance intra classe (pour un même individu). Cela signifie que plusieurs images de postures différentes d'un même individu sont utilisées. Parmi les autres méthodes globales, nous retrouverons : la méthode des SVM [12], qui utilise les Support Vector Machine (SVM) ou séparateur à vastes marges pour classifier et la méthode des indépendant-component analysis (ICA) [8]. Il existe également des techniques basées sur les réseaux neuronaux comme la Probabilistic Decision-Based Neural Network (PDBNN) [18].

Dans le cadre des méthodes locales, les caractéristiques locales sont utilisées comme entrées du système de reconnaissance. Il y a donc une phase d'extraction de ces

paramètres locaux tels que le nez, la bouche, les yeux, et de leurs coordonnées. Ensuite vient une phase de classification et d'analyse statistique. Ces méthodes sont réputées moins sensibles aux changements de pose que les méthodes globales, mais nécessitent de disposer d'images de bonne résolution. La plupart de ces systèmes ne fonctionnent pas si les yeux sont fermés ou masqués. Ce sont les premières méthodes à avoir été développées par Kelly [1] en 1970 et Kanade [2] en 1973 : une mesure des distances et des angles était prise entre différents points anthropométriques (points pertinents du visage communs à chacun), puis il y avait une phase de comparaison. Par la suite des techniques plus précises ont été développées : la méthode de Cox en 1996, qui avait l'inconvénient d'utiliser aussi des mesures extraites manuellement, puis des méthodes basées sur les modèles cachés de Markov (Hidden Markov Model HMM) [3], qui n'ont plus besoin d'extraction manuelle des points. Un des systèmes les plus performants de cette catégorie est le graph matching system développé par Okada et al. en 1998 [4], il est basé sur les DLA : Dynamic Link Architecture. Cette technique a ensuite été étendue aux Elastic Bunch Graph Matching [16] qui donnent de bons résultats. Dans cette méthode, des points caractéristiques sont localisés de manière manuelle ou algorithmique, puis un treillis élastique virtuel est appliqué sur l'image de visage à partir de ces points. Chaque point représente un nœud labellisé auquel est associé un jeu de coefficients d'ondelettes complexes de Gabor, appelés Jet. La comparaison se fait sur une mesure de similarité entre les différents jets et la longueur des segments du treillis de deux images. Les réseaux neuronaux sont aussi utilisés dans cette catégorie avec par exemple, la méthode self-organizing map [6].

Enfin, les méthodes hybrides qui comme leurs noms l'indiquent, utilisent à la fois le visage dans sa globalité mais aussi des caractéristiques locales. Pentland a développé une de ces méthodes : les modular Eigenfaces aussi appelée Eigenmodules [7]. Quelques fois, les méthodes globales sont utilisées uniquement sur la partie supérieure de la face, la partie inférieure (la bouche) étant considéré comme trop variée. Plusieurs algorithmes pour de la reconnaissance faciale en 3D sont des méthodes hybrides.

Parmi les différentes méthodes proposées, il est difficile de définir la meilleure. En effet, la qualité des systèmes dépend de plusieurs paramètres et toutes les méthodes ne sont pas égales vis-à-vis de ces critères. Il faut donc choisir une méthode qui corresponde le mieux aux besoins de l'application et aux circonstances dans lesquelles va être utilisé le système de reconnaissance. A titre d'exemple, nous pouvons noter que les méthodes locales nécessitent de disposer d'images de bonne résolution, alors qu'avec les méthodes globales, l'utilisation d'images de petite dimension est possible.

2.2 Reconnaissance par la démarche

Comme nous l'avons précédemment expliqué la démarche constitue une modalité particulièrement intéressante à exploiter dès lors que les visages des individus présents sur une vidéo sont trop petits ou que ces mêmes individus portent une cagoule. La reconnaissance automatique à partir de la démarche est plus récente que la reconnaissance faciale même si des études médicales dans les années soixante, se sont intéressées aux paramètres caractérisant la démarche. En effet plusieurs types d'informations peuvent être pris en compte pour comprendre comment nous faisons pour naturellement reconnaître une personne à sa démarche. Nous pouvons citer la silhouette, la vitesse de marche, le balancement, ... En matière de reconnaissance automatique, la littérature nous propose deux grandes familles de technique d'identification :

- l'approche Model-based
- l'approche Silhouette-based Human Identification

A partir d'une vidéo, les paramètres seront extraits sur un cycle complet, c'est-à-dire pied droit avant – par terre – pied gauche avant - par terre.

La technique de reconnaissance repose sur le synoptique suivant:

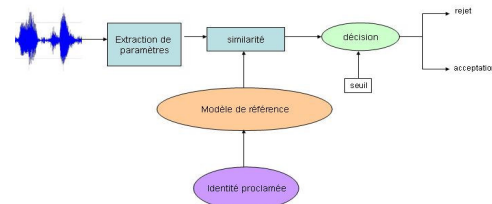


FIG n°1 Processus de reconnaissance

La première technique prend en compte une information a priori sur l'objet à rechercher. Le but de cette approche est de modéliser le mouvement du corps et de mesurer la correspondance avec les caractéristiques de l'individu de question. La méthode définie par [Cunado] calcule la différence entre le SHM (Singular Harmonic Motion) et le déplacement des cuisses du sujet à identifier. Dans [Nixon] seuls sont considérés le déplacement des jambes modélisé à partir de la transformée de Hough au sein d'une séquence vidéo. Les modifications d'inclinaison de ces lignes (modèles des jambes) sont enregistrées et la fréquence des changements d'inclinaison est déterminée à partir d'une analyse par transformée de Fourier. L'algorithme de classification est les k-plus proches voisins.

La seconde approche prend en compte la silhouette humaine en séparant l'objet mobile du fond. L'individu est alors caractérisé par les mesures qui reflètent la forme et/ou le mouvement. La technique la plus simple consiste à calculer simplement une moyenne de la silhouette alors que les plus complexes imposent un modèle au mouvement. Ces algorithmes se basent sur le déploiement des modèles de Markov cachés (HMM) et prennent en considération deux images de silhouette: le contour et la forme dans sa totalité. Le choix dépend de la qualité des images. De

manière générale, lorsque que les images sont de mauvaise qualité, le contour n'est pas exploité. En matière de performance, il est difficile comme pour toute modalité biométrique, de se prononcer objectivement. En effet les résultats sont toujours très dépendants du corpus utilisé et de la qualité des pièces à comparer. A cela s'ajoute des critères attachés à l'individu comme ses vêtements, ses chaussures (talon haut, talon plat), qui influent significativement sur la façon de se mouvoir. Enfin, il est difficile de déterminer la stabilité de la démarche dans le temps. Cette modalité est donc intéressante à prendre en considération même si les techniques doivent encore évoluer pour être mises en œuvre sur des données opérationnelles.

3. La reconnaissance faciale : Principes et expérimentation

3.1 Principe de fonctionnement

L'outil de reconnaissance développé repose sur une méthode globale et est basé sur le Eigen Faces. L'architecture globale est présenté sur la figure n°2

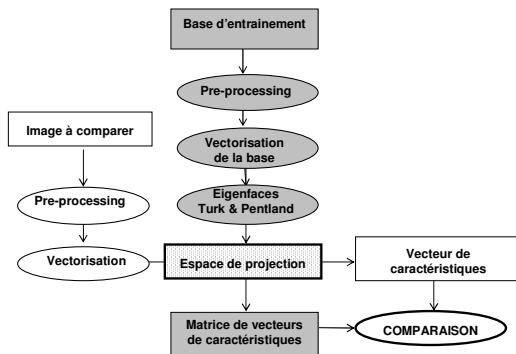


FIG n°2 Synoptique du système

Une étape de pré-traitement est d'abord réalisée afin de rendre homogène les images à comparer. Ce prétraitement est effectué à la fois sur les images de la base de données et sur l'image de question. Il permet de convertir toutes les images dans un format identique, c'est-à-dire qu'à l'issue de ce traitement, l'image est en niveau de gris, elle a une dimension de 150*130. L'image est centrée par rapport aux yeux et ceux-ci sont alignés, le centre des yeux est à une hauteur de 45 pixels en partant du haut, et l'écartement entre les deux yeux est de 70 pixels. Le prétraitement permet de passer de l'image originale à une image normalisée comme présenté en figure n°3

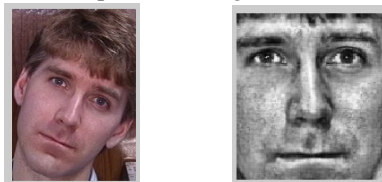


FIG n°3 Etape de Prétraitement

A l'issue de cette étape nous effectuons une vectorisation de l'image. Cette vectorisation consiste à transformer la matrice représentant une image sous forme d'un vecteur. Cela s'effectue par une concaténation : les lignes de la matrice sont placées les unes à côté des autres comme nous le montre la figure n°3 extraite d'un mémoire de S. Romdhani [8].

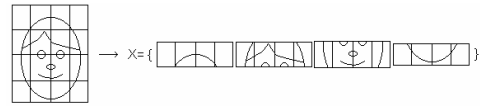


FIG n°3 Vectorisation

La vectorisation est exprimée ainsi :

$$x^i = [x_1^i \ \dots \ x_N^i]^T$$

N= le nombre de pixel dans une image ici : 19500

Ce traitement est réalisé sur toutes les images (base d'entraînement et image de question). Les images de la base d'entraînement vont ainsi pouvoir être toutes placées dans une même matrice : chaque colonne correspondra à une image vectorisée. Suite à cette vectorisation, une ACP (analyse en composante principale) est réalisée avec les images de la base d'entraînement afin de calculer les Eigenfaces. Les images ont été vectorisées et stockées dans une matrice appelée matrice X. Cette matrice a la dimension suivante : P*19500 où P = le nombre d'images dans la base d'entraînement, et 19500 = 150*130 c'est-à-dire le nombre de pixels dans une image.

Dans un premier temps, seules les différences propres à chaque personne vont être conservées. La moyenne de tous les vecteurs est donc calculée puis soustraite à chaque vecteur :

$$\bar{x}^i = x^i - m \quad m = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P x^i$$

Ensuite la matrice des vecteurs des différences est construite :

$$\bar{X} = [\bar{x}^1 \ | \ \bar{x}^2 \ | \ \dots \ | \ \bar{x}^P]$$

Le résultat de ce traitement est présenté sur la figure ci-dessous:

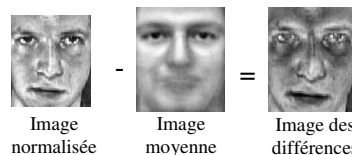


FIG n°4 Conservation uniquement des différences

Ensuite, la matrice de covariance est calculée. Normalement la matrice de covariance est calculée par:

$$\Omega = \overline{XX^T}$$

ce qui crée une matrice de dimension $N \times N$, en outre les valeurs propres de $\overline{XX^T}$ sont les mêmes que $\overline{X^T X}$. De plus, les vecteurs propres de $\overline{XX^T}$ sont les mêmes que les vecteurs propres de $\overline{X^T X}$ multipliés par \overline{X} et normalisés. En utilisant ce théorème, seule une matrice de dimension $P \times P$ est créée. Turk et Pentland [10] ont utilisé ce théorème. Calcul de la matrice de covariance :

$$\Omega = \overline{X^T X}$$

Les valeurs propres et vecteurs propres sont calculés à partir de la matrice de covariance et du théorème expliqué précédemment:

$$\Omega V' = \Lambda V'$$

$$V'' = \overline{X} V'$$

$$V_i = \frac{V_i''}{\|V_i''\|}$$

Avec Λ désignant les valeurs propres et V' correspondant aux vecteurs propres. Ensuite, les vecteurs propres sont ordonnés en fonction des valeurs propres qui leurs correspondent : de la plus grande vers la plus faible.

$$V = [V^1 | V^2 | \dots | V^P]$$

Cette matrice est notre espace de projection, elle est aussi appelée : Eigenspace, ou face space. Elle est composée des vecteurs propres (Eigenvector en anglais) appelés Eigenfaces (visage propre en français), du fait de leur ressemblance à un visage. Une fois l'espace de projection calculé, les images sont projetées sur cet espace, afin d'extraire le vecteur de caractéristiques de chaque image. Une image est représentée par une somme de poids des Eigenfaces stockés dans un vecteur. Une image est donc une combinaison linéaire d'Eigenfaces, et chaque image peut être reconstruite à partir de son vecteur de caractéristiques et des Eigenfaces.

À présent que les vecteurs des images de la base et de l'image de test ont été calculés, il faut comparer l'image à la base de données en mesurant la distance entre les vecteurs de caractéristiques de chaque individu. L'image la plus proche de l'image test est celle qui a la distance la plus faible. Afin de comparer ces vecteurs, il faut choisir une mesure de distance adéquate. Cinq mesures de distance ont été implémentées:

- distance Euclidienne
- distance Cityblock,
- distance de Mahalanobis,
- distance Cosine
- fusion de ces quatre dernières mesures.

Si A et B sont deux images, la distance entre les deux vecteurs est mesurée ainsi :

$$l_{euclidean}(A, B) = \sum_{i=1}^N \sqrt{(A_i - B_i)^2}$$

$$l_{cityblock}(A, B) = \sum_{i=1}^N |A_i - B_i|$$

$$l_{cosine}(A, B) = 1 - \frac{A_i \cdot B_i}{\|A_i\| \|B_i\|}$$

$$l_{mahalanobis}(A, B) = - \sum_{i=1}^N A_i B_i \left(\frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} \right)$$

$$l_{fusion}(A, B) = \frac{\sum \|l(A, B)\|}{4}$$

La distance Cityblock peut aussi être appelée distance de Manhattan, ou distance de Minkowski d'ordre 1. La distance euclidienne se nomme aussi distance de Minkowski d'ordre 2.

3.2 Expérimentation et résultats

À partir du système de reconnaissance automatique présentée en 2, différents tests ont été effectués afin de déterminer d'une part la meilleure distance de similarité, et d'autre part l'évolution des performances du système en fonction de la dégradation des images et du nombre d'images d'un même individu incorporé dans la base de données.

Le corpus utilisé est l'Olivetti Research Laboratory face database aussi appelée ATT face database : cette base contient 400 images, 10 images différentes de 40 personnes. Pour quelques sujets, les images ont été prises à différents moments, avec une lumière différente, avec des expressions faciales différentes (sourire/pas de sourire, tête inclinée ou non) et des détails (port de lunettes ou non, rasé/pas rasé). Les images sont de petites tailles (11KB) et sont en niveau de gris au format PGM. La base a été scindée en deux parties : un groupe A et un groupe B. Une image par personne a été sélectionnée : celle qui ressemble le plus à une photo d'identité. Ces images forment le groupe A. Les autres images forment le groupe B. Pour la base ATT:

Groupe A = 40 images

Groupe B = 176 images

La première expérience a consisté à déterminer la métrique la plus performante.

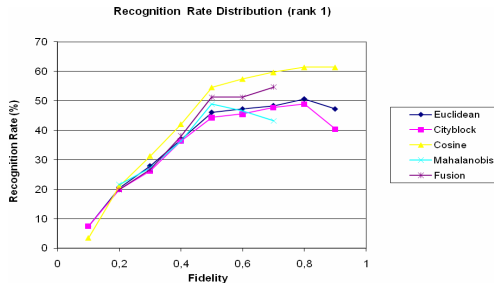


FIG n°5 : Taux de reconnaissance en 1^{er} détection par personnes, sur la base ATT

Avec une fidélité de 0,8 la distance cosine apparaît indéniablement comme la plus efficace. La reconnaissance affichée sur la figure n° 5 est une identification en 1^{ère} position. La fidélité est le ratio de la somme des i premières valeurs propres sur la somme de toutes les valeurs propres.

$$f = \frac{\sum_{j=1}^i \lambda_j}{\sum_{j=1}^p \lambda_j}$$

Dès lors que nous prenons en compte non plus la détection en 1^{ère} position mais dans les 4 premières, les résultats s'améliorent significativement :

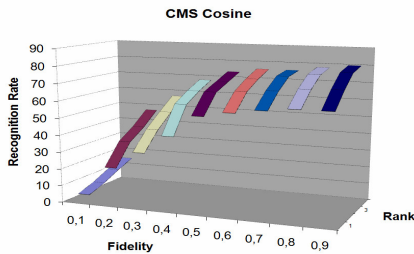


FIG n°6 Evolution du taux de reconnaissance en fonction du rang, de la fidélité, pour une mesure de distance cosine sur la base ATT

L'expérience suivante a consisté à augmenter le nombre d'image au sein de la base de comparaison de 1 à 4. Nous constatons de nouveau une amélioration significative des résultats. Ces résultats sont présentés sur la figure n°7.

Enfin, nous avons fait varier la qualité des images en prenant comme critère le nombre de pixels entre les deux yeux. Pour cette expérience, seules les images de la base ATT ont été utilisées.

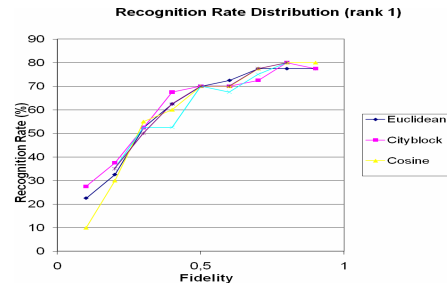


FIG n° 7: Taux de reconnaissance avec une base d'entraînement formée de plusieurs images (4) par personnes, sur la base ATT

La base ATT a été dégradée à 80%, 60%, 40% et 20%. En termes de distance entre les deux yeux, cela signifie en moyenne, une distance de 7 pixels pour la base 20%, 14 pixels pour la base 40%, 21 pixels pour la base 60%, 28 pixels pour la base 80% et 35 pixels pour la base ATT à 100%.



FIG n°8 Distance entre les deux yeux d'une image dégradée. La distance est respectivement de 7, 14, 21, 28 et 35 pixels de gauche à droite.

Les résultats sont présentés sur la courbe ci-dessous :



FIG n°10 Evolution du taux de reconnaissance en fonction du nombre de pixel entre les deux yeux

Nous constatons un palier au niveau des performance qui se situe à 24 pixels entre les deux yeux. Il est évident que l'individu est pris de face sur les images à analyser.

4. Conclusion

Ainsi, en matière d'identification à partir d'images de vidéo surveillance, la principale difficulté à l'exploitation des modalités biométriques, réside dans la qualité des images. Certes, nous pouvons considérer la vidéo surveillance comme une surveillance effectuée à partir de caméra et donc inclure les contrôles d'accès et les

environnements sécurisés mais le message de performance des systèmes risque alors d'être extrapolé à des fins commerciales. L'objet de cette étude est de mettre en évidence la difficulté d'identifier par des méthodes automatiques un individu à partir de la vidéosurveillance aujourd'hui en place, dans les lieux publics ou la plupart des entreprises. Utiliser des techniques biométriques apparaît comme un véritable challenge pour les années à venir. L'accroissement des performances doit concerner à la fois, les systèmes biométriques, mais aussi les systèmes de vidéosurveillance, dont les images sont en général de mauvaise qualité. Les modalités envisagées dans cette étude sont le visage et la démarche même si aucune expérimentation n'a été réalisée à partir de cette dernière sur des images de vidéosurveillance. Les résultats révèlent une dégradation significative des performances en reconnaissance faciale lorsque le nombre de pixels entre les deux yeux est inférieur à 24. Il convient d'ajouter que ce critère choisi ne doit pas occulter un angle de vue adapté et des conditions d'éclairage adéquat. Une solution à venir également, est la fusion des modalités qui pourront améliorer les taux de reconnaissance.

Références

- [1] M. D Kelly. *Visual identification of people by computer*, Stanford, Tech. rep. AI-130, Stanford AI Project, 1970.
- [2] Kanade T. , *Computer recognition of human faces*, Birkhauser, Basel, Switzerland, and Stuttgart, Germany, 1973.
- [3] Nefian A. V. and Hayes III M. H. , “*Hidden Markov models for face recognition*”, Proceedings, International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2721–2724, 1998.
- [4] Okada K. , Steffans J. , Maurer T. , Hong H. , Elagin E. , Neven H. , and Malsburg C. V. D. , “*The Bochum/USC Face Recognition System and how it fared in the FERET Phase III Test*”
- [5] Wsikott L. , Fellous J.-M. , and Von Der Malsburg, “*Face recognition by elastic bunch graph Matching*”,
- [6] Lawrence S. , Giles C. L. , Tsoi A. C. , and Back A. D. , “*Face recognition: A convolutional neural-network approach*”, IEEE Trans. Neural Netw. 8, 98–113, 1997.
- [7] Pentland A. , Moghaddam B. , and Starner T. , “*View-based and modular eigenspaces for face recognition*”, Proceedings, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1994.
- [8] Romdhani S. , Ph.D. Thesis : *Face recognition using principal components analysis*.
- [9] David Cunado - *Model based gait recognition – variation in hip inclination* – http://www.isis.ecs.soton.uk/gait/david_cunado/index3.htm
- [10] Turk M. A. and Pentland A. P. , “*Eigenfaces for Recognition*”, Journal of Cognitive Neuroscience, 1991
- [11] D. Cunado, M.S. Nixon, A. Prugel-Benett – *Using gait as a biometric, via phase-weighted magnitude spectra* – Proc. Audio and video based biometric person authentication Conference – Springer-Verlag pp.95-102, 1997
- [12] Phillips P. J. , “*Support vector machines applied to face recognition*”, Adv. Neural Inform. Process. Syst. 11, 803–809, 1998.
- [13] Zhao W. , Chellappa R. , Phillips P. J. , and Rosenfeld A. , “*Face Recognition : A literature Survey*”, ACM Computing Surveys, Vol. 35, No. 4, 2003.
- [14] B. Moghaddam and A. P. Pentland – *Eigenfaces for Recognition* – Journal of Cognitive Neurosciences, 1991
- [15] P.N. Belhumeur and al. *EigenFaces vs FisherFaces: Recognition using class linear projection* – IEEE Trans. Patt Anal. Mach. Intell. 19,696-710 - 1997
- [16] L. Wsikott and al. *Face Recognition: from theory to applications*, Springer-Verlag 1998 - Berlin, Germany