

Systemes biométriques pour la vérification d'individu.

Un exemple: l'iris

Biometric systems for access granting

An example: Iris recognition

C.L. Tisse¹, L. Torres³, L. Martin² et M. Robert³

¹Center for Autonomous System, University of Sydney, The Rose Street Building J04, NSW 2006, Australia,
c.tisse@cas.edu.au

²STMicroelectronics, Advanced System Technology, Z.I. Rousset, BP2, 13106 Rousset Cedex, France,
lionel.martin@st.com

³LIRMM, Université de Montpellier II, UMR UM2-CNRS C5506, 161 rue Ada, 34392 Montpellier Cedex 5, France,
torres@lirmm.fr, robert@lirmm.fr

Manuscrit reçu le 7 juillet 2004

Résumé et mots clés

La biométrie, qui désigne la mesure d'attributs caractéristiques du corps humain, est très utile pour authentifier un individu, comme par exemple pour le contrôle d'accès. Le marché de l'authentification par des approches biométriques est favorisé par les récents progrès des technologies informatiques, et l'essor du commerce électronique et des objets de communication nomades (téléphones et ordinateurs portables, PDA, etc.), qui nécessitent d'identifier automatiquement une personne physique plutôt que d'utiliser un mot de passe ou une carte d'accès. Bien que chacune des techniques biométriques présente un intérêt particulier suivant l'application visée, nous constatons que les systèmes de reconnaissance basés sur l'iris sont parmi les plus fiables. Nous proposons une nouvelle approche de vérification d'images d'iris, qui repose sur le concept de démodulation de fréquence émergente (relatif à la notion d'image analytique ou de transformée de Hilbert) afin d'extraire une information caractéristique de la texture d'un iris. Nous montrerons la faisabilité d'intégration de la technologie de l'iris sur les futurs terminaux mobiles, et plus particulièrement la portabilité de la chaîne algorithmique de traitement d'images d'iris sur une plate-forme multimédia embarquée basée sur le module-cœur ARM920T.

Biométrie, reconnaissance d'iris, plate-forme matérielle.

Abstract and key words

Biometrics refers to technologies for measuring and analysing human body characteristics in person authentication applications. The computational power available in today's computer and embedded systems (e.g. mobile phones, laptop and personal digital assistant) allows the biometrics market to grow with the aim of replacing PIN codes or taped password in control access. Among the different biometric technologies that have emerged in the last decade, automatic iris verification systems are recognised as the most reliable. This paper presents firstly a new iris verification algorithm based on the concept of Emergent Frequency Demodulation (EMD). The emergent frequency information is related to the Hilbert transform and it is used to extract discriminative features from iris texture. This is followed by a software implementation of the proposed EMD-based iris images processing on ARM920T core-module which demonstrates the feasibility of embedding the iris technology on future multimedia mobile platform.

Biometrics, iris recognition, hardware platform.

1. Introduction

La biométrie désigne la science des variations biologiques et des phénomènes qui s'y rattachent. Un système est appelé « à reconnaissance biométrique », ou par abus de langage « biométrique » s'il est capable de déterminer automatiquement l'identité d'un être humain sur la base de la mesure de caractères biologiques variables entre les individus. Les systèmes biométriques permettent de reconnaître une personne (ou d'authentifier son identité) dont l'identité a préalablement été enregistrée dans une base de données (de N personnes « autorisées »).

Les termes généraux d'*authentification* ou de *reconnaissance* couvrent aussi bien l'*identification* que la *vérification*. Mais ces deux derniers processus sont différents. L'*identification* au sens strict du terme suppose un contexte de groupe fermé. Cela signifie qu'il est certain que le l'utilisateur du système biométrique appartient aux N personnes autorisées. Il s'agit de déterminer la personne parmi les N qui correspond le mieux à l'utilisateur, et il n'est donc pas nécessaire de fixer de seuil pour accepter ou rejeter l'utilisateur. On parle souvent d'*identification* « 1-parmi- N ».

La *vérification* au sens strict du terme opère dans un contexte de groupe ouvert. Autrement dit nous ne sommes absolument pas certain que l'identité de l'utilisateur est réellement connue par le système. En pratique, l'utilisateur revendique l'identité d'un des N individus de la base de données. S'il n'est pas reconnu comme tel, c'est qu'il s'agit d'un imposteur. On parle souvent de *vérification* « 1-pour-1 ».

En marge des applications militaires et policières, de plus en plus de systèmes biométriques grand public sont mis en œuvre pour remplacer (ou sécuriser) les codes personnels, mots de passe, cartes, clefs, qui répondent aujourd'hui aux divers besoins d'authentification d'individus.

Cet article traite de la vérification automatique d'identité de personnes coopératives par reconnaissance d'images de leur(s) iris. Nous aborderons notamment: (i) une analyse comparée des avantages et inconvénients d'un outil de reconnaissance basé sur l'iris par rapport aux autres techniques biométriques, (ii) une chaîne algorithmique originale de traitement automatique d'images d'iris pour la vérification d'identité d'individus et (iii) une évaluation de la faisabilité d'intégration de cette chaîne algorithmique sur un système embarqué.

Le deuxième chapitre de cet article présentera un état de l'art des principales techniques biométriques physiologiques et comportementales, et donnera un aperçu sur l'apparition et le développement de nouvelles technologies. Le troisième chapitre décrira les critères d'évaluation des performances d'un système biométrique, métriques indispensables à la comparaison des systèmes biométriques. Le quatrième chapitre sera consacré aux algorithmes de vérification d'iris. Nous proposons alors d'aborder le problème de discrimination de texture d'un iris en exploitant une méthode de démodulation de fréquence qui intègre la notion d'analyse multi-échelles, inspirée des mécanismes

employés par le système visuel humain. Enfin la chaîne algorithmique de vérification d'images d'iris est intégrée dans un démonstrateur d'identification de personnes afin d'évaluer les performances dans une application réelle. Le cinquième chapitre discutera de l'implantation logicielle des algorithmes de vérification d'iris sur un système embarqué. Nous concluons cet article en récapitulant nos résultats, et en présentant les perspectives envisagées pour la suite de ce travail.

2. État de l'art des systèmes biométriques

« *Perhaps the most beautiful and characteristic of all superficial marks are the small furrows with the intervening ridges and their pores that are disposed in a singularly complex yet even order on the under surfaces of the hands and the feet* », a écrit Sir Francis Galton en 1888 [1]. Cette affirmation concernant la reconnaissance d'empreintes digitales marquait le premier pas vers l'élaboration d'un système universel d'identification des criminels au service du monde entier.

Aujourd'hui, même si les dispositifs basés sur l'empreinte digitale sont largement diffusés, de nouvelles techniques biométriques de reconnaissance d'individu ont fait leur apparition. Parmi les plus connues: géométrie de la main, veines de la main, visage, thermographie du visage, rétine, iris, dynamique de frappe au clavier, signature de la main, mouvements des lèvres, reconnaissance vocale. On distingue deux catégories: les techniques comportementales et les techniques morphologiques (voir Figure 1). La démarche comportementale consiste à observer et analyser le comportement des individus dans des actions répétitives et usuelles. L'approche morphologique (ou physiologique) s'attache à quantifier les caractéristiques corporelles. Nous donnons dans ce chapitre quelques exemples de techniques biométriques.

2.1. Techniques morphologiques

Géométrie de la main – Si l'un des premiers systèmes biométriques fut l'empreinte digitale, les systèmes automatisés d'authentification basés sur la géométrie de la main sont toutefois les premiers à avoir été réalisés et brevetés dès 1971 [2, 3, 4]. Depuis la technique a évolué, notamment en exploitant le profil 3D de la main [5, 6]. Les caractéristiques géométriques de la main (vecteur représentatif) sont généralement obtenues à partir des longueurs et largeurs des doigts, ainsi que la largeur et l'épaisseur de la main.

Veines de la main – L'idée d'utiliser le réseau vasculaire sous-cutané de la partie supérieure de la main pour la biométrie remonte à 1991 avec les investigations de MacGregor et Welford [7]. Au cours des années 1993 et 1994, un prototype

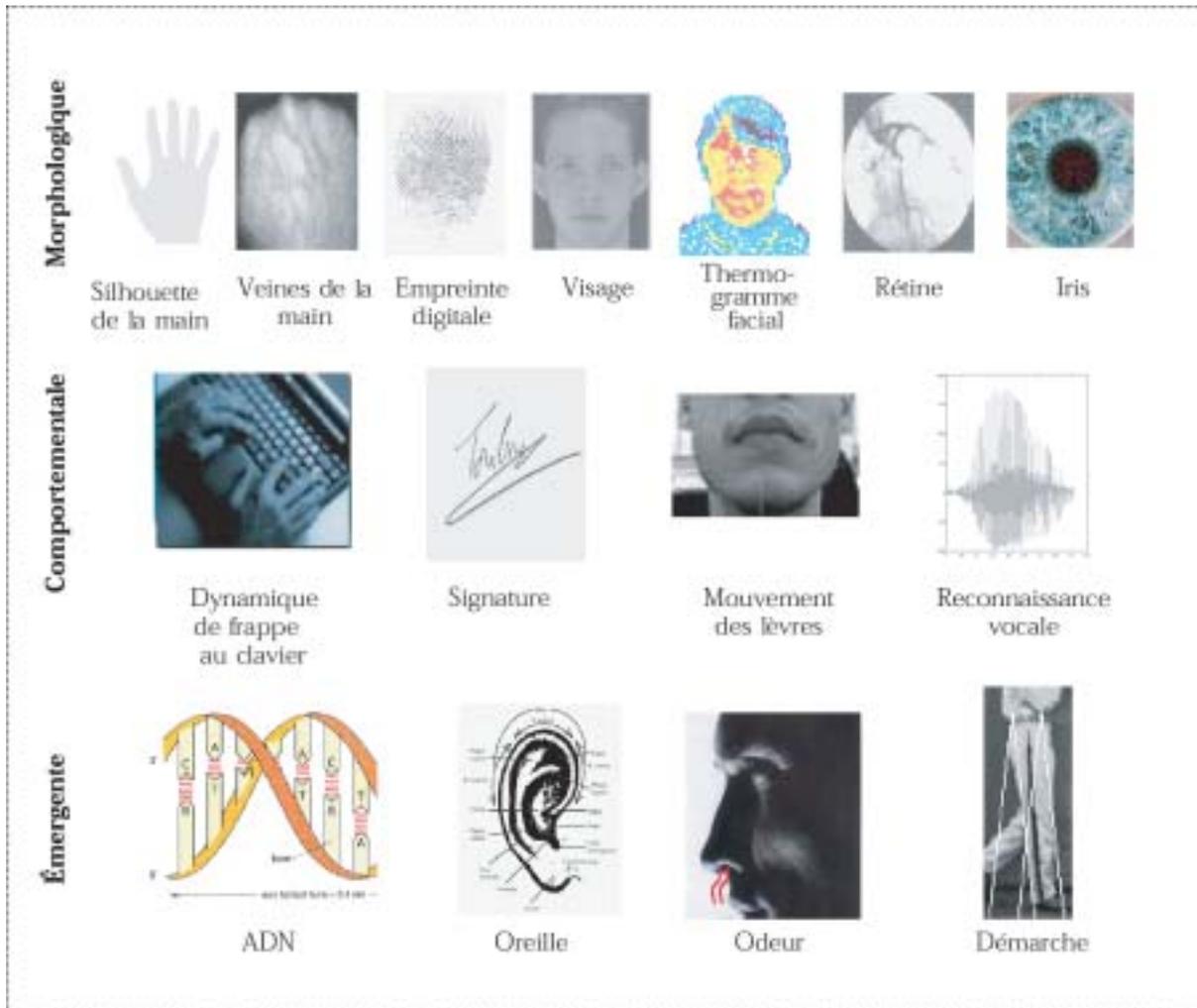


Figure 1. Classification des biométries morphologiques et comportementales.

faible coût a été développé par Cross et Smith [8]. La structure veineuse de la main étant difficilement discernable en lumière visible, l'utilisation d'images thermo-graphiques (spectre proche infrarouge : 700 nm – 1400 nm) s'impose. Le traitement de reconnaissance consiste à segmenter l'image thermo-graphique afin d'extraire les motifs formés par les veines. Un pré-traitement par interpolation bilinéaire [9] peut être envisagé pour améliorer la qualité du squelette veineux. L'étape de comparaison est réalisée par une corrélation séquentielle sous contraintes [10].

L'empreinte digitale – L'arrangement particulier des lignes papillaires forme des points caractéristiques, nommés minuties, qui sont à l'origine de l'individualité des dessins digitaux. À ce jour, on considère qu'il faut 8 à 17 de ces points sans discordance pour établir l'authentification. On recense 13 types de minuties différents [11] permettant de classifier les empreintes digitales et d'en assurer leur unicité, dont les 6 plus fréquents sont présentés sur la Figure 2.

Quelque soit le procédé d'acquisition d'images (capteurs optiques, thermiques ou capacitifs), deux catégories d'algorithmes de reconnaissance d'empreintes digitales sont à distin-

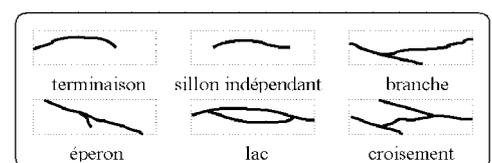


Figure 2. Les 6 principaux types de minuties.

guer: la première catégorie concerne les algorithmes qui s'appuient sur la position relative des minuties entre elles [15] et [16], alors que la seconde regroupe les algorithmes visant à extraire d'autres particularités de l'empreinte digitale telles que la direction locale des sillons [12] et [13], ou encore les composantes fréquentielles locales de la texture au cœur de l'image [14].

Le visage – L'être humain, qui possède une grande capacité de reconnaissance des visages [17], est en moyenne capable d'authentifier sans hésitations environ 700 visages de personnes différentes [18]. Bien que pour décrire un visage, la tendance

consiste à utiliser des caractéristiques dites de haut niveau telles que la couleur des cheveux et des yeux, le profil du nez, leur position relative (relations géométriques), il semble pourtant que seule une approche globale bas niveau, qui se fonde plutôt sur les contours extérieurs ou encore la forme globale des yeux, du nez et de la bouche, peut rendre compte des performances de l'adulte humain. Entre 1966 et 1971, les premiers travaux portant sur les systèmes automatiques de traitements de visages [19], [20], et [21] s'appuyaient sur l'approche géométrique, généralement moins coûteuse en calcul et en place mémoire que l'approche globale. Cette dernière apparut seulement dès 1977 avec les recherches de Kohonen [22] qui proposait un modèle neuronal connexionniste pour la classification d'images de visages. Avec la capacité sans cesse croissante des calculateurs, les méthodes s'appuyant sur l'approche globale (ou apparence globale), plus robustes aux changements d'expression ou de position du sujet que l'approche géométrique [23], [24] et [25], se sont plus largement développées, et ce malgré leur sensibilité aux variations de luminosité [24] et [25].

Après localisation au sein de l'image (se référer à l'article de Hjelm *et al.* [26] pour une étude comparative détaillée des différentes solutions en détection de visage), les visages sont soit directement représentés par l'intensité de chaque pixel, soit l'information brute subit une compression : (i) re-dimensionnement par sous-échantillonnage [27], (ii) visages propres (*Eigenfaces*) [28], [29], [30], (iii) réponse des cellules de la couche cachée d'un réseau à rétro propagation [31], ou encore (iv) réponse de filtres [32]. On note aussi une technologie avancée de représentation des visages qui vise à les modéliser par leur relief à partir d'un maillage 3D traditionnel [33] ou triangulaire [23] pour en simplifier la complexité et améliorer ainsi la compacité des modèles. Quant à la tâche de reconnaissance proprement dite, elle repose généralement sur une mesure probabiliste de similarité [34] (théorie Bayésienne) ou un classificateur par analyse discriminante linéaire ou de Fisher [35]. Concernant les approches par réseaux de neurones, issues de la psychologie cognitive, on distingue essentiellement cinq architectures de modèles les plus fréquemment utilisés [36], [37] : (i) auto-associateur linéaires, (ii) réseaux à retro-propagation d'erreur, (iii) fonctions de rayon (*Radial Basis Functions*), (iv) réseaux d'optimisation de coût (*i.e.* réseau de *Hopfield*), et (v) architecture à lien dynamique [37] qui autorise une certaine flexibilité/évolution des connexions entre neurones ou sous-groupes de neurones.

Pour finir, de récentes recherches, [38] et [39], ont montré que l'utilisation d'une caméra thermique infrarouge (acquisition de thermo-grammes du visage) permettait d'améliorer sensiblement les performances.

La rétine – Les motifs des vaisseaux sanguins au fond de l'œil humain sur la rétine sont uniques d'une personne à l'autre. Bien que cette découverte date des années 30 [40], peu de solutions exploitent aujourd'hui cette technologie du fait qu'elle nécessite un système d'acquisition relativement intrusif. À partir d'une image en niveaux de gris obtenue par réflexion d'une lumière

artificielle infrarouge sur la rétine, le réseau vasculaire est alors extrait par segmentation [41] et analysé par une méthodologie comparable à l'empreinte digitale.

L'iris – L'iris est la zone colorée visible entre le blanc de l'œil et la pupille. Il s'agit d'un réseau de tubes fins dont le diamètre est inférieur à celui d'un cheveu. L'iris commence à se former quelques mois avant la naissance jusqu'à quelques mois après, et l'enchevêtrement des tubes qui le constituent est fixe et varie que très peu durant la vie de l'individu. Par contre la couleur des tubes peut varier avec le temps (période de quelques années). L'iris contient une quantité d'information particulièrement importante, comparable à la quantité d'information contenue dans l'ADN. Mais l'iris n'occupant qu'une surface très faible, son observation pratique au travers d'un système optique spécifique (éclairage artificiel pour éviter les reflets sur la cornée), placé entre 10 à 30cm de l'œil, permet de ne déceler que certains contours macroscopiques. Toutefois, cette approximation de l'information est suffisante pour certifier l'identité d'un individu avec une grande précision.

La technologie de l'iris est abordée en détails dans la suite de l'article.

2.2. Techniques comportementales

Dynamique de frappe au clavier – Chaque utilisateur informatique a une façon très personnelle de taper sur un clavier. Les différents paramètres liés à la frappe sont : la vitesse de frappe, la mesure des temps de frappe, les pauses entre chaque mot, la reconnaissance du mot précis, la pression exercée sur les touches, etc. Gaines *et al.* [42] furent probablement les premiers à étudier en 1980 cette forme de graphologie bureautique. Il faudra près de dix ans pour que leurs investigations soient approfondies et qu'apparaissent les premiers systèmes automatisés de reconnaissance dynamique de frappe au clavier [43]. Les contributions majeures ont notamment évalué la logique floue [44], les réseaux de neurones, [45] et [46], ainsi que différentes techniques de reconnaissance de motifs, [47] et [48], telles que classificateur de Bayes. À ce jour, la seule solution commerciale est *BioPassword* [49]. La séquence de frappe, prédéterminée sous la forme d'un mot de passe ne permet qu'une vérification statique.

Signature de la main – La reconnaissance de signature d'un individu peut être accomplie en analysant un grand nombre de variables discriminatives : (i) les caractéristiques globales telles que le temps d'écriture ou le nombre de touches sur la tablette avec le stylo, et/ou (ii) les caractéristiques locales telles que la position de certaines courbures ou la vitesse instantanée. L'acquisition s'effectue habituellement par un lecteur en forme de crayon sensible à la pression et une tablette à digitaliser.

Les techniques de comparaison les plus connues utilisent un modèle de Markov caché [50], ou une approche par programmation dynamique [51], [52]. La plus importante contribution en vérification de signature manuscrite est celle émanant depuis

plus de vingt ans de la communauté de recherche IGS (*International Graphonomic Society*), et plus particulièrement de l'équipe Scribens [53]. Les travaux les plus récents en vérification de signature manuelle sont ceux de A. Jain *et al.* [31] qui proposent d'utiliser une nouvelle mesure de dissimilitude basée sur l'alignement de séquences (ou chaînes) de vecteurs caractéristiques par déformation temporelle dynamique (*Dynamic Time Warping*).

Mouvement des lèvres – Depuis la fin des années 90, les nombreuses recherches visant à exploiter les informations visuelles traduisant les gestes articulatoires du locuteur tel que le mouvement des lèvres, [54], [55] et [56], témoignent d'une forte activité dans ce domaine. Les attributs utilisés se regroupent en deux grandes catégories : globaux (holistiques) et locaux (spécifiques).

Généralement l'approche s'appuyant sur des caractéristiques globales est sensible aux conditions d'illumination, à l'angle de vue, ainsi qu'à l'orientation de la bouche. De plus, la complexité algorithmique des méthodes d'extraction de caractéristiques globales rend difficile le suivi temps réel des mouvements de lèvres. Parmi les méthodes les plus connues, on distingue 4 techniques : (i) décomposition multi-échelles par transformée en ondelettes [57] ou alternativement par l'utilisation de filtres morphologiques non-linéaires [58], (ii) calcul du flot optique moyen dans 4 régions autour de la bouche [59], (iii) analyse en composantes principales (*Eigen-lips*) [60], et (iv) quantification vectorielle [61] (base de 32 vecteurs représentant les différentes configurations de la bouche). L'approche s'appuyant sur des caractéristiques locales vise plutôt à obtenir une description paramétrée des contours des lèvres. Cette dernière approche est généralement préférée à celle globale du fait que l'information extraite de la bouche du locuteur est à la fois de plus faible dimension et plus facilement interprétable, même si les étapes de localisation des lèvres (recherche d'ellipse [62] ou acquisition stéréo et éclairage artificiel [63]) et de suivi (modèle déformable [64], forme active [65], contours actifs [66], ou maillage 3D [67]) exigent une grande précision. Enfin, certains travaux optent pour une approche mixte apparence (globale) et géométrique (locale) [62] : l'approche modèle est utilisée pour repérer les lèvres, et une fois le(s) contour(s) localisé(s), une information plus ou moins directement dérivée des valeurs des niveaux de gris (ou couleur) des pixels est extraite.

En synthétisant et conformément aux récentes conclusions de P. Daubias [55], il semble que pour l'authentification visuelle du locuteur, l'information dynamique (mouvement) soit plus importante que l'information statique (forme). Par conséquent, dans un environnement naturel (éclairage non contrôlé, vue de face, mouvements libres lors de l'acquisition d'images) l'approche *modèle* a l'avantage de permettre simplement l'estimation du mouvement en utilisant la dérivée des paramètres de forme tels que la distance entre points particuliers, la mesure de surfaces et périmètres, etc. Mais il n'existe pas aujourd'hui de consensus sur le type de paramètres qui doit être utilisé. Une signature originale de contour externe de lèvre a été par

exemple introduite par J.D. Brand [56] à partir de la transformée en cosinus discret d'une mesure nommée OLM (*The Outer-Lip Magnitude*).

Reconnaissance vocale – « Chacun sait que nous reconnaissons nos parents, nos amis ... rien qu'au son de leur voix », remarquait Alphonse Bertillon en 1893. Depuis le début du XX^{ème} siècle, cet intérêt pour la reconnaissance de l'identité d'un locuteur par sa voix n'a jamais cessé de se développer. La plupart des systèmes actuels utilisent des paramètres directement empruntés à la technologie de reconnaissance de la parole. Ces systèmes restent donc encore extrêmement sensibles aux changements transitoires de la voix du locuteur liés à des modifications provisoires de son état interne (fatigue, émotion, santé), en particulier, les modifications de propriétés vocales associées aux légères mais fréquentes variations de l'état émotionnel du locuteur (irritation, stress, satisfaction). On distingue les systèmes dépendants du texte et les systèmes indépendants du texte. En mode dépendant du texte, le texte prononcé par le locuteur (pour être reconnu du système) est le même que celui qu'il a prononcé lors de l'apprentissage de sa voix. En mode indépendant du texte, le locuteur peut prononcer n'importe quelle phrase pour être reconnu. Il existe néanmoins plusieurs niveaux de dépendance au texte suivant les applications : (i) texte libre, (ii) texte suggéré, (iii) traits phonétiques imposés dans le texte, (iv) vocabulaire limité, (v) texte personnalisé. Les systèmes dépendants (ii) et (iv) donnent généralement de meilleures performances de reconnaissance que les systèmes indépendants car la variabilité due au contenu linguistique de la phrase prononcée est alors neutralisée.

Les principales méthodes qui permettent de mesurer les variabilités inter-locuteurs qui proviennent des différences physiologiques (dimensions du conduit vocal, fréquence d'oscillation des cordes vocales) et de style de prononciation (accent, niveau social) sont : les méthodes algébriques qui reposent sur des statistiques à long terme (ex : distance entre matrices de covariance), les méthodes connexionnistes ou encore les méthodes basées sur une modélisation spécifique suivant la classe acoustique des paramètres [68]. Afin de réduire les distorsions engendrées par le bruit ambiant et le vieillissement des modèles des locuteurs mémorisés lors de l'apprentissage, l'emploi de microphones directionnels [69] et d'approche multi-bandes [70] (ou multi-classificateurs) est aujourd'hui fréquente.

2.3. Biométries émergentes

Alors que certaines biométries sont employées depuis plus d'un siècle, d'autres plus innovantes ne sont encore qu'à un stade purement expérimental (notamment les bio-puces d'identification d'ADN).

L'oreille – Une autre biométrie concerne l'authentification d'individu par reconnaissance de l'oreille. Les principaux travaux de recherche entrepris au cours de ces dix dernières années sont ceux de Burge *et al.* [71] et de Hurley *et al.* [72]. Il apparaît tou-

tefois que le développement de cette technologie ne permet pas de prendre en compte les variations d'échelles liées à l'imperfection de l'acquisition (distance entre l'oreille et la caméra non fixe) et nécessite une localisation précise de l'oreille difficilement accessible par les traitements automatiques de l'image développés jusqu'à présent.

L'odeur – Une autre technique que nous pouvons citer est le nez électronique. Les nez artificiels s'inspirent très largement du monde du vivant et sont des systèmes développés pour la détection automatique et la classification des odeurs, des vapeurs et des gaz. L'empreinte de l'odeur corporelle d'une personne est obtenue par composition de plusieurs molécules odoriférantes [73], dégagées par la sueur ou le sébum. L'utilisation d'un nez électronique tel que CYRANOSE [74], développé par le Pr. Nathan Lewis à l'institut technologique de Californie (USA), est donc envisageable à des fins biométriques, mais il reste toutefois à identifier les substances chimiques discriminantes entre individus, ainsi que les polymères réactifs associées.

L'analyse de la démarche – La démarche est définie comme la manière dont un individu marche. On peut étendre cette définition en parlant de dynamique des mouvements liés à la marche à pieds d'une personne [75]. À l'étude depuis la fin des années 60 avec les recherches initiées par M.P. Murray [76] sur l'unicité de sa cyclicité et de sa cadence, la démarche d'un individu est modélisée pour la première fois en 1973 par G. Johansson [77] en visualisant les mouvements par des marqueurs lumineux placés directement sur le sujet (*Moving Light Displays*). D'un point de vue biomécanique, l'observation 2D et l'analyse des mouvements de la silhouette d'une personne montre que chaque être humain a une façon très personnelle (idiosyncrasique) de se mouvoir. Cette démarche dépend de la taille, du poids, du squelette, du tempérament, etc. Une fois de plus, parmi les différentes techniques, on distingue deux approches. L'approche holistique (sans gabarit) [78,79,80] qui consiste à traiter les images de silhouette extraite de l'arrière plan par segmentation sans modélisation, ni détection préalable de la position des membres du sujet (tronc, bras, jambes, etc.). La seconde approche, basée sur un modèle, utilise une représentation simplifiée de la personne (ex : paire de deux pendules joints en série [81]) et s'appuie davantage sur la mécanique du corps humain. Généralement adressée par des systèmes classiques de vision sur ordinateur, l'analyse de démarche pourrait bientôt se doter d'une nouvelle technologie radar similaire à celle utilisée par les officiers de police pour le contrôle de vitesse [82]. En effet l'équipe de G. Grenaker à *Georgia Tech Research Institute* travaille depuis près de 3 ans au développement d'un système d'acquisition radar focalisé sur la cyclicité de la démarche. Cependant les performances actuelles comprises entre 80 à 95 % d'identifications correctes pour une acquisition à 15 m sont encore insuffisantes pour une application biométrique.

3. Comparaison, test, et évaluation d'une solution biométrique

3.1. Comparaison subjective

En théorie on dit qu'un critère physiologique (ou biométrie) est exploitable pour la reconnaissance d'individus s'il satisfait les conditions suivantes : (i) *universalité*, qui signifie que chaque personne possède des caractéristiques comparables, (ii) *unicité*, qui spécifie que 2 personnes ne possèdent jamais 2 signatures semblables, (iii) *permanence*, qui assure sa durabilité tout au long d'une vie, et (iv) *mesurabilité*, qui justifie la possibilité de le quantifier. De plus, on caractérise un système de reconnaissance biométrique par : (v) *sa performance*, en d'autres termes sa capacité à identifier un individu compte tenu de certaines perturbations externes au système, (vi) *son acceptabilité*, qui traduit la confiance et la coopération observées des individus, et (vii) *sa vulnérabilité*, qui se réfère à la facilité de le « pirater ». À partir de ces critères une première comparaison des principales technologies biométriques est proposée sur le Tableau 1. Parmi les techniques les plus matures, on distingue le visage, l'empreinte digitale, la géométrie de la main, l'iris et la rétine, qui présentent de bonnes caractéristiques. Mais aucune d'entre elles n'est parfaite. Chaque technique possède des avantages et des inconvénients, acceptables ou inacceptables suivant les applications en termes de niveau de sécurité et/ou de facilité d'emploi, etc. Aussi nous sommes tenté de dire que ces cinq solutions biométriques ne sont pas systématiquement en concurrence. Cela dit, pour des applications grand public, la reconnaissance rétinienne, qui nécessite un appareillage d'acquisition sophistiqué et coûteux, peut être d'ores et déjà être écartée car trop intrusif. Parmi les facteurs de performances, on se doit aussi de prendre en compte certains paramètres d'usage tels que le taux de fausse acceptation et le taux de faux rejet abordés dans la section suivante.

3.2. Métriques pour la mesure de performance

Évaluer les performances de reconnaissance d'un système biométrique est une problématique assez controversée et parfois même mal comprise [84]. On doit distinguer deux composantes pour l'évaluation de performances : (i) la série des données de test, et (ii) l'algorithme de comparaison. En effet, la précision et la confiance en cette évaluation sont étroitement liées à la taille des bases de données utilisées pour calculer les taux d'erreurs. De plus une brève description de la population est indispensable, car la qualité des données pour le test et les conditions

avec lesquelles elles sont collectées influent inévitablement les résultats d'évaluation des performances. En toute logique, les conditions d'expérimentations ou de collectes des données doivent s'apparenter au futur milieu d'utilisation du système.

Les probabilités de fausse acceptation et de faux rejets, respectivement appelées FAR (*False Acceptance Rate*) et FRR (*False Rejection Rate*), donnent une information sur le degré de sûreté

du système. Pour compléter ces mesures de performance, il peut être aussi intéressant de déterminer le taux d'erreurs de capture (*FTC: Failure to Capture*) et le taux d'erreurs d'apprentissage (*FTE: Failure to Enrolment*). Le taux FTC, qui exprime le pourcentage de fois où le système d'acquisition a échoué (signal biométrique de mauvaise qualité), n'est applicable que si le système biométrique possède une fonctionnalité intégrée

Tableau 1. Comparaison de technologies biométriques (perception inspirée de [83]).

biométrie	universalité	unicité	permanence	mesurabilité	performance	acceptabilité	vulnérabilité
DNA	Haute	Haute	Haute	Faible	Haute	Faible	Faible
Oreille	Moyenne	Moyenne	Haute	Moyenne	Moyenne	Haute	Moyenne
Visage	Haute	Faible	Moyenne	Haute	Faible	Haute	Haute
Thermo-Visage	Haute	Haute	Faible	Haute	Moyenne	Haute	Faible
Empreinte	Moyenne	Haute	Haute	Moyenne	Haute	Moyenne	Moyenne
Démarche	Moyenne	Faible	Faible	Haute	Faible	Haute	Moyenne
Géométrie Main	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Haute	Moyenne	Moyenne	Moyenne
Veines main	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Faible
Iris	Haute	Haute	Haute	Moyenne	Haute	Faible	Faible
Frappe clavier	Faible	Faible	Faible	Moyenne	Faible	Moyenne	Moyenne
Odeur	Haute	Haute	Haute	Faible	Faible	Moyenne	Faible
Rétine	Haute	Haute	Moyenne	Faible	Haute	Faible	Faible
Signature	Faible	Faible	Faible	Haute	Faible	Haute	Haute
Voix	Moyenne	Faible	Faible	Moyenne	Faible	Haute	Haute

Tableau 2. Comparaison des 4 grandes techniques morphologiques en usage ([85]).

	FAR (%)	FRR (%)	FTE (%)	Capacité fichage (taille signature)	Stabilité dans le temps	Facilité utilisation	Sécurité
iris	$\sim 10^{-4}$	0,1-0,2	0,5	100 %	1 seul enrôlement	Modéré	Éclairage infrarouge
empreinte	$\sim 10^{-4}$	2-3	1-2	100 %	Évolue avec les travaux manuels	Modéré	Hygiène de contact
Géométrie Main	$\sim 10^{-3}$	5-10	0	100 %	Évolue avec l'âge et travaux manuels	Facile	Hygiène de contact
Visage	$\sim 10^{-2}$	10-20	0	50 %	Moyenne	Très facile	Néant

de capture. Le taux FTE exprime le pourcentage de fois où l'utilisateur n'a pas réussi à s'enrôler. Il existe un compromis entre le taux de FTE et le couple (FRR, FAR) mesuré, puisque la performance du système biométrique peut être perçue différemment suivant que la base de données ne contient que des gabarits de référence de très bonne qualité (rejets plus importants lors de l'apprentissage).

À partir de ces métriques, l'analyse comparée sur le Tableau 2 des quatre techniques morphologiques en usage montre que l'iris est tout particulièrement prometteur. Sa stabilité au cours du temps, liée à la protection derrière les paupières et l'humeur aqueuse de la cornée, sa précision, sa faible complexité algorithmique (temps d'exécution d'une identification sur une large base de données relativement court), la compacité des gabarits extraits de sa texture, sont autant de points forts qui laisse penser que l'iris a un bel avenir en reconnaissance biométrique d'individus. Toutefois les deux problèmes majeurs de l'analyse par l'iris sont : (i) sa faible capacité d'intégration (portabilité sur systèmes embarqués), et (ii) le fait qu'elle soit perçue comme intrusive ou contraignante par l'utilisateur car l'acquisition d'une image d'iris, même si elle ne nécessite aucun contact avec le capteur biométrique, exige un certain apprentissage et une complète coopération. Ces deux inconvénients sont directement liés au système d'acquisition et à la précision des calculs nécessaires lors du traitement mathématique. Ceci explique pourquoi le visage et l'empreinte digitale sont souvent préférés à l'iris par les intégrateurs de solutions portables. Mais ce choix n'est autre qu'un compromis entre facilité d'utilisation, performances et coût du système. On notera que les capteurs intégrés d'empreintes digitales posent d'autres problèmes : les variations du taux d'hygrométrie, les poussières, la graisse, les cicatrices et l'usure des doigts sont autant de paramètres qui altèrent l'information biométrique. Les systèmes de reconnaissance de visage sont eux extrêmement sensibles à l'environnement (éclairage, lunettes, etc). Quant à la morphologie de la main, son usage est restreint aux applications et systèmes du type contrôle d'accès, généralement sans contrainte en terme d'encombrement matériel (pas de limitation de la taille physique du capteur).

3.3. Discussion

Au cours des chapitres 2 et 3, nous avons tout d'abord donné un bref aperçu des technologies biométriques les plus courantes. L'amélioration des techniques biométriques actuelles et la recherche de nouvelles biométries sont justifiées par le fait qu'aucune solution biométrique actuelle ne répond parfaitement au problème d'identification ou de vérification automatique de personnes. Trois axes d'amélioration sont principalement concernés : (i) réduire les taux d'erreurs, (ii) faciliter l'intégration des systèmes biométriques dans les objets nomades, (iii) mais aussi les rendre plus accessibles vis à vis de l'utilisateur (moins intrusif et contraignant). Une comparaison des méthodes biométriques nous a montré que l'iris semble plus fiable que

l'empreinte digitale, le visage, la géométrie de la main et la rétine. Ses performances sont liées à l'unicité des caractéristiques contenues dans la texture de l'iris humaine. Par contre la *mesurabilité* de cette texture est comparativement faible, et limite l'utilisation de l'iris dans des applications sur systèmes embarqués. Nous avons pu remarquer par ailleurs que cette analyse comparée des performances n'est pas encore établie sur des bases réellement consensuelles, ce qui rend difficile le choix d'une solution ou d'une autre.

Les limitations imposées par un système biométrique uni-modal (basé sur un seul attribut biométrique et un seul algorithme de comparaison) pourraient être surpassées en utilisant plusieurs modalités biométriques. Ce principe de multi-modalités a pour but de compenser les imperfections de chaque module biométrique pris séparément et de renforcer la fiabilité globale. Mais d'un point de vue purement applicatif, un gros effort reste à faire pour élaborer des implantations peu contraignantes et conviviales pour l'utilisateur [86]. Les lecteurs intéressés par un exposé des différentes formes de multi-modalités possibles et les moyens de fusionner les informations obtenues par les différents modules biométriques sont invités à se reporter à l'article de F. Perronin *et al.* [87]. Dans la suite de cet article, nous proposons un système biométrique uni-modal basé sur la technologie iris et nous nous intéressons à la faisabilité de son intégration sur une plate-forme embarquée.

4. Système de vérification d'iris

4.1. L'iris : généralités

L'iris placé derrière la cornée de l'œil est un diaphragme variable percé d'un trou circulaire, la pupille, régie par un sphincter et par un dilatateur formé de fibres musculaires antagonistes, lisses, rayonnantes et circulaires. L'observation pratique à travers un système optique permet uniquement de déceler les contours macroscopiques, et pas de descendre au niveau des tubes élémentaires. Ces motifs aléatoires de l'iris sont uniques pour chaque individu : ils constituent en quelque sorte un code barres humain à partir des filaments, creux et stries dans les cercles colorés qui entourent la pupille de chaque œil. De plus, s'agissant d'un tissu interne, ces empreintes iridiennes sont relativement à l'abri des lésions.

L'iris est retenu pour la première fois pour des fins d'identification personnelle par l'ophtalmologiste américain Frank BURCH en 1936. En 1986, les deux ophtalmologistes Aran Safir et Leonard Flom brevètent cette idée (Brevet n°WO8605018A1), mais il faudra attendre 1991 pour que le professeur John Daugman de l'Université d'Harvard développe

le premier système biométrique d'identification de personne basé sur l'iris (Brevet n°WO09409446). Aujourd'hui ce procédé a la réputation d'être le plus sûr parmi les méthodes d'authentification biométrique, puisqu'on considère que chaque iris est unique avec une probabilité d'en trouver deux identiques inférieures à 10^{-78} . La technologie de l'iris présente donc les avantages suivants : (i) stable au cours du temps car protégé derrière la cornée, (ii) peu intrusive car image acquise à distance et sans contact, (iii) signature de petite taille, (iv) difficile à « pirater » grâce à une détection des variations d'ouverture de la pupille.

4.2. Architecture générale

Un système de vérification par reconnaissance d'iris peut se décomposer en deux unités principales : (1) une unité optique de capture de l'image de l'iris (dispositif de vision), et (2) une unité de traitement des données (extraction et comparaison des informations discriminantes avec celles stockées préalablement lors de l'apprentissage). Le terminal biométrique (1) qui permet la saisie des images d'iris a fait l'objet de nombreux développements et recherches [88], [89], [90], [91], [92], [93]. L'acquisition s'effectue généralement avec une caméra monochrome dans le domaine du proche infrarouge (entre 650 nm et 900 nm, non visible, donc non éblouissant pour l'utilisateur). Idéalement, le diamètre de l'iris au sein de l'image acquise doit être approximativement compris entre 200 et 300 pixels pour s'assurer d'un minimum de détail au cœur même de l'iris.

Notre étude porte davantage sur la partie algorithmique de traitement des données (2), constituées des processus suivants : (i) apprentissage par lequel l'identité d'une personne et son image biométrique (image de l'iris) sont utilisées pour constituer une base de données, et (ii) comparaison qui quantifie la ressemblance entre deux gabarits (signatures numériques dont l'une provient de la base de données et l'autre créée au cours de l'apprentissage présent).

4.3. Traitement des données : état de l'art

Contrairement à l'empreinte digitale, l'utilisation de la technologie de l'iris en reconnaissance d'individus est relativement récente. Ceci explique sûrement le faible nombre de publications de recherche dans le domaine. Toutes les méthodes proposées reposent sur le même principe : (i) localisation de l'iris au sein de l'image, (ii) normalisation des dimensions des données, (iii) extraction de caractéristiques discriminantes, et enfin (iv) comparaison des informations. On constate que l'étape (iii) est un élément clef du traitement, dans la mesure où le choix des procédés à employer pour les autres étapes est souvent fixé par la manière de coder l'information.

En 1992, J. Daugman [94] fut le premier à publier ses recherches sur la mise au point d'un procédé d'analyse de tex-

ture de l'iris. Il repose sur (i) la détection précise des centres et rayons respectifs de l'iris et de la pupille par des opérateurs intégrés-différentiels sur des arcs de cercle, exploitant le fort contraste aux frontières de la pupille et de l'iris, (ii) une conversion de l'image circulaire de l'iris en un équivalent rectangulaire (conversion polaire à angle constant), (iii) le codage binaire de la phase locale extraite par un banc de filtres passe-bande en quadratures (filtres de Gabor), dont certaines zones où se situent le reflet de la diode et la paupière sont supprimées, et (iv) le calcul du taux de similarité entre deux codes d'iris par comptage de la proportion de bits qui diffèrent (opération du type XOR). L'implémentation de l'algorithme sur SUN Sparc-Station en code entier optimisé requiert 100 ms pour déterminer un code d'iris de 256 octets [95]. À partir d'une base de données d'environ 1770 images (3 images de 592 yeux) fournie par l'*Ophthalmology Associates of Connecticut*, le taux de EER (*Equal Error Rate* \iff FAR = FRR) est estimé à 1/128 000 par extrapolation des distributions des imposteurs et authentiques relevées. Cependant lors de l'évaluation des algorithmes de J. Daugman dans des conditions réelles d'utilisation pour leur commercialisation par la société IriScan, The Sandia National Laboratories [96] présentait des résultats beaucoup plus modestes : avec 199 yeux enrôlés provenant de 122 personnes, on enregistrait un FRR de 10 % (878 essais d'identification en groupe fermé) et un temps moyen d'identification de 14 secondes.

Près de 2 ans plus tard, R.P. Wildes [97] propose un système concurrent. Les pourtours de l'iris sont extraits par transformée de Hough, appliquée à la détection de cercles sur les contours de l'image, et les paupières sont modélisées par des arcs paraboliques. L'alignement spatial entre deux images d'iris à comparer (rotation et adaptation d'échelle) est réalisé par une technique d'enregistrement d'image (résolution par une procédure de minimisation itérative). Ensuite la texture de l'iris est représentée par une pyramide Laplacienne, comparable à une décomposition en ondelettes (4 bandes) par des filtres passe-bande isotropes (filtres Gaussien). L'étape de comparaison est basée sur le calcul d'un facteur normalisé de corrélation par sous-bloc de 8×8 pixels. Pour chaque bande fréquentielle on conserve une seule valeur via la médiane : le score est donc représenté par une série de 4 indices de similitudes. La décision finale est prise par un classificateur du type discriminant linéaire de Fisher. La vérification d'un individu prend approximativement 10 secondes [98] sur SUN Sparc-Station 20, avec un code C non optimisé. Le test du système proposé par R.P. Wildes n'a produit aucune erreur de faux rejet ou de fausse acceptation sur une base de données comprenant 60 iris de 40 personnes.

En 1996, W.W. Boles [99] introduit une nouvelle technique basée sur une transformée en ondelettes monodimensionnelle. Le traitement commence par localiser le centre de la pupille par détection des contours circulaires, puis de la même manière le diamètre extérieur de l'iris. En fonction du ratio entre le diamètre de l'iris de référence et celui de l'iris à identifier, un ensemble de n cercles virtuels centrés sur celui de la pupille est

déterminé, sur lesquels on extrait n signaux caractéristiques du relief de l'iris. Une représentation zero-crossing est alors générée par une transformée en ondelettes (décomposition sur 8 niveaux, mais on conserve uniquement les 4^{ème}, 5^{ème} et 6^{ème}). Il s'agit en fait d'un codage des points d'inflexion des n signatures de l'iris pour différents niveaux de résolution; ce codage est obtenu en utilisant une ondelette mère spécifique du type dérivée seconde d'une fonction de lissage. Enfin la comparaison est traitée par quatre fonctions de dissimilitude (par ex : mesure de différence d'énergie, coefficient normalisé de corrélation croisée) entre 2 représentations *zero-crossing*. Le score final est la moyenne des résultats fournis par ces fonctions de dissimilitude. Mais l'efficacité de cette technique n'a toujours pas été démontrée sur plus de 2 iris différents [100].

En 1999, l'approche de Sanchez-Reillo *et al.* [101] reprend dans l'ensemble celle de J. Daugman. La texture de l'iris est partiellement transformée en un équivalent rectangulaire, puis codée en binarisant les résultats de filtrages avec la partie imaginaire de filtres complexes de Gabor. La comparaison consiste à calculer la distance de Hamming entre deux codes. À partir d'une base de données de plus de 200 images (au moins 10 images de 20 yeux), l'étude de Sanchez-Reillo *et al.* montre que leur système atteint un EER (*Equal Error Rate*) de 3,6 % pour une taille de code d'iris de 1860 bits.

La même année, Y. Wang *et al.* [102] brevètent une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques à partir de la représentation rectangulaire de l'iris (proposée par J. Daugman). On commence par filtrer l'image rectangulaire d'iris (i) soit par filtrage de Gabor suivant 4 directions et pour 6 fréquences différentes, (ii) soit par transformée en ondelettes 2D (ondelettes de Daubechies du 4^{ème} ordre) sur 5 niveaux de faible résolution uniquement. On obtient alors n images résultats ($n = 24$ pour le cas (i), et $n = 13$ pour le cas (ii)). La signature d'un iris est alors constituée de la série de n vecteurs [moyenne écart type], extraits de ces n images. Pour effectuer la comparaison, Y. Wang *et al.* suggèrent la distance euclidienne pondérée. Sur 160 images (10 images de 16 yeux), le meilleur taux de classification (identification en groupe fermé) est de 93,8 %. En 2002, une amélioration [103] au système est apportée: le vecteur caractéristique comprend 384 valeurs, qui correspondent à l'écart absolu moyen (somme sur l'image des différences entre l'intensité des pixels et la moyenne de l'image) de 384 blocs de 8*8 pixels appartenant à la texture de l'iris (texture préalablement filtrée par un filtre passe-bande symétrique circulaire); un classificateur plus avancé (*Nearest Feature Line* [104]) est utilisé pour la comparaison. Lors de nouvelles expérimentations sur une population de 134 iris (de 7 à 25 images par œil), le taux de classification atteint 99,85 % (ou FAR = 0,1 % et FRR = 0,83 % en mode vérification).

Toujours à partir d'une représentation rectangulaire de l'iris, S. Lim *et al.* [105] proposent en 2001 d'analyser les motifs de l'iris humain par une transformée en ondelettes (ondelette mère de Haar). La texture de l'iris est décomposée sur 4 niveaux, et le vecteur de 87 caractéristiques d'un iris est construit en com-

binant la sous-image HH_4 (4^{ème} niveau) avec l'intensité moyenne des 3 autres sous-images HH_1 , HH_2 et HH_3 . L'étape d'identification est réalisée par un classificateur basé sur un réseau par quantification vectorielle d'apprentissage (LVQ : *Learning Vector Quantization*). Sur une base de données de 2500 images (100 iris, 25 échantillons par iris, dont 5 pour l'apprentissage du classificateur), la courbe de ROC relevée indique un FRR de 1,65 % pour un FAR de 2,90 %.

Pour finir ce tour d'horizon des méthodes de reconnaissance de l'iris, on note plus récemment l'apparition d'approches moins « séduisantes » ou jugées « exotiques ». Par exemples : S. Noh *et al.* [106] appliquent sans succès un algorithme d'apprentissage non-supervisé utilisant des statistiques d'ordre supérieur pour l'extraction de caractéristiques, A. Muron *et al.* [107] évoquent la possibilité d'identifier un iris par son spectre de puissance optique de Fourier, ou encore M. Dobes *et al.* [108] proposent l'utilisation de l'information mutuelle moyenne pour aligner les motifs de deux iris et mesurer leur similarité.

Au vu de cet état de l'art, une analyse comparée des différents algorithmes de reconnaissance d'iris s'avère particulièrement difficile pour diverses raisons. D'une part, les performances mesurées ne sont pas établies sur des bases de données communes, et les protocoles et scénarios de test ne sont pas homogènes. D'autre part, tous les travaux ne prennent pas en compte les mêmes critères de performances. Néanmoins cette brève description des algorithmes fait apparaître certains avantages et inconvénients inhérents à chacune des méthodes. Compte tenu du contexte dans lequel notre travail s'inscrit (contribution à la vérification d'identité de personnes par reconnaissance de l'iris en vue d'applications mobiles grand-public), la complexité algorithmique, la taille des codes d'iris, la robustesse face aux perturbations en environnement réel, l'épreuve du système (par sa commercialisation par exemple), sont autant de critères qui doivent être pris en compte. Le procédé implémenté par J. Daugman jouit aujourd'hui d'une notoriété grandissante, et plus particulièrement l'idée de convertir l'image circulaire de l'iris dans un système pseudo-polaire sans dimension. En effet, l'approche de J. Daugman, reprise par la suite par Y. Wang et S. Lim, permet, grâce à une représentation rectangulaire de l'iris dans un repère de taille fixe, de s'affranchir des constrictions pupillaires et des variations d'échelles lors de l'acquisition, contrairement à celles de R.P. Wildes et W.W. Boles qui tiennent compte uniquement du diamètre extérieur de l'iris pour effectuer un alignement spatial entre deux images d'iris à comparer. De plus, l'intérêt de ces deux dernières solutions est respectivement limité par : pour la première son temps de calcul prohibitif pour effectuer la localisation et la vérification d'une image d'iris, et pour la seconde le manque d'expérimentations sur sa fiabilité et sa robustesse avec des images réelles bruitées (problème de singularité et de reproductibilité de la représentation *zero-crossing* issue d'une transformée en ondelettes 1D). Quant aux méthodes introduites par Y. Wang *et al.* et S. Lim *et al.*, elles reposent toutes deux sur l'extraction de caractéristiques statistiques issues soit de sous-blocs de l'image d'iris après filtrage,

soit des coefficients de sa décomposition en ondelettes 2D. Ceci impose plusieurs itérations du calcul de ces caractéristiques (formant les vecteurs d'entrées d'un classificateur) pour pouvoir considérer les faibles décalages éventuels entre deux représentations rectangulaires d'un même iris (légère rotation de la tête entre les acquisitions). La représentation d'un code d'iris selon le procédé de J. Daugman ne nécessite qu'une simple corrélation binaire pour réaliser l'alignement. Par ailleurs le classificateur LVQ du type réseau par retenu par S. Lim *et al.* n'autorise que le mode identification, et nécessite l'apprentissage du système complet lors de l'apprentissage d'un nouvel individu dans la base de données de référence.

Pour toutes ces raisons, la chaîne globale de traitements de l'iris que nous proposons s'inspire du procédé proposé par J. Daugman et vise à démontrer l'intérêt d'une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques de texture d'iris basée sur le concept d'*image analytique*.

4.4. Chaîne algorithmique proposée

4.4.1. Principe

La chaîne algorithmique que nous proposons (Figure 3) se compose de quatre étapes. La première consiste à déterminer de manière précise les centres et rayons respectifs de l'iris et de la pupille. Les images de l'œil acquises par illumination proche de l'infrarouge présentent de forts contrastes aux frontières de la pupille et de l'iris. De plus ces forts gradients sont inscrits dans un cercle presque parfait du fait de la nature même de la pupille et de l'iris.

Une fois la détection des centres et rayons respectifs de la pupille et de l'iris réalisés, on cherche dans une seconde étape du traitement à convertir l'image circulaire de l'iris en un équivalent rectangulaire. Cette *conversion polaire à angle constant* est

en théorie très simple, mais comme il s'agit d'éléments discrets du plan (les pixels), cette transformation génère forcément quelques approximations. Par ailleurs, il est indispensable de tenir compte de l'imperfection de la pupille (ovalisée), de ses constriction au cours du temps, et des variations de dimension de l'iris suivant la distance de saisie. Enfin, il est impératif de considérer l'excentricité de la pupille et de l'iris lors de cette transformation.

La troisième phase concerne l'extraction et le codage des informations locales contenues au sein de la texture de l'iris. Cette étape permet de caractériser l'iris par un code binaire, dont certaines informations issues des zones ombragées par les paupières, ainsi que celles où se situe le reflet de la diode proche infrarouge (permettant une illumination artificielle de l'œil), sont supprimées.

Pour finir, la comparaison des codes permet de quantifier le taux de similarité entre les codes extraits de deux images différentes d'iris. Pour cela il suffit de comparer chacun des bits issus de deux codes d'iris, et de compter le nombre de bits qui diffèrent (*distance de Hamming*). Lorsque les iris sont identiques, la proportion de bits différents par rapport au nombre total de bits contenus dans le code est faible. *A contrario* cette proportion tend statistiquement vers 0.5 lorsque les iris comparés ne sont pas les mêmes (variables aléatoires).

4.4.2. Localisation de l'iris au sein de l'image

L'algorithme d'extraction de l'anneau (constituant l'iris) consiste à déterminer la position des centres ainsi que les rayons des deux motifs circulaires de la pupille et de l'iris. On suppose dans la description qui suit que les limites de la pupille et de l'iris sont des cercles. L'algorithme que nous proposons est décrit Figure 4.

Cet algorithme exploite les opérateurs intégral-différentiels pour calculer le centre de l'iris et les rayons de la pupille et de l'iris,

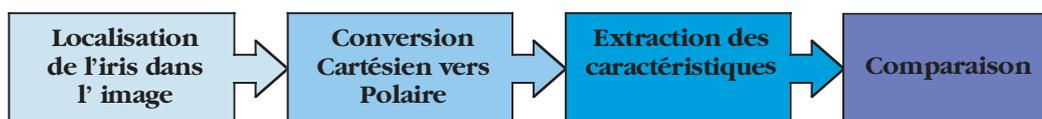


Figure 3. Principales étapes de la chaîne algorithmique de traitement d'images d'iris.

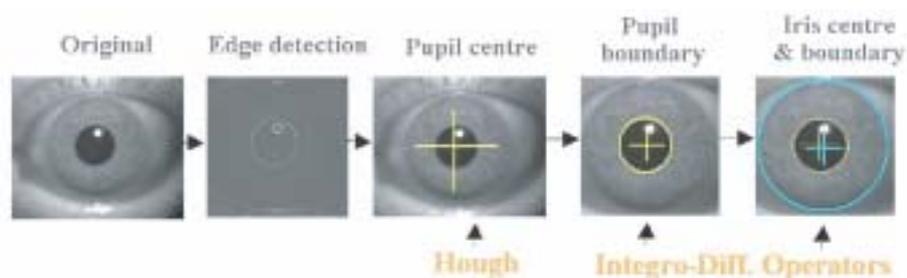


Figure 4. Les différentes étapes de l'algorithme d'extraction de l'iris.

après détection du centre de la pupille par une technique voisine de la transformée de Hough. En effet, une variante de la transformée de Hough basée sur les composantes discrètes verticales et horizontales du gradient de l'image [109] est introduite pour positionner rapidement dans un premier temps le centre de la pupille de l'image et accélérer ainsi la suite des traitements (opérateurs *intégré-différentiels* appliqués uniquement dans le proche voisinage du centre trouvé).

Transformée de Hough décomposée suivant les gradients (THDG)

À partir de l'équation du cercle C (contour de la pupille) recherché « $(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = r^2$ » (r étant le rayon), on exprime les coordonnées de son centre (x_0, y_0) en fonction des deux composantes du gradient au premier ordre (G_x suivant l'axe x , G_y suivant l'axe y) de la manière suivante :

$$x_0 = x \pm \frac{r}{\sqrt{1 + \frac{G_y^2}{G_x^2}}} \tag{1}$$

$$y_0 = y \pm \frac{r}{\sqrt{1 + \frac{G_x^2}{G_y^2}}} \tag{2}$$

Le problème se résume alors à compter le nombre d'occurrences de chaque centre possible dans deux accumulateurs (X_0 en abscisse, et Y_0 en ordonnée) et de calculer pour quel point (x_0, y_0) de l'image il apparaît un maximum. Les coordonnées du centre de la pupille correspondent donc au maximum de chacun des accumulateurs X_0 et Y_0 obtenus comme suit :

$$X_0(x_0) = \sum_x \sum_y \sum_{r=r_{\min}}^{r_{\max}} \text{nbre.occurrences} \cdot x_0$$

$$\text{et } Y_0(y_0) = \sum_x \sum_y \sum_{r=r_{\min}}^{r_{\max}} \text{nbre.occurrences} \cdot y_0$$

Afin de réduire le nombre de calculs, et de s'affranchir des contours de l'image autres que celui de la pupille, seules les composantes du gradient supérieures à un certain seuil (déterminé expérimentalement suivant le contraste des images à traiter) sont considérées. Par ailleurs du fait que la pupille est généralement la partie la plus sombre de l'image de l'œil, le signe des composantes G_x et G_y joue un rôle important pour déterminer de quel côté se trouve le centre de la pupille par rapport au point courant considéré (Illustration Figure 5).

Opérateurs intégré-différentiels

L'étape suivante consiste à utiliser les opérateurs intégré-différentiels seulement dans le voisinage du centre de la pupille (x_p, y_p) repéré précédemment. En général, les opérateurs *intégré-différentiels* sont appliqués sur des grilles successives de points représentant des centres potentiels, dont les dimensions et pas sont décroissants. Lors de la première itération, la grille a des dimensions proches de celles de l'image, et un pas

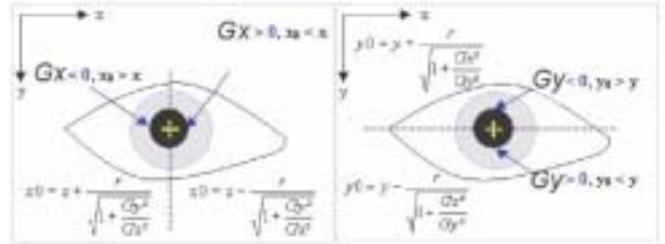


Figure 5. Rôle du signe des composantes du gradient pour la THDG.

relativement grand. À l'itération suivante, le pas de la grille est réduit afin d'affiner la détermination du centre. Cette réduction de pas s'accompagne d'une réduction des dimensions de la grille et d'un centrage de celle-ci dans la région de plus fortes variations de gradient. Le procédé se poursuit de la sorte jusqu'à atteindre une précision maximale correspondant à un pas d'un pixel.

Dans notre cas, le rayon de la pupille r_p est extrait à partir d'une première grille centrée sur (x_p, y_p) de pas minimal (1 pixel) et de dimensions faibles (3*3 pixels par exemple). Une fois le centre exact c_p et le rayon r_p de la pupille déterminés, on applique de nouveau les opérateurs intégré-différentiels sur des arcs de cercles dont les rayons sont dans une plage possible du diamètre moyen de l'iris d'un œil afin d'en déterminer le rayon r_i et le centre c_i . Comme pour la pupille, on utilise une grille unique à pas minimal, centrée sur c_p , dont les dimensions sont fonction de l'écart maximal possible entre les centres de la pupille et de l'iris.

4.4.3. Système de coordonnées pseudo-polaire sans dimension

Le passage dans un système pseudo-polaire sans dimension de l'image de la texture de l'iris a pour objectifs (i) de s'affranchir des déformations induites par les constrictions pupillaires et (ii) de convertir l'image de l'iris en un équivalent rectangulaire de taille fixe (tout en tenant compte du fait que la pupille et l'iris ne sont pas concentriques). Ceci est en quelque sorte effectué en convertissant les coordonnées cartésiennes de l'iris en coordonnées polaires, au moyen d'une conversion polaire à angle constant. Les pixels de ce nouveau repère sont décrits par le paramètre ρ sans dimension ($\rho \in [0; 1]$) et l'angle θ ($\theta \in [0; 2\pi]$).

Soient les coordonnées (x_{p_0}, y_{p_0}) du centre de la pupille, (x_{i_0}, y_{i_0}) du centre de l'iris, (x_p, y_p) d'un point du contour de la pupille, (x_i, y_i) d'un point du contour de l'iris, (x, y) d'un point appartenant à la surface iridienne, et r_p la valeur du rayon de la pupille et r_i la valeur du rayon de l'iris. Le repère pseudo polaire sans dimension est représenté sur la Figure 6. Cette transformation « $I(x(\rho, \theta), y(\rho, \theta)) \rightarrow I(\rho, \theta)$ » se traduit par les relations suivantes :

$$\begin{cases} x(\rho, \theta) = (1 - \rho) * x_p(\theta) + \rho * x_i(\theta) \\ y(\rho, \theta) = (1 - \rho) * y_p(\theta) + \rho * y_i(\theta) \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} x_p(\theta) = x_{p0}(\theta) + r_p * \cos(\theta) \\ y_p(\theta) = y_{p0}(\theta) + r_p * \sin(\theta) \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} x_i(\theta) = x_{i0}(\theta) + r_i * \cos(\theta) \\ y_i(\theta) = y_{i0}(\theta) + r_i * \sin(\theta) \end{cases} \quad (5)$$

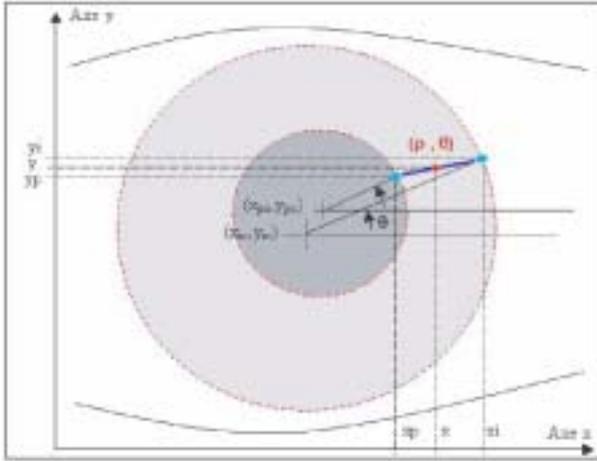


Figure 6. Repère pseudo-polaire sans dimension.

4.4.4. Extraction de l'information de la texture de l'iris

D'une manière générale, comme tout signal physique, l'image rectangulaire texturée de l'iris est constituée de q composante(s) *AM-FM* ($q \in \mathbb{R}$), et peut s'exprimer simplement par l'équation suivante :

$$I(\rho, \theta) = \sum_q a_q(\rho, \theta) \cdot \cos(\varphi_q(\rho, \theta)) \quad (6)$$

L'information pertinente contenue dans la texture d'un iris est principalement radiale (suivant l'axe θ dans le repère pseudo polaire). Une première approche, proposée par J. Daugman [110], pour extraire l'information de *phase locale* caractéristique d'un iris, consiste à sélectionner un nombre de lignes de l'image (8 suivant ρ) et un nombre de points dans ces lignes (suivant θ), puis à appliquer un banc de filtres de Gabor d'orientation $\rho = 0^\circ$ au niveau des pixels retenus. Le choix des fréquences centrales des filtres passe-bande est effectué en fonction du caractère significatif de l'information extraite. Des résultats fiables sont garantis en appliquant un banc de filtres sur trois domaines de fréquences. Pour chacun des filtrages, on obtient des informations sur les parties réelles et imaginaires résultantes de la structure complexe des filtres de Gabor. Du fait que les composantes réelle et imaginaire des filtres de Gabor sont en quadrature, nous sommes alors en mesure de calculer les coefficients de *phase locale 2D* en considérant le rapport des parties réelle et imaginaire comme la tangente de cette phase. Selon cette approche, la quantité d'information extraite (typi-

quement 512 Octets) pour discriminer deux iris est proportionnelle au nombre de calculs à effectuer, et la nature de cette information se limite à la phase locale 2D.

La méthode d'extraction de l'information caractéristique que nous proposons d'expérimenter s'appuie sur la notion d'*image analytique*. Cette nouvelle approche nous a conduit à la réalisation d'un procédé visant à fournir une autre information discriminante : la *fréquence instantanée*.

Rappels sur la fréquence instantanée et l'image analytique

La phase instantanée $\Phi_x(t)$ d'un signal $x(t)$ est issue de la construction du signal analytique $z_x(t)$ par la combinaison du signal original et de sa transformée de Hilbert. Il s'agit de la phase angulaire de l'extension complexe du signal en chaque position. La transformée de Hilbert est une transformée globale du signal, et par conséquent la phase instantanée dépend du signal complet contrairement à la phase locale. En considérant le signal analytique sous sa forme polaire, $z_x(t) = |z_x(t)|e^{j\Phi_x(t)}$, on définit la fréquence instantanée $f_x(t)$ selon :

$$f_x(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d \arg z_x}{dt}(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\Phi_x}{dt}(t) \quad (7)$$

Cette grandeur locale donne une information sur le contenu spectral instantané d'un signal. Cependant la fréquence instantanée ne conduit à une représentation aisément interprétable que dans le cas des signaux d'une seule composante pour lesquels, à un instant donné, le signal n'existe qu'au voisinage d'une fréquence donnée. Quant à la transformée de Hilbert H_x d'un signal réel $x(t)$, qui se réduit à une convolution de la forme « $1/\pi t * x(t)$ » dans le domaine temporel, sa discrétisation n'est triviale que dans le domaine de Fourier ($TF[H_x](f) = (-j \cdot \text{signe}(f)) \cdot X(f)$). Elle est alors équivalente à un filtre qui laisse inchangé les composantes des amplitudes spectrales mais qui change la phase du signal d'entrée de 90° , positivement ou négativement selon le signe de la fréquence. De plus, relativement peu de recherches ont été entreprises pour étendre la notion de signal analytique au cas multidimensionnel. J.P. Havlicek [111] propose une transformée de Hilbert directionnelle multidimensionnelle pour définir un signal analytique bidimensionnel nommé *image analytique*. En pratique, l'image analytique discrète $z(n_1, n_2)$ du signal discret $f(n_1, n_2)$ peut être calculée simplement suivant le modèle établi par A. Bovik [112] suivant :

$$z(n_1, n_2) = TF^{-1}[Z(u, v) = F(u, v) + jG(u, v)] \quad (8)$$

avec $F(u, v) = TF[f(n_1, n_2)]$, $G(u, v) = H(u, v) \cdot F(u, v)$

et $H(u, v) = -j$ pour $u = 1, 2, \dots, (N/2) - 1$
 $+j$ pour $u = (N/2) + 1, (N/2) + 2, \dots, N - 1$
 $-j$ pour $u = 0, v = 1, 2, \dots, (M/2) - 1$
 $-j$ pour $u = (N/2), v = 1, 2, \dots, (M/2) - 1$
 $+j$ pour $u = 0, v = (M/2) + 1, (M/2) + 2, \dots, M - 1$
 $+j$ pour $u = (N/2), v = (M/2) + 1, (M/2) + 2, \dots, M - 1$
 0 sinon

Application de l'image analytique

Afin d'extraire l'information de fréquence instantanée, on réalise donc la séquence d'étapes suivante : (i) calcul de la transformée de Fourier, (ii) isolation des composantes fréquentielles principalement présentes dans la texture de l'iris, (iii) extension complexe par application de la transformée de Hilbert 2D (décrite au paragraphe précédent), (iv) transformée de Fourier inverse, et enfin (v) démodulation de l'image analytique. Pour isoler les q composants principaux, on utilise un banc de filtres réels passe-bande, définis dans le domaine fréquentiel par le produit de deux fenêtres de Hamming :

$$X(u, v) = X_1(u) \cdot X_2(v) \tag{9}$$

$$X(u, v) = \left[0,54 + 0,46 \cdot \cos\left(\frac{\pi \cdot (u - f_1)}{f_{1/1,58}}\right) \right] \cdot \left[0,54 + 0,46 \cdot \cos\left(\frac{\pi \cdot (v - f_2)}{f_{2/1,58}}\right) \right]$$

Où « f_1, f_2 » désignent les fréquences centrales suivant u et v respectivement, « $X_1(u), X_2(v)$ » des filtres 1D de bande passante à -3 db de 1 Octave.

Lors de la phase de démodulation, chacune des i bandes du domaine fréquentiel analysé, sont centrées respectivement sur les fréquences centrales f_{qi} ($i = 1,2,3$) réparties sur trois octaves (ex : 7, 14 et 28 cp_i), une *analyse en composante dominante* [66] (*D.C.A. : Dominant Component Analysis*) donne un estimé des fonctions de modulations de fréquence $\Delta\varphi_D(\rho, \theta)$ instantanée localement dominantes. Les vecteurs *fréquence dominante* sont souvent aussi appelés *fréquence émergente* de l'image. Si l'on note $z_i(\rho, \theta)$ l'image dans le domaine spatial résultante de l'extension complexe pour le domaine spectral i , alors la démodulation s'effectue en utilisant l'expression analytique suivante :

$$|\Delta\varphi_{Di}(\rho, \theta)| = \arccos \left[\operatorname{Re} \left(\frac{z_i(\rho, \theta + 1) + z_i(\rho, \theta - 1)}{2z_i(\rho, \theta)} \right) \right] \tag{10}$$

Un exemple de démodulations de *fréquence émergente* ($i = 2$), extraites par *DCA* de deux images saisies à des intervalles de temps t_0 et t_1 différents d'un même iris, est représenté sur la Figure 7. On remarque la forte ressemblance entre les résultats obtenus.

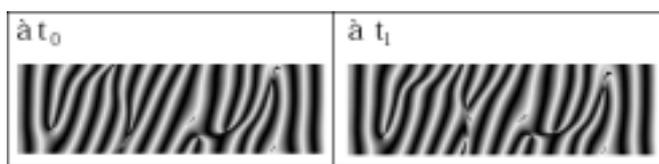


Figure 7. Exemples de résultats de démodulations DCA de la fréquence émergente.

4.4.5. Génération et comparaison du code

Pour une image rectangulaire de l'iris de taille $N \times M$, on dispose en sortie du module d'extraction de caractéristiques de 6 images de même taille (3 images complexes après transformée de Fourier inverse, pour une *analyse en composantes dominantes* dans 3 domaines fréquentiels). Dans le domaine spatial, on notera que les parties réelles et imaginaires de chaque *image analytique* complexe $z_i(\rho, \theta)$ peuvent être utilisées de manières différentes suivant que l'on souhaite exploiter : (i) l'amplitude « $z_i(\rho, \theta)$ », (ii) la phase instantanée « $\arctan(\operatorname{Im}(z_i(\rho, \theta))/\operatorname{Re}(z_i(\rho, \theta)))$ », (iii) la fréquence émergente $\Delta\varphi_D(\rho, \theta)$, ou voir même (iv) la combinaison de deux ou trois d'entre elles. Seule l'information de fréquence émergente $\Delta\varphi_D(\rho, \theta)$ a été utilisée dans notre étude. Son codage est réalisé sur un seul bit après suppression de la composante continue et seuillage.

Comme l'illustre la Figure 8, seules les parties A, B et C sont conservées afin d'éliminer les zones bruitées.

La comparaison des codes permet de quantifier le taux de similarité entre les codes extraits de deux images différentes d'iris. Pour cela il suffit de comparer chacun des bits issus de deux codes d'iris, et de compter le nombre de bits qui diffèrent (distance de Hamming). Lorsque les iris sont identiques, la proportion de bits différents par rapport au nombre total de bits contenus dans le code est faible. *A contrario* cette proportion tend statistiquement vers 0.5 lorsque les iris comparés ne sont pas les mêmes (variables aléatoires). Pour tenir compte des variations d'angle de capture de l'iris par rapport à la caméra lors de l'acquisition (rotation de l'œil), on réitère plusieurs fois cette comparaison en introduisant un décalage horizontal (typiquement $\pm 7^\circ$) sur la position des bits de l'un des deux codes comparés, et on conserve uniquement le taux de corrélation le plus fort (distance de Hamming la plus faible).

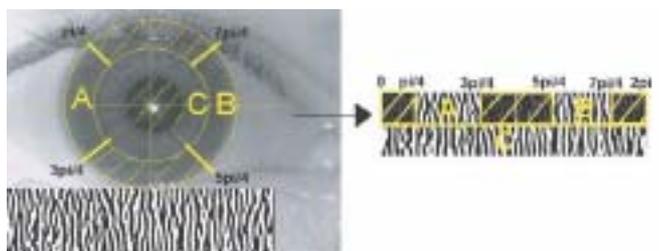


Figure 8. Suppression des informations issues des zones bruitées (cils, ombres, reflet, etc.).

4.5. Expérimentations

4.5.1. Localisation par combinaison « THDG et Intégré-Différentiels »

Tout d'abord afin d'apprécier les performances du procédé de localisation de l'iris au sein de l'image combinant (i) une Transformée de Hough suivant le Gradient Décomposé (THGD)

et (ii) des opérateurs intégrro-différentiels, nous l'avons comparé à un procédé n'exploitant que les opérateurs intégrro-différentiels, en termes d'efficacité (précision à 2 pixels près de la localisation automatique de la pupille par rapport à une localisation visuelle par l'utilisateur), mais aussi de complexité de calcul (temps d'exécution sur un PIII-550MHz). Ces tests ont été réalisés sur deux bases de données DB_1_CCD et DB_1_CMOS acquises respectivement avec une caméra CCD (sortie analogique PAL, 768*512 pixels) et un capteur CMOS (sortie numérique port USB, 640*480 pixels). DB_1_CCD comprend près de 100 images d'iris (5 images provenant de 20 yeux différents, dont 6 portant des lentilles de contact), alors que DB_1_CMOS en comprend plus de 500 (de 5 à 25 images provenant de 30 yeux différents, dont 4 avec des lentilles de contact et 6 avec des lunettes). Toutes ces images d'œil ont été acquises manuellement au sein de notre laboratoire avec la complète coopération d'une quinzaine de personnes : ceci signifie qu'aucune image ne présente de réel problème de contraste ou de couverture de l'iris par la paupière.

Les résultats présentés dans le tableau 3 ci-après mettent en évidence que la méthode enrichie d'une *THGD* s'avère plus fiable pour localiser le centre de la pupille pour des temps d'exécution comparables.

Quant à la localisation des contours extérieurs de l'iris, on note très rarement une imprécision des opérateurs intégrro-différentiels (décalage du centre supérieur à 5 pixels) lorsque la frontière entre l'iris et la pupille n'est pas très nette (problème de focus ou de reflet résiduel sur la cornée).

Tableau 3. Performances des méthodes de localisation de l'iris.

	DB_1_CCD		DB_1_CMOS	
	Taux réussite	Tps d'exécution	Taux réussite	Tps d'exécution
Intégrro-Diff.	88 %	240 ms	68 %	220 ms
Intégrro-Diff. + GDHT	100 %	250 ms	100 %	140 ms (C Optimisé)

4.4.2. Résultats en mode vérification un pour un

Initialement les taux de FAR et de FRR de l'algorithme complet de reconnaissance d'iris (localisation, extraction, comparaison) en « vérification 1 pour 1 » ont été évalués sur les deux bases de données DB_1_CCD (enrichie à 300 images) et DB_1_CMOS (environ 510 images) décrite au paragraphe précédent. En fixant le seuil de décision de sorte que le taux de FAR soit nul ($FAR = 0\%$), le taux de FRR global s'élevait respectivement à 11 % sur DB_1_CCD (dont 8 % de mauvaise localisation) et 16 % sur DB_1_CMOS (pas de mauvaise localisation).

On constate que l'algorithme de vérification d'iris est sensiblement plus performant sur des images acquises par un capteur

CCD (généralement moins sensible au bruit qu'un capteur CMOS). Néanmoins, pour une même résolution d'image, les capteurs CMOS ont une consommation bien inférieure à celle des capteurs CCD, ce qui est un élément déterminant dans la conception d'un système embarqué. L'objectif final étant d'étudier la portabilité de cet algorithme de reconnaissance d'iris sur une plate-forme embarquée, les optimisations que nous avons apportées au fur et à mesure de nos expérimentations se sont donc basées exclusivement sur la base de données DB_1_CMOS . Les meilleurs résultats sont obtenus pour une taille de signature d'iris de 3072 Octets (codage de la *fréquence émergente* uniquement sur la zone C de l'iris – cf. Figure 8 – après sous-échantillonnage d'une image analytique initiale de taille 512*128 pixels), et le trio suivant de fréquences centrales des filtres passe-bande : $f_{c1} = 15\text{cpi}$, $f_{c2} = 40\text{cpi}$, $f_{c3} = 80\text{cpi}$. On observe sur la Figure 9 la distribution des scores relevés avec ces paramètres lors de la comparaison des codes d'iris (sans apprentissage) suivant qu'ils sont issus d'un même œil (*authentiques*) ou pas (*imposteurs*).

Pour un $FAR = 0\%$, le FRR est de 8,2 %. Après analyse des résultats, on remarque que le taux de FRR ne dépasse pas les 4,5 % si l'on fait abstraction des images de la base de données DB_1_CMOS où la texture de l'iris est très floue. Ce problème de netteté de l'image est principalement lié à (i) la faible profondeur de champs de l'objectif qui rend difficile l'acquisition d'une image nette, et (ii) la dégradation du signal lorsque l'utilisateur porte des lunettes de correction dont le verre est sale ou rayé. Ces résultats mettent en évidence l'importance de l'étape d'acquisition d'images d'iris. On conclut que la performance de l'algorithme de vérification d'individus proposé, qui se base sur l'information de *fréquence émergente* extraite par extension complexe, est principalement limitée par la mise en œuvre d'un banc de vision adaptée à l'acquisition d'images d'iris.

À partir des 150 meilleures images de la base de données DB_1_CMOS (essentiellement en termes de netteté), ou l'iris a été pré-localisé manuellement, nous avons comparé la *singularité* de la *fréquence émergente* avec celle de la *phase locale*.

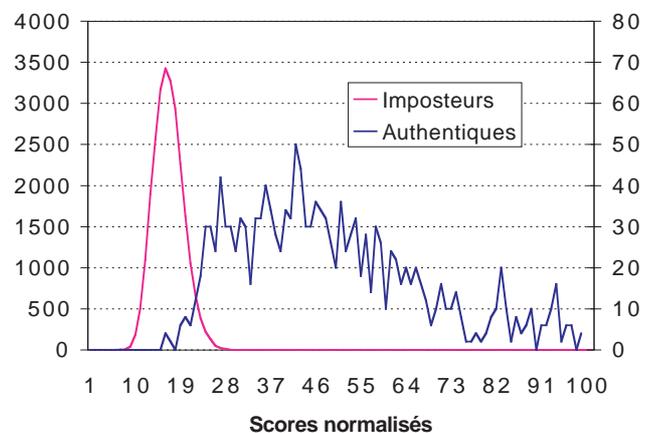


Figure 9. Distribution des scores normalisés (à partir de la base de données DB_1_CMOS).

Pour cette comparaison nous avons codé sous l'outil *Matlab* un algorithme d'extraction de phase locale à partir d'un *banc de filtres de Gabor* ayant les mêmes caractéristiques que les filtres utilisés pour la *fréquence émergente* (fréquences centrales et bande passante des filtres passe-bande identiques). La taille des codes d'iris représentant la *phase locale* et la *fréquence émergente* ne dépasse pas 3072 octets dans les deux cas. Sur la Figure 10, les distributions de distances de Hamming obtenues en mode vérification montrent que l'information de *fréquence émergente* extraite d'un iris est aussi discriminative que celle de *phase locale* sur cette base de données d'environ 30 yeux différents (5 images par œil).

Dans le tableau 4 sont résumés les temps d'exécution mesurés pour chacune des étapes de l'algorithme de vérification d'individus par reconnaissance d'iris que nous avons développé en langage C sur un PIII 550 Mhz. Le temps d'exécution total moyen (calcul sur plus de 90 000 tests) est d'environ 600 ms, ce qui est tout à fait acceptable pour les utilisateurs d'un système de vérification d'identité.

Tableau 4. Temps de calcul moyen (PIII 550 Mhz).

	Tps de calcul (ms)	% du tps total
Localisation d'iris	140	23,5
Identification de la texture	16	2,7
2D fréquence démodulation	437	73,5
Extraction du Code Iris	< 1	< 0,2
Reconnaissance du code	< 2	< 0,2
Temps total	595	100

5. Implantation logicielle des algorithmes de vérification d'iris sur système embarqué

Pour répondre à l'évolution du marché des télécommunications, les plate-formes matérielles des terminaux mobiles sont repensées « multimédia » pour faciliter le développement de nouvelles applications telles que la vidéoconférence, le MMS (*Multimedia Messaging Service*), la gestion de données personnelles, les transactions par Internet, etc. L'arrivée de la vidéo sur ces systèmes embarqués est maintenant une réalité, les dernières générations de téléphones portables intègrent déjà une caméra miniature. Dans ce contexte, nous pouvons imaginer le portage d'une application de vérification d'identité par reconnaissance d'iris sur les futurs terminaux mobiles, afin de sécuriser l'accès au terminal ou celui aux différents services proposés. Pour démontrer la faisabilité, dans notre étude, le module-cœur ARM920T a été choisi comme cible pour le portage de l'algorithme de reconnaissance d'iris, puisqu'il est aujourd'hui largement utilisé dans la conception des générations 2.5G/3G des téléphones portables, PDA ou équipements multimédia sans fils (ex : plateforme Nomadik [113]). Il encapsule un processeur ARM9TDMI, architecture Harvard avec un pipeline sur cinq étages et basé sur un jeu d'instructions RISC sur 16/32 bits pour un bon compromis entre performance et densité de code. Le module-cœur ARM920T est un processeur (compatible avec le bus AMBA) qui inclut une MMU de mémoire cache (16 ko instructions et 16 ko données), ainsi qu'une interface de co-processeur externe.

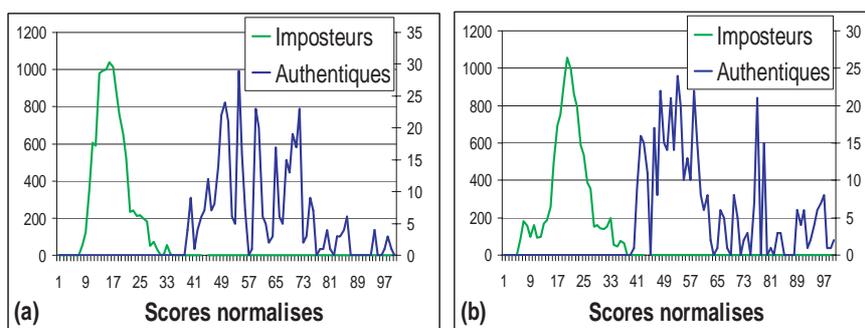


Figure 10. Distribution des distances de Hamming générées par : (a) la fréquence émergente calculée par image analytique ; (b) la phase locale extraite de filtres de Gabor. Seules 150 images de DB₁_CMOS de très bonnes qualités ont été traitées.

5.1. Résultats de l'implantation logicielle

Nous avons proposé au cours de cet article une chaîne algorithmique pour la vérification d'identité par la reconnaissance d'images d'iris. Comme nous l'avons indiqué, cette chaîne algorithmique nécessite une puissance de calcul assez importante pour respecter la contrainte d'exécution en temps réel (le temps « acceptable » par un individu pour être reconnu par le système est de l'ordre de 2 à 5 secondes). Son implémentation sur Pentium III-550MHz (OS Win-NT4, code C compilé avec Visual C++) remplit cette contrainte, puisque le temps nécessaire à une vérification est en moyenne de 600 ms. Mais cette implémentation est basée sur une librairie C de calcul de transformée de Fourier 2D (*FFTW: Fastest Fourier Transform in the West* [114]) d'une grande précision (64-bits virgule flottante) et extrêmement rapide. Typiquement la FFT 2D basée sur FFTW d'une texture d'iris de 512*128 pixels sur 256 niveaux de gris prend moins de 90 ms sur PC.

Nous rappelons que la chaîne algorithmique de traitement des images d'iris se décompose suivant 4 étapes: (i) localisation de l'iris au sein de l'image, (ii) représentation rectangulaire de la texture, (iii) démodulation de la fréquence émergente, et (iv) comparaison des codes. Sur le tableau 4, on relève que l'étape (iii) représente 73,5 % du temps total d'une vérification d'identité sur PC (600 ms). Quatre transformées de Fourier (90 ms chacune en moyenne) sont requises: 1 FFT 2D directe et 3 FFT 2D inverses. On conclue qu'en moyenne plus de 67 % du temps CPU est consacré au calcul des FFT. De toute évidence l'unité arithmétique logique 32-bits virgule-fixe et l'unité MAC (multiplication-accumulation) 32/64-bits entier du processeur ARM9TDMI (cœur du module ARM920T) ne sont pas suffisantes pour assurer la contrainte de temps réel sur le calcul des 4 transformées de Fourier implémentées par la librairie FFTW. Bien que l'objectif de l'implantation logicielle sur la plateforme matérielle ARM920T soit de démontrer la faisabilité d'intégration de l'algorithme de vérification d'iris, tout en y apportant un minimum de modifications et en assurant un maximum de portabilité (code C ANSI), nous avons remplacé la librairie FFTW par la librairie mathématique ARM AS950 [115] qui propose une FFT 1D optimisée par des routines codées en assembleur. La FFT 2D est alors obtenue par l'application successive de la FFT-ARM 1D suivant les lignes et de la FFT-ARM 1D suivant les colonnes. Dans une première phase d'intégration, la dynamique interne de la FFT-ARM 1D a été étendue de 32 bits à 64 bits pour éviter tout débordement de capacité (le jeu d'instructions assembleur du ARM920T permet les calculs sur 64 bits). Dans une seconde phase, les méthodes de codage en C recommandées par ARM [116] ont été appliquées, ainsi que certaines techniques d'optimisation génériques (déroulage de boucle, utilisation de table de transcodage).

Les résultats de vitesse de calcul lors de l'exécution de l'algorithme d'iris sur la plate-forme matérielle *Integrator* (munie du module-cœur ARM920T) sont issus d'une mise en œuvre minimale sans OS. Les temps d'exécution, présentés sur le tableau 5 qui suit, sont directement mesurés et relevés sur la plate-forme

cible rythmée à 50 MHz en mode autonome. La vérification d'un individu requiert environ 21 secondes.

Tableau 5. Temps d'exécution (en seconde) sur ARM920T @ 50MHz pour une vérification d'iris.

	FFTW	FFT-ARM
Localisation d'iris	6,56	6,56
Identification de la texture	2,03	2,03
2D fréquence démodulation	29,00	11,90
Extraction du Code Iris	0,29	0,29
Reconnaissance du code	0,25	0,25
Temps total	38,13	21,03

6. Conclusion

L'iris humain est un attribut biométrique particulièrement discriminant entre individus. La combinaison d'un capteur d'images monochromes et d'un système optique spécifique faible-coût permet l'observation de son relief, représenté par une texture circulaire codée sur plusieurs niveaux de gris. Visuellement, il apparaît que l'information contenue dans cette texture est principalement constituée par les « bâtonnets » radiaux de l'iris. C'est pourquoi, une fois les contours de l'iris localisés, la conversion des données de la région texturée dans un système cartésien « sans dimension » (suggérée par J. Daugman) facilite son analyse. D'autant plus que cette transformation tient compte des déformations de l'iris induites par les constriction de la pupille, la non concentricité entre l'iris et la pupille, ou encore les variations d'échelle (acquisitions à des distances de travail différentes). La nature non-stationnaire des signaux caractéristiques de la texture d'iris rend impossible l'analyse de l'information discriminante par des approches classiques de traitement du signal. Quant aux approches de caractérisation de texture initialement développées pour la segmentation d'image, elles sont dans l'ensemble inadaptées. L'approche proposée s'inspire du système visuel humain: elle repose sur une représentation spatio-fréquentielle. Parmi les différents outils à notre disposition (distribution de Wigner-Ville, décomposition en ondelettes, etc.) notre choix s'est porté sur une *analyse en composantes dominantes* pour la démodulation de l'information *fréquence émergente*, à partir du concept d'*image analytique*.

L'algorithme de vérification automatique d'images d'iris que nous avons développé comprend quatre étapes: (i) détection des centres et rayons respectifs de la pupille et de l'iris, (ii) transformation pseudo-polaire vers cartésien, (iii) extraction des caractéristiques et génération d'un code d'iris binaire, et (iv)

comparaison des codes. La première étape inclut successivement une Transformée de Hough suivant les Gradients Décomposés (GDHT) pour localiser avec précision et fiabilité le centre de la pupille, puis des opérateurs intégro-différentiels pour déterminer dans un premier temps le rayon de la pupille, et dans un second temps le centre (dans le voisinage du centre de la pupille) et le rayon de l'iris. La troisième étape (iii) se décompose de la manière suivante : (j) on isole dans le domaine de Fourier les 3 composantes fréquentielles principales qui constituent la texture de l'iris par des filtres passe-bande réels, puis (jj) on calcule les images analytiques par un simple produit matriciel, et enfin (jjj) on démodule la fréquence émergente après retour dans le domaine spatial. Le code binaire extrait par seuillage est alors comparé à l'un des codes appartenant à la base de données de référence à partir du calcul de distance de Hamming. Cette opération, comparable à une opération logique du type OU-Exclusif, tient compte des possibles décalages entre les codes d'iris dus aux rotations de la tête lors de l'acquisition. Le test de l'algorithme en mode vérification (sans apprentissage) sur une base de données d'environ 510 images (5 à 25 images de 30 iris) produit un FRR de 8,2 % en fixant le FAR à 0 %. Le temps moyen d'une vérification sur PIII-550 MHz est d'environ 600 ms.

L'implantation d'une application biométrique de vérification par reconnaissance de l'iris dans les terminaux mobiles dépend bien sûr du degré d'intégration atteint par les dernières technologies de caméra (basée sur capteur CMOS), mais aussi de la puissance de calcul offerte par les futures plate-formes multi-média. Nous avons traité, au travers d'une implantation logicielle sur processeur ARM920T, de l'adéquation entre l'algorithme de vérification d'iris (validé sur un environnement PC, et coûteux en temps de calcul) et l'architecture type des téléphones ou PDA de prochaine génération. Après quelques optimisations et modifications de l'algorithme de vérification d'iris, sans conséquence majeure sur la précision du traitement, notamment en intégrant une transformée de Fourier partiellement codée en langage assembleur, l'exécution du code sur la plate-forme Integrator (sans OS) prend 21 secondes avec une fréquence d'horloge de 50 MHz. Si l'on considère linéaire la relation entre le temps d'exécution d'une application sur le module ARM920T et sa fréquence de fonctionnement, on peut estimer que la vérification d'une personne basée sur notre algorithme de reconnaissance d'iris nécessite 4,2 secondes à une fréquence de 250 MHz (à titre d'exemple les dernières plate-formes pour la téléphonie mobile fonctionnent à 400 Mhz).

La moitié du temps CPU est consacré au calcul des FFT lors d'une vérification. Dans le but de réduire le temps d'exécution total d'une vérification, il serait donc intéressant d'évaluer le coût d'un co-processeur DSP dédié à cette tâche, ou voir même le câblage du calcul de FFT dans une unité spécifique. La comparaison de processeurs FFT effectuée par l'Université de Stanford [117] fournit un premier élément de réponse. Sur une trentaine d'échantillons (ASIC, DSP, carte prototype), les performances relevées pour une FFT 1D 1024 points mettent en évidence que le choix d'une solution est une affaire de compro-

mis entre la précision souhaitée, la rapidité de calcul attendue, la puissance consommée et le coût silicium. Dans ce contexte, l'utilisation d'une architecture reconfigurable dynamiquement de type systolique [71] peut s'avérer particulièrement efficace, puisqu'elle associe les performances d'une architecture dédiée (en terme de puissance de traitement) et la flexibilité de programmation, sans toutefois conduire à une surface silicium et une consommation supérieures à celles d'un circuit spécifique.

7. Références

- [1] SIR FRANCIS GALTON, « Personal identification and description », *Nature*, 28 juin 1888.
- [2] R.P. MILLER, « Finger dimension comparison identification system », US Patent n° 3576538, 1971.
- [3] I.H. JACOBY & A.J. GIORDANO, « Hand ID system », US Patent n° 3576537, 1972.
- [4] I.H. JACOBY, A.J. GIORDANO, and W.H. FIORETTI, « Personal identification apparatus », US Patent n° 3648240, 1972.
- [5] D.P. SIDLAUSKAS, « 3D hand profile identification apparatus », US Patent n° 4736203, 1988.
- [6] A.K. JAIN, A. ROSS et S. PANKANTI, « A prototype hand geometry-based verification system », 2nd International Conference on Audio and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA), Washington D.C., pp. 166-171, March 22-24, 1999.
- [7] P. MACGREGOR et R. WELFORD, « Veincheck: imaging for security and personnel identification », *Advanced Imaging*, Vol. 9, n°7, pp 52-56, 1991.
- [8] J.M. CROSS, C.L. SMITH, « Thermographic imaging of the subcutaneous vascular network of the back of the hand for biometric identification », *Security Technology*, 1995. Proc. Institute of electrical and electronics engineers 29th annual 1995 international car-nahan conference on (1995).
- [9] S.K. IM, H.M. PARK, Y.W. KIM *et al.*, « An biometric identification system by extracting hand vein patterns », *Journal for the Korean Physical Society*, Vol.38, n°3, pp 268-272, March 2001.
- [10] J.M. CROSS, C.L. SMITH, « Thermographic imaging of the subcutaneous vascular network of the back of the hand for biometric identification », *Security Technology*, 1995. Proc. Institute of electrical and electronics engineers 29th annual 1995 international car-nahan conference on (1995).
- [11] OSTERBURG, PARTHASARATHY, RAGHANVAN et SLOVE, « Development of a mathematical formula for the calculation of fingerprint probabilities based on individual characteristics », *Journal of the American statistical association*, Vol. 72, n° 360, pp 772-778, 1977.
- [12] U. HALICI et G. ONGUIN, « Fingerprint classification through self-organizing feature maps modified to treat uncertainties », *Proceedings of the IEEE*, Vol. 84, n° 10, October 1996.
- [13] R. CAPELLI, A. LUMINI, D. MAIO et D. MALTONI, « Fingerprint classification by directional image partitioning », *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 21, n° 5, May 1999.
- [14] A.K. JAIN et S. PANKANTI, « FingerCode: a filterbank for fingerprint representation and matching », *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, June 23-25, 1999.
- [15] A.K. JAIN, L. HONG, S. PANKANTI et R. BOLLE, « An identity-authentication system using fingerprints », *Proceedings IEEE*, Vol. 85, n° 9, Septembre 1997.
- [16] D. MAIO et D. MALTONI, « Neural Network based minutiae filtering in fingerprints », *Proceedings 14th ICPR, Brisbane (Australia)*, pp. 1654-1658, August 1998.

- [17] T. ALLISON, G. GINTER *et al.*, « Faces recognition in human extrastriate cortex », *Journal of Neurophysiology*, Vol.71, 1994.
- [18] H.D. ELLIS, « The neuropsychology of face perception and facial expression », Lawrence Erlbaum Associates Ed., New Jersey, 1986.
- [19] W. W. BLEDSOE, « Man-machine Facial Recognition », Tech Report PRI: 22, Panoramic Research Inc., Palo Alto, CA 1966.
- [18] A.J. GOLDSTEIN, L.D. HARMON and A.B. LESK, « Identification of Human Faces », *Proc. IEEE*, vol 59, p. 748, 1971.
- [21] M.A. FISHLER et R.A. ELSCHLAGER, « The representation and matching of pictorial structures », *IEEE Transaction on Computer*, Vol.c-22, n°1, 1973.
- [22] T. KOHONEN, « Associative memory: a system theoretic approach », Berlin Springer-Verlag Ed., 1977.
- [23] Fan YANG, « Traitement automatique d'images de visages - algorithmes et architecture », Thèse de doctorat, Université de Bourgogne - France, 15 Juin 1998.
- [24] J.L.DUGELAY, J.C. JUNQUA, C. KOTROPOULOS *et al.*, « Recent advances in biometric person authentication », *Proc. of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Orlando, Floride, May 13-17 2002.
- [25] Rein-Lien HSU, « Face detection and modelling for recognition », Ph.D. thesis, Michigan State University - USA, 2002.
- [26] E. HJELM et B.K. LOW, « Face detection: a survey », *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.83, pp 236-274, Septembre 2001.
- [27] L. MARTIN, C. TISSE et L. PLAZA, « Fingerprint and face recognition techniques », *Proc. of the 1st AST-STMicroelectronics Image and Video Workshop*, Fall 2000, Agrate, Italy.
- [28] L. SIROVICH et M. KIRBY, « Low-dimensional procedure for the characterization of human faces », *Journal of the Optical Society of America*, n°4, pp 519-524, 1987.
- [29] H. ABDI, « A generalized approach for connectionist auto-associative memories », J. Demongeot Ed., *Artificial Intelligence and Cognitive Sciences*, Manchester Univ. Press, 1988.
- [30] M. TURK et A. PENTLAND, « Eigenfaces for recognition », *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol.3, n°1, pp 71-86, 1991.
- [31] G. COTTRELL, P. MUNRO et D. ZIPSER, « Learning internal representations of gray scale images », *Proc. of the 9th annual Cognitive Science Society Conference*, Seattle WA, 1987.
- [32] M. LADES, J. VORBRUGGEN, J. BUHMANN *et al.*, « Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture », *IEEE Trans. On Computers*, n°3, pp 33-311, 1993.
- [33] <http://www.facegen.com> (société FaceGen)
- [34] B. MOGHADAM et A. PENTLAND, « Probabilistic visual learning for object representation », *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.19, pp 696-710, 1997.
- [35] D.L. SWETS et J. WENG, « Using discriminant eigenfeatures for image retrieval », *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.18, pp 831-836, 1996.
- [36] H. ABDI et D. VALENTIN, « Modèles neuronaux, connexionistes et numériques pour la mémoire des visages », in *Psychologie Française*, 39(4), 357-392.
- [37] M. LADES, J.C. VORBRUGGEN, J. BUHMANN *et al.*, « Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture », *IEEE Trans. on Computers*, Vol.42, n°3, pp33-311, March 1993.
- [38] L.B. WOLFF, D.A. SOCOLINSKY et C.K. EVELAND, « Face recognition in the thermal infrared », Report of Equinox Corporation, New York, US. (<http://www.equinoxsensors.com>)
- [39] J. WILDER, P.J. PHILLIPS, C. JIANG *et al.*, « Comparison of visible and infrared imagery for face recognition », *IEEE Proc. of the 2nd International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 1996.
- [40] http://www.retina-scan.com/retina_scan_technology.htm
- [41] A. PINZ, S. BERNOGGER, P. DATLINGER et A. KRUGER, « Mapping the human retina », *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol.17, n°4, August 1998.
- [42] R. GAINES, W. LISOWSKI et N. SHAPIRO, « Authentication by keystroke timing: some preliminary results », Rand Corporation Report, R-256-NSF, 1980.
- [43] S. BLEHA, C. SLIVINSKY et B. HUSSEIN, « Computer-access security systems using keystroke dynamics », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.12, n°12, Décembre 1990.
- [44] W.G. de RU, J.H.P. ELOFF, « Enhanced password authentication through fuzzy logic », *IEEE Expert*, Vol.12, n°6, Novembre-Décembre 1997.
- [45] T. ORD et S.M. FURNELL, « User authentication for keypad-based devices using keystroke analysis », *Proceedings of the 2nd International Network Conference*, pp 263-272, 2000.
- [46] M.S. OBAIDAT et B. SADOUN, « Verification of computer users using keystroke dynamics », *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, Vol.27, n°2, pp 261-269, Avril 1997.
- [47] F. MONROSE et A.D. RUBIN, « Keystroke dynamics as a biometric for authentication », *Journal of Future Generation of Computer Systems*, Vol.16, n°4, pp 351-359, 2000.
- [48] J. ROBINSON, V. LIANG, M. CHAMBERS *et al.*, « Computer user verification using login string keystroke dynamics », *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A*, Vol.28, n°2, pp 236-241, March 1998.
- [49] <http://www.biopassword.com> (société Biopassword)
- [50] R.S. KASHI, J. HU et W.L. NELSON, « On-line handwritten signature verification using hidden Markov model », *IEEE Proc. of 4th International Conference on Document Analysis and Recognition*, p.253, Germany, 18-20 Août 1997.
- [51] A.K. JAIN, F.D. GRIESS et S.D. CONNELL, « On-line signature verification », *Pattern recognition*, vol.35, n°12, pp 2963-2972, Dec.2002.
- [52] B. WIRTZ, « Stroke-based time warping for signature verification », *IEEE Proc. of the 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition*, Vol.1, pp 179-182, 1995.
- [53] <http://www.scribens.polymtl.ca/>
- [54] A. ROGOZAN, « Étude de la fusion des données hétérogènes pour la reconnaissance automatique de la parole audiovisuelle », Thèse de doctorat de l'Université d'Orsay-Paris XI, 9 Juillet 1999.
- [55] P. DAUBIAS, « Modèles a posteriori de la forme et de l'apparence des lèvres pour la reconnaissance automatique de la parole audiovisuelle », thèse de doctorat de l'Université du Maine, 5 Décembre 2002.
- [56] Jason Douglas BRAND, « Visual Speech Recognition and Robust Face Detection », PhD Thesis, University of Wales Swansea, May 2001.
- [57] K. YU, X. JIANG et H. BUNK, « Lip reading using signal analysis over time », *Signal Processing Journal*, Switzerland, pages 195-208, 1999.
- [58] I. MATTHEWS, J. BANGAM et S. COX, « Audiovisual speech recognition using multiscale nonlinear decomposition », *Proc. of International Conference on Spoken Language Processing*, pp 38-41, 1996.
- [59] K. MASE et A. PENTLAND, « Automatic lip reading by optical flow analysis », *Systems and Computers in Japan*, n°6, 1991.
- [60] C. BREGER et Y. KONIG, « Eigenlips for robust speech recognition », *Proc. of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp 557-560, 1993.
- [61] P.L. SILSBEE et A.C. BOVIK, « Computer lipreading for improved accuracy in automatic speech recognition », *IEEE Trans. on Speech and Audio Processing*, pp 337-351, 1996.
- [62] M.T. CHAN, « HMM-based audio-visual speech recognition integrating geometric and appearance-based visual features », *Proc. IEEE Workshop on Multi-Media Signal Processing*, pp 9-14, Cannes, France, Oct 3-5 2001.
- [63] R. GOECKE, Q. TRAN, A. ZELINSKY *et al.*, « Validation of an automatic lip-tracking algorithm and design of a database for audio-video speech processing », *proc. 8th Australian International Conference on Speech Science & Technology*, pp 92-97, Canberra, Australia, 4-7 Dec. 2000.
- [64] A.L. YUILLE, P. HALLINAN et D.S. COHEN, « Feature extraction from faces using deformable templates », *International Journal of Computer Vision*, Vol.1, pp 99-112, 1992.
- [65] J. LUETTIN, N. THACKER et S. BEET, « Visual speech recognition using active shape models and hidden Markov models », *Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol.2, pp 817-820, 1996.

- [66] R. KAUCIC et A. BLAKE, « Accurate, real-time, unadorned lip tracking », Proc. 6th International Conference on Computer Vision, pp 370-375, 1998.
- [67] L. REVÉRET et C. BENOÎT, « A new 3D lip model for analysis and synthesis of lip motion », Proc. Conference on Audio-Visual Signal Processing, pp 207-212, 1998.
- [68] Jamal KHARROUBI et Gérard CHOLLET, « Nouveau système hybride GMM-SVM pour la vérification du locuteur », XXIV^{èmes} Journées d'Étude sur la Parole, Nancy, 24-27 Juin 2002.
- [69] S. FURUI, « Recent advances in robust speech recognition », ESCA-NATO Workshop on Robust Recognition for Unknown Communication Channels, Pont-a-Mousson, pp 11-20, France, April 1997.
- [70] Dominique GENOUD, « Reconnaissance et transformation de locuteurs », Thèse de Doctorat à l'École Polytechnique Fédérale de Lausanne, 1998.
- [71] M. BURGE et W. BURGER, « Ear biometrics », Personal Identification in a Networked Society – livre édité par A.Jain, R.Bolle, S.Pankanti, Kluwer-Academic, pp- 273-286, 1998.
- [72] D.J. HURLEY, M.S. NIXON et J.N. CARTER, « A new force field transform for ear and face recognition », IEEE, ISBN 0-7803-6297-1/00, 2000.
- [73] http://www.itnews.com.au/crn/news/032_020999g.htm
- [74] <http://cyranosciences.com/technology/sensor.html> (<http://www.smithsdetection.com>)
- [75] Lily LEE, « Gait analysis for recognition and classification », 2002 Research Abstract of the Artificial Intelligence Laboratory at MIT, Cambridge - Massachusetts.
- [76] M.P. MURRAY, « Gait as a total pattern of movement », American Journal of Physical Medicine, n°46, pp 290-333, 1967.
- [77] G. JOHANSSON, « Visual perception of biological motion and a model for its analysis », Perception & Psychophysics revue, 1973.
- [78] C. BEN ABDELKADER, R. CURTLER et L. DAVIS, « Motion based recognition of people in eigengait space », Proc. of the Fifth IEEE international conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2002.
- [79] J. LITTLE et J. BOYD, « Recognizing people by their gait: the shape of motion », Videre: Journal of Computer Vision Research, Vol.1, n°2, Winter 1998 - MIT Press.
- [80] A. KALE, B. YEGNANARAYAMA, A. RAJAGOPOLAN et R. CHELLAPPA, « Gait analysis for human identification », Proc. of the fourth international conference on Audio & Video Based Person Authentication 2003, Univ. of Surrey, Guilford UK, June 9-11, 2003.
- [81] C.-Y. YAM, M. NIXON et J. CARTER, « Extended model-based automatic gait recognition of walking and running », Proc. of the 3rd International Conference on Audio & Video Based Person Authentication 2001, pp 278-283.
- [82] Jane SANDERS, « Walk the walk : gait recognition technology could identify humans at a distance », Article de presse du GRTI, 11 Oct. 2002. <http://gtresearchnews.gatech.edu/newsrelease/GAIT.htm>.
- [83] A. JAIN, A. ROSS et S. PRABHAKAR, « An introduction to biometric recognition », <http://www.cse.msu.edu>.
- [84] R.M. BOLLE, S. PANKANTI et N.K. RATHA, « Evaluation techniques for biometrics-based authentication systems (FRR) », Proc. of International Conference on Pattern Recognition, Vol.2, p 2831, 3-8 Septembre 2000, Barcelona, Spain.
- [85] J.-P. LANDRAGIN, « De la reconnaissance d'empreintes digitales à celle de l'iris de l'œil », Magazine Électronique, n°132, p 34-38, Janvier 2003.
- [86] C. TISSE, « Contribution a la vérification biométrique de personnes par reconnaissance de l'iris », rapport de Thèse soutenue le 28 Octobre 2003, Université de Montpellier II, pp 68-93.
- [87] F. PERRONNIN et J.-L. DUGELAY, « Introduction a la biométrie. Authentification des individus par traitement Audio Vidéo », Traitement du signal 2002, Vol.19, numéro 4.
- [88] Brevet US 5016282, ATR COMMUNICATION SYSTEMS, 14 mai 1991.
- [89] Brevet WO 98/08439, SENSAR INC., 19 octobre 1998.
- [90] Brevet JP 11047117, OKI ELECTRIC, 23 Février 1999.
- [91] Brevet US 5956122, LITTON SYSTEM, 21 septembre 1999.
- [92] Brevet EP 0973122, MEDIA TECHNOLOGY INC., 19 Janvier 2000.
- [93] Brevet WO 00/62239, IRITECH INC., 19 Octobre 2000.
- [94] J. DAUGMAN, « High confidence personal identification by rapid video analysis of iris texture », Proc. of the IEEE for the International Conference on Security Technology, 1992.
- [95] J. DAUGMAN, « High confidence recognition of persons by rapid video analysis of iris texture », Publication of IEE for Conf. on European Convention on Security and Detection, 16-18 Mai, 1995.
- [96] F. BOUCHIER, J.S. AHRENS et G. WELLS, « Laboratory evaluation of the IrisScan prototype biometric identifier », Sandia National Laboratories, Albuquerque, NM, Tech. Rep. SAND'96-1033, 1996.
- [97] R.P. WILDES, « A system for automated iris recognition », Proc. of 2nd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp 121-128, décembre 1994.
- [98] R.P. WILDES, « Iris recognition : an emerging biometric technology », Proc. of the IEEE, Vol.85, n°9, septembre 1997.
- [99] W.W. BOLES, « A wavelet transform based technique for the recognition of the human iris », Proc. of International Symposium on Signal Processing and its Application, Australia, 25-30 Août 1996.
- [100] W.W. BOLES et B. BOASHASH, « A human identification technique using images of the iris and wavelet transform », IEEE Trans. on signal processing, Vol.46, n°4, avril 1998.
- [101] R. SANHEZ-REILLO, C. SANCHEZ-AVILA et A. GONZALES-MARCOS, « Improving access control security using iris identification », Proc. of the Conf. BMES/EMBS, IEEE Publication, Atlanta, octobre 1999.
- [102] Y. ZHU, T. TAN et Y. WANG, Chinese Patent Application n°9911025, 1999.
- [103] L. MA, Y. WANG et T. TAN, « Iris recognition using circular symmetric filters », Proc. of ICPR'02, Québec city, Canada, 11-25 août 2002.
- [104] S.Z. LI et J. LU, « Face recognition using the nearest gesture line method », IEEE Trans. on Neural Networks, 10(2), pp 439-443, Mars, 1999.
- [105] S. LIM, K. LEE et T. KIM, « Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier », ETRI Journal, Vol.23, n°2, juin 2001.
- [106] S.-I. NOH, K. PAE, C. LEE et J. KIM, « Multi-resolution independent component analysis for iris identification », Proc. of International and Technical Conf. on Circuits/Systems & Communication, Phuket, Thaïlande, juillet 2002.
- [107] A. MURON, P. KOIS et J. POSPISIL, « Identification of persons by means of the Fourier spectra of the optical transmission binary models of the human irises », Optics Communication by Elsevier Science, 192, pp 161-167, 2001.
- [108] M. DOBES, L. MACHALA et P. TICHAVSKY, « Iris recognition using mutual information », Rapport de projet MSM 153100007 du Ministère de l'Éducation de la République tchèque en collaboration avec l'Université de Palacky, 2003.
- [109] D.E. BENN, M. S. NIXON, J.N. CARTER, « Robust eye centre extraction using the hough transform », Proc. of the Conference AVBPA, 1997.
- [110] J. DAUGMAN, « High confidence recognition of persons by rapid video analysis of iris texture », IEE European Convention on Security and Detection, n°408, Mai 1995.
- [111] J.P. HAVLICEK, J.W. HAVLICEK et A.C. BOVIK, « The analytic image », IEEE Proc. of the International Conference on Image Processing (ICIP'97), 26-29 octobre 1997.
- [112] A. BOVIK, « Handbook of image and video processing », Ed. Elsevier Science & Technology Books, 5 janvier 2000.
- [113] <http://www.st.com> (Société STMicroelectronics)
- [114] <http://www.fftw.org>
- [115] ARM, « AS950 ARM Applications Library », version 1.1, Guide du programmeur Ref.DUI0081B.
- [116] ARM, « Writing efficient C for ARM », Application notes n°34, Ref. DAI 0034A, janvier 1998.
- [117] <http://www-star.stanford.edu/~bbaas/ffinfo.html>.
- [118] P. BENOIT, G. SASSATELLI, M. ROBERT *et al.*, « Dynamically reconfigurable architectures for digital signal processing applications », SOC Design Methodologies, 11th International Conference on Very Large Scale Integration of Systems-on-Chip, Kluwer Academic Publishers, Montpellier, France, 2002, pp. 63-74.



Christel-Loic Tisse

Docteur en systèmes microélectroniques (Montpellier, Octobre 2003), anciennement ingénieur de recherche (diplômé de Polytech'Montpellier) au sein de Advanced System Laboratory -STMicroelectronics, Christel-Loic Tisse est actuellement post-doctorant à l'Australian Centre for Field Robotics (University of Sydney, Australia). Il est aussi affilié au ARC Centre of excellence for Autonomous Systems (CAS, Sydney). Ses activités de recherche portent sur l'étude des systèmes bio-inspirés intégrés pour la vision de drones miniatures volants.



Lionel Torres

Lionel Torres a obtenu son doctorat en microélectronique en 1996. Il est aujourd'hui professeur à l'école polytechnique universitaire de Montpellier et effectue sa recherche au LIRMM. De 1996 à 1997 il a travaillé au sein de la société ATMEL (Aix en Provence) en tant que Ingénieur de conception. Il a rejoint l'université de Montpellier, notamment Polytech Montpellier en 1997 au sein du département Microélectronique et automatique.

Il effectue ses activités de recherche au LIRMM, au sein du département Microélectronique, ses recherches concernent les architectures microélectroniques pour le traitement du signal et des Images, et les architectures reconfigurables dynamiquement. Il est auteur et co-auteur de près d'une centaine de publications dans ces domaines.



Michel Robert

Michel Robert, est Professeur à l'Université Montpellier 2. Il enseigne la CAO des circuits et des systèmes intégrés micro-électroniques à Polytech Montpellier (Ecole polytechnique universitaire, ex ISIM-MEA). Après une expérience industrielle d'ingénieur d'étude à Texas Instruments (division semi-conducteurs, 1980-84), il débute sa carrière d'enseignant-chercheur à l'Université Montpellier 2, en octobre 1984 (thèse de doctorat soutenue en 1987). Il effectue ses travaux de recherche au LIRMM (laboratoire d'informatique, de robotique et de microélectronique) dans le domaine de la conception et les architectures des circuits et systèmes intégrés micro-électroniques. Il est auteur ou co-auteur de plus de 200 publications dans ces domaines et a dirigé plus de 25 thèses de doctorat. Nommé membre de l'Institut Universitaire de France en 1997, Conseiller au Ministère de la Recherche (membre du Conseil Supérieur de la Recherche et de la Technologie de 1999 à 2004), Chargé de mission (2001-02), puis Directeur Scientifique Adjoint au Département STIC du CNRS (2002-04), il est actuellement Vice Président du CNFM (Comité National de Formation en Microélectronique) depuis 1999, Directeur de l'Ecole Doctorale I2S (Information Structures et Systèmes) à Montpellier depuis 2001, et Directeur du LIRMM (UMR CNRS -UM2) depuis le 1/1/2005.



Lionel Martin

Ingénieur diplômé de l'École Nationale Supérieure en Électronique et Radioélectricité de Grenoble, Lionel Martin est actuellement responsable des Programmes Recherche et Innovation chez STMicroelectronics au sein de l'organisation AST- Advanced System Technology. Après avoir dirigé une équipe dédiée aux développements de systèmes biométriques, ses domaines de recherche se concentrent aujourd'hui en imagerie cognitive. L'objectif consiste à ajouter de l'intelligence au plus près d'un imageur afin de réaliser des Imageurs systèmes sur puces et de maîtriser à terme les techniques d'intelligence artificielle dédiées aux environnements intelligents et interfaces Homme Machine.



