

N° d'ordre :

**MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ ECHAHID HAMMA LAKHDAR EL-OUED
FACULTE DE SCIENCES EXACTES**



Mémoire présenté pour l'obtention du diplôme de Master
en mathématiques

Spécialité: mathématiques fondamentales

Par

Guesmia Kheira Yasmine

THÈME

**La Reconnaissance de Forme dans Le Traitement
D'images**

Soutenu publiquement, le 07 Juin 2017 devant le jury composé de :

Mr. Ben Ali Brahim	Président	Univ-Eloued
Mr. Dehda Bachir	Rapporteur	Univ-Eloued
Mr. Degaa Laid	Rapporteur	Univ-Eloued
Mr. Mesai Aoun Mohammed Salah	Examineur	Univ-Eloued

Remerciements

Je remercie Dieu le tout puissant qui m'a guidé dans l'accomplissement de ce travail.

*Ce travail a été réalisé sous l'encadrement des professeurs **Bachir Dehda et Degaa Laid**, à l'université **Echahid Hamma lakhdar** à El-Oued. Je veux les exprimer ma profonde gratitude pour la disponibilité, l'aide et les conseils pour réaliser ce travail.*

Je remercie vivement mes parents pour l'aide et le soutien moral qu'ils m'ont prodigués.

Résumé

Ce mémoire est consacré à l'étude d'effet pratique des méthodes mathématiques pour la reconnaissance de forme. On commence par un rappel sur la théorie des signaux, où on cite quelques méthodes de traitement du signal et de l'image comme DFT, DCT et DWT. Ensuite, on introduit par une étude théorique les méthodes globales et les méthodes locales pour la reconnaissance de forme. Finalement, on applique les méthodes précédentes à la biométrie.

Mots -clés: Reconnaissance de forme (RDF), Analyse en Composantes Principales (ACP), La biométrie, DFT, DCT, DWT.

Abstract

This work is devoted to the study of the practical effect of mathematical methods for form recognition. We begin with a reminder of the signal theory, where we recall some methods of signal and image treatment as DFT, DCT and DWT. Next, we introduce by a theoretical study, the global and local methods for form recognition. Finally, we apply the previous methods to biometrics.

Keywords: Form Recognition, Principal Component Analysis (PCA), biometrics, DFT, DCT, DWT.

Table des matières

Introduction générale	1
1 Généralités sur la théorie des signaux	2
1.1 Définitions et quelques notions de base	2
1.1.1 Signal unidimensionnel	3
1.1.2 Signal multidimensionnel	3
1.2 Quelques techniques pour le traitement du signal	4
1.2.1 Analyse de Fourier	4
1.2.2 Standards algorithmes utilisés au traitement du signal	8
1.2.3 La transformation en ondelettes	10
2 Reconnaissance de forme (RDF)	13
2.1 Processus de reconnaissance de forme	13
2.1.1 Le monde physique (L'extérieur)	14
2.1.2 L'acquisition de l'image	14
2.1.3 Les prétraitements	14
2.1.4 L'extraction de paramètres	15
2.1.5 La classification	15
2.1.6 L'apprentissage	15
2.1.7 La décision	15
2.2 Méthodes de la reconnaissance de forme	16
2.2.1 Méthodes globales	16
2.2.2 Méthodes locales	19

3	Application à la biométrie	20
3.1	Définition	20
3.2	Architecture générale d'un système biométrique	21
3.2.1	Module d'apprentissage	21
3.2.2	Module de reconnaissance	22
3.2.3	Module d'adaptation	23
3.3	Les systèmes biométriques	23
3.3.1	Les systèmes biométriques basés sur l'analyse morphologique	23
3.3.2	Les systèmes biométriques basés sur l'analyse comportementale	26
3.3.3	Les systèmes biométriques basés sur l'analyse biologique	28
3.4	Evaluation des performances d'un système biométrique	28
3.4.1	En mode identification	28
3.4.2	En mode vérification	28
3.5	Applications de la biométrie	30
3.5.1	Contrôle d'accès	30
3.5.2	Authentification des transactions	30
3.5.3	Personnalisation	31
3.5.4	Applications gouvernementales	31
3.6	Le marché de la biométrie	31

Introduction générale

Depuis plus d'un demi-siècle, les chercheurs en intelligence artificielle travaillent à programmer des machines capables à effectuer des tâches qui requièrent l'exercice de l'intelligence. Nous citerons par exemple l'aide à la décision, l'aide au diagnostic médical et la reconnaissance de formes.

Dans ce travail, nous sommes intéressés par le domaine de la reconnaissance faciale et son application comme un outil d'authentification à la place des systèmes classiques qui se basent sur un identifiant externe (badge, clé, code...). Ces systèmes ne sont pas efficaces contre la fraude, car il est fréquent d'oublier l'identifiant externe, ainsi qu'il peut être volé ou copié par des personnes mal intentionnées.

Les systèmes biométriques uni-modaux utilisent une seule source d'information biométrique pour la reconnaissance d'un individu, mais ça ne peut pas garantir avec certitude une bonne identification à cause de la sensibilité au bruit introduit par l'unique capteur, la non-universalité et la limitation de la capacité discriminante. Ce qui a donné naissance aux systèmes multimodaux qui fusionnent plusieurs modalités d'une même personne.

Face à ces contraintes, les technologies récentes ont commencé à utiliser les identités biométriques pour sécuriser leurs systèmes, car la biométrie permet une authentification sûre, simple et confort aux utilisateurs, ainsi qu'elle s'intéresse à l'analyse des caractéristiques intrinsèques à l'utilisateur (empreinte, iris, visage...). Le visage est la modalité naturelle que les humains utilisent pour identifier une personne, donc les systèmes basés sur cette modalité ne posent pas le problème de l'acceptabilité par le public. De plus, le matériel utilisé (webcam) est moins coûteux par rapport aux autres modalités. Les systèmes de reconnaissance faciale offrent un procédé d'utilisation simple et souple, à la différence des autres modalités biométriques qui exigent la coopération des utilisateurs et présentent ce caractère contraignant en obligeant les personnes à se plier aux exigences techniques du procédé.

Au cours de ces dernières années, les chercheurs de reconnaissance de visage ont mis au point de nouvelles techniques. Ces développements sont alimentés par les progrès des techniques de vision par ordinateur, la conception par ordinateur et la conception du capteur. Ces avances portent la promesse de réduire le taux d'erreur de reconnaissance et la création des logiciels, qui font appel à l'intelligence artificielle, aussi performants que l'œil humain,

comme le DeepFace, le système développé par Facebook, qui est capable à reconnaître un visage sur une photo avec un taux de réussite de 97,25%.

Pour parvenir à ce quasi sans faute, ces technologies ne se contentent pas de mesurer l'écartement des yeux et la distance entre le nez et la bouche, comme les systèmes d'apprentissage classiques. Elles font jouer simultanément des dizaines de millions de connexions (120 millions pour DeepFace) sur un réseau neuronal à plusieurs couches.

- Organisation de la mémoire

Nous avons choisi d'articuler notre étude autour de trois chapitres principaux :

- Généralités sur la théorie des signaux
- Reconnaissance de forme (RDF)
- Application à la biométrie

Dans le premier chapitre nous sommes intéressés à donner quelques notions préliminaires et des propriétés des signaux.

Le second chapitre présente une étude théorique sur les méthodes utilisées pour la reconnaissance de forme, où nous avons introduit la méthode ACP comme un outil de la reconnaissance.

Le troisième chapitre contient l'application de méthodes de reconnaissance de forme à la biométrie.

Finalement, nous complétons ce mémoire par une conclusion générale et des références principales.

Chapitre 1

Généralités sur la théorie des signaux

La théorie des signaux englobe l'ensemble des études sur le signal dans nombreuses disciplines comme la physique, l'électronique, l'informatique, les mathématiques appliquées, ... en vue d'atteindre un objectif. Le traitement du signal et des images est l'une de ces études, en ceci qu'il se concentre sur les méthodes qui permettent d'extraire et d'analyser les informations contenues dans le signal, afin que nous puissions de le débruiter et de le reconstituer. L'analyse d'un signal ou d'une image fait l'appel à un espace vectoriel caractérisé par une base orthonormée dont le signal est vu comme une superposition d'éléments de sa base. Parmi les méthodes à cet égard, citons d'une part celles de Fourier qui sont DFT, DCT, elles permettent de représenter un signal en composantes fréquentielles. D'autre part, c'est l'autre d'ondelette, qui est basée sur le paramètre de la translation et celui de la dilatation pour décomposer ce signal.

1.1 Définitions et quelques notions de base

On introduit dans cette section les définitions principales et des notions de base concernant les signaux, et pour plus de détail et d'une étude approfondie sur les signaux, on peut consulter [8].

1.1.1 Signal unidimensionnel

Définition 1.1: On appelle *signal unidimensionnel*, toute fonction s à une seule variable de E vers $\mathbb{C}$,

$$\begin{aligned} s : E &\longrightarrow \mathbb{C} \\ t &\longmapsto s(t) \end{aligned} \tag{1.1}$$

où E est une partie non vide de $\mathbb{R}$.

Exemple 1.2: Dans notre vie quotidienne, les exemples sont nombreux et variés comme: un courant, une tension, une température, un son, ...

Les signaux unidimensionnels se classent en quatre types:

1. Le signal analogique: Si E est un intervalle, le signal est dit analogique ou continu.
2. Le signal discret: Si $E = \mathbb{Z}$, le signal est dit discret ou numérique.
3. Le signal échantionné: Si $E = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$, le signal est appelé échantionné.
4. Le signal causal: Si $E = \mathbb{R}$ et $s(t) = 0$ pour $t < 0$, on dira que le signal est causal.

1.1.2 Signal multidimensionnel

Définition 1.3: On appelle *signal multidimensionnel*, toute fonction s à n variable ($n \geq 2$) de E vers $\mathbb{C}$,

$$\begin{aligned} s : E &\longrightarrow \mathbb{C} \\ t &\longmapsto s(t) \end{aligned} \tag{1.2}$$

où E est une partie non vide de $\mathbb{R}^n$.

Exemple 1.4: Un cas le plus simple pour $n = 2$, c'est l'image numérique au niveau de

gris définie de $I \times J$ vers l'intervalle $[0, 255]$, où I et J sont les dimensions de cette image.

1.2 Quelques techniques pour le traitement du signal

Les importantes techniques de traitement du signal sont celles qui sont basées sur deux étapes (l'analyse et la reconstruction). Dans l'analyse, on décompose le signal sous forme d'une somme (finie ou infinie) de fonctions élémentaires, qui constituent une base orthonormée de l'espace d'approximation. Dans la reconstruction, on retrouve ce signal d'après un seuillage de coefficients de l'analyse. Cette section présente deux techniques de traitement du signal, l'analyse de Fourier et la transformation en ondelettes.

1.2.1 Analyse de Fourier

L'analyse de Fourier c'est le premier outil de traitement d'un signal, en ceci qu'elle permet de représenter d'un signal comme une superposition des signaux simples (fonctions en cosinus et sinus), où si le signal est périodique, on parle d'une série de Fourier, dans l'autre cas pour un signal non périodique, on parle de la transformée de Fourier.

1.2.1.1 Série de Fourier

Les séries de Fourier ont été introduites par Joseph Fourier en 1822. Il a démontré qu'une fonction périodique peut être décomposée sous forme de série trigonométrique, chaque terme est une fonction de fréquence multiple d'une fréquence fondamentale.

Définition 1.5: Soient f une fonction de $\mathbb{R}$ dans $\mathbb{C}$ et P un réel strictement positif, on dit que f est P -périodique, si et seulement si:

$$\forall x \in \mathbb{R}, f(x + P) = f(x) \quad (1.3)$$

où P est le plus petit nombre vérifie (1.3).

Exemple 1.6: Les fonctions sinusoïdales, $x \mapsto \cos(2\pi \frac{n}{T}x)$ et $x \mapsto \sin(2\pi \frac{n}{T}x)$ sont périodiques d'une période $P = \frac{T}{n}$.

Définition 1.7: La série de Fourier d'une fonction périodique sur le segment $[-L, L]$, est une série trigonométrique de la forme:

$$\sum_{n=-\infty}^{+\infty} c_n(f) e^{in\frac{\pi}{L}x} \quad (1.4)$$

où les coefficients $c_n(f)$ appelés coefficients de Fourier de f , définis par

$$c_n(f) = \frac{1}{2L} \int_{-L}^L f(t) e^{-in\frac{\pi}{L}t} dt \quad (1.5)$$

Théorème 1.8: L'ensemble $\{e^{in\frac{\pi}{L}x}, n \in \mathbb{Z}\}$ constitue une base orthonormée de $L^2_{\text{périodique}}[-L, L]$, ainsi toute fonction $f \in L^2[-L, L]$ et $2L$ -périodique peut s'écrire au sens de $L^2[-L, L]$ comme:

$$f = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} c_n(f) e^{in\frac{\pi}{L}x} \quad (1.6)$$

Remarque 1.9: Si la fonction f à valeurs réelles, alors sa série de Fourier définie dans (1.4) devient comme suit:

$$\frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{+\infty} a_n \cos(n\frac{\pi}{L}x) + b_n \sin(n\frac{\pi}{L}x) \quad (1.7)$$

avec

$$a_n = \frac{1}{L} \int_{-L}^L f(y) \cos(n\frac{\pi}{L}y) dy, \quad n \geq 0 \quad (1.8)$$

et

$$b_n = \frac{1}{L} \int_{-L}^L f(y) \sin(n\frac{\pi}{L}y) dy, \quad n \geq 1 \quad (1.9)$$

1.2.1.2 Transformée de Fourier

La transformée de Fourier est une extension pour les fonctions non périodiques, elle s'exprime comme une somme infinie des fonctions trigonométriques de toutes fréquences. Une telle sommation se présente sous forme d'intégrale. En ce qui suit, on va présenter la définition et des propriétés de la transformée de Fourier.

Définition 1.10: Pour toute fonction $f \in L^1(\mathbb{R})$, sa transformée de Fourier $\hat{f}$ est définie par:

$$\forall \omega \in \mathbb{R}, \mathcal{F}f(\omega) = \hat{f}(\omega) = \int_{\mathbb{R}} f(x)e^{-i\omega x} dx \quad (1.10)$$

Remarque 1.11: La transformée de Fourier se prolonge à $L^2(\mathbb{R})$ par la densité de l'espace de Schwartz $S(\mathbb{R})$ dans $L^2(\mathbb{R})$.

Rappelons qu'une fonction $f \in S(\mathbb{R})$, si et seulement si elle est indéfiniment dérivable et à décroissance rapide, c'est-à-dire elle vérifie la relation suivante:

$$\forall n \in \mathbb{N}, \lim_{x \rightarrow \infty} \frac{f(x)}{1 + |x|^n} = 0 \quad (1.11)$$

Remarque 1.12: Certains scientifiques utilisent d'autre façon pour définir la transformée de Fourier, on trouve parfois l'expression:

$$\hat{f}(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{\mathbb{R}} f(x)e^{-i\omega x} dx \text{ ou } \hat{f}(\omega) = \int_{\mathbb{R}} f(x)e^{-i2\pi\omega x} dx \quad (1.12)$$

Remarque 1.13: La transformée de Fourier se généralise pour les fonctions de $L^1(\mathbb{R}^n)$, par la formule suivante:

$$\hat{f}(\omega) = \int_{\mathbb{R}^n} f(x)e^{-i\langle \omega, x \rangle} dx \quad (1.13)$$

où $\langle \cdot, \cdot \rangle$ désigne le produit scalaire canonique dans $\mathbb{R}^n$.

Exemple 1.14: En traitement d'images, on considère la transformée de Fourier à deux dimensions, telle que:

$$\hat{f}(\omega_1, \omega_2) = \iint_{\mathbb{R}^2} f(x, y)e^{-i(\omega_1 x + \omega_2 y)} dx dy$$

Proposition 1.15: Soient f et g deux fonctions de $L^1(\mathbb{R}) \cap L^2(\mathbb{R})$, on a la formule de Parseval:

$$\langle f, g \rangle = \frac{1}{2\pi} \langle \mathcal{F}f, \mathcal{F}g \rangle \quad (1.14)$$

d'où en particulier, $\|f\|_{L^2(\mathbb{R})}^2 = \frac{1}{2\pi} \|\hat{f}\|_{L^2(\mathbb{R})}^2$.

Proposition 1.16: Si $f \in L^1(\mathbb{R}^n)$ et $\hat{f} \in L^1(\mathbb{R}^n)$, on a la formule d'inversion suivante:

$$f(x) = \frac{1}{(2\pi)^n} \int_{\mathbb{R}^n} \hat{f}(\omega) e^{i\langle x, \omega \rangle} d\omega \quad (1.15)$$

Le théorème suivant relie entre deux sommes infinies, la première construite par une fonction et la deuxième par sa transformée de Fourier. Ce théorème présente une formule appelée formule sommatoire de Poisson.

Théorème 1.17: Soient a un réel strictement positif et $\omega_0 = \frac{2\pi}{a}$. Si f est une fonction continue de $\mathbb{R}$ dans $\mathbb{C}$ et intégrable telle que:

$$\exists C > 0, \exists \alpha > 1, \forall x \in \mathbb{R} \quad |f(x)| \leq \frac{C}{(1 + |x|)^\alpha}$$

et

$$\sum_{m=-\infty}^{+\infty} \left| \hat{f}(m\omega_0) \right| < \infty,$$

alors, on a la formule sommatoire de Poisson suivante

$$\sum_{n=-\infty}^{+\infty} f(x + na) = \frac{1}{a} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \hat{f}(m\omega_0) e^{im\omega_0 x} \quad (1.16)$$

Avant aller à la proposition suivante, on a le besoin de rappeler la définition suivante.

Définition 1.18: Soient f et g deux fonctions de $\mathbb{R}$ vers $\mathbb{C}$, la convolution de f par g quand elle existe, est définie par:

$$(f * g)(x) = \int_{\mathbb{R}} f(x - t)g(t)dt = \int_{\mathbb{R}} f(u)g(x - u)du \quad (1.17)$$

si l'on prend f et g de $L^1(\mathbb{R})$ ou de $L^2(\mathbb{R})$, la convolution est définie.

Proposition 1.19: Soient f et g deux fonctions de $L^1(\mathbb{R})$, alors la fonction h définie par:

$$h = f * g \quad (1.18)$$

appartient à $L^1(\mathbb{R})$ et on a

$$\hat{h} = \hat{f}\hat{g} \quad (1.19)$$

Des propriétés supplémentaires et des démonstrations concernant la transformée de Fourier se trouvent dans [7].

1.2.2 Standards algorithmes utilisés au traitement du signal

Dans la pratique, on a deux standards algorithmes utilisent les résultats de l'analyse de Fourier: Le premier c'est DFT (Discrete Fourier Transform), le deuxième est DCT (Discrete Cosine Transform). Ces algorithmes sont prouvés n'importe quelle la dimension du signal.

1.2.2.1 Pour un signal f unidimensionnel à N valeurs

Méthode de DFT:

Formule de décomposition:

$$F(k) = \sum_{n=0}^{N-1} f(n)e^{-2\pi i \frac{kn}{N}}, \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (1.20)$$

Formule de la reconstruction:

$$f(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} F(k)e^{2\pi i \frac{kn}{N}}, \quad n = 0, \dots, N-1 \quad (1.21)$$

Méthode de DCT:

Puisque la DFT contient des coefficients complexes, on préfère la transformée en cosinus discrète DCT dont les coefficients sont réels.

Formule de décomposition:

$$F(k) = \omega(k) \sum_{n=0}^{N-1} f(n) \cos\left(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}\right), \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (1.22)$$

où

$$\omega(k) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & \text{si } k = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{si } 1 \leq k \leq N-1 \end{cases}$$

Formule de la reconstruction:

$$f(n) = \sum_{k=0}^{N-1} \omega(k) F(k) \cos\left(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}\right), \quad n = 0, \dots, N-1 \quad (1.23)$$

1.2.2.2 Pour une image à M lignes et N colonnes

Méthode de DFT:

Formule de décomposition:

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) e^{-2\pi i (\frac{mu}{M} + \frac{nv}{N})}, \quad (1.24)$$

où $u = 0, \dots, M-1, v = 0, \dots, N-1$

Formule de la reconstruction:

$$f(m, n) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{2\pi i (\frac{mu}{M} + \frac{nv}{N})}, \quad (1.25)$$

où $m = 0, \dots, M-1, n = 0, \dots, N-1$

Méthode de DCT: Cette méthode est le principe de la norme JPEG (Joint Photographic Experts Group) pour la compression d'images fixes, une telle norme a été adoptée en 1992 et repose sur la DCT appliquée à chaque bloc carré de dimension 8×8 pixels dans l'image originale.

Formule de décomposition:

$$F(p, q) = \alpha_p \alpha_q \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) \cos\left(\frac{\pi(2m+1)p}{2M}\right) \cos\left(\frac{\pi(2n+1)q}{2N}\right), \quad (1.26)$$

où $0 \leq p \leq M-1, 0 \leq q \leq N-1$ et

$$\alpha_p = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{M}} & \text{si } p = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}} & \text{si } 1 \leq p \leq M-1 \end{cases}, \quad \alpha_q = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & \text{si } q = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{si } 1 \leq q \leq N-1 \end{cases}$$

Formule de la reconstruction:

$$f(m, n) = \sum_{p=0}^{M-1} \sum_{q=0}^{N-1} \alpha_p \alpha_q F(p, q) \cos\left(\frac{\pi(2m+1)p}{2M}\right) \cos\left(\frac{\pi(2n+1)q}{2N}\right), \quad (1.27)$$

où $0 \leq m \leq M-1, 0 \leq n \leq N-1$

Remarque 1.20: En pratique, l'algorithme DFT se calcule à l'aide d'un algorithme rapide appelé FFT (Fast Fourier Transform), où pour un signal de N points, la complexité de calcul pour DFT est de $O(N^2)$, alors que celle de FFT est de $O(N \log N)$.

1.2.3 La transformation en ondelettes

Bien que la transformée de Fourier ait obtenu un grand succès tout au long du XIX^e siècle dans le domaine du traitement du signal, elle ne donne que des informations fréquentielles sur le signal, où on a la nécessité d'une analyse en temps et en fréquence. Pour cet effet, la transformée d'ondelette est conçue pour être adaptative, elle permet d'analyser un signal à l'aide d'une fonction (petite onde) bien localisée appelée ondelette, que l'on peut translater sur tout le signal et que l'on peut dilater. En fait, cette ondelette est apparue en 1909 par Alfréd Haar, qui l'a définie comme une fonction à deux courtes impulsions alternatives, et avec les travaux de Jean Morlet et Alex Grossmann en 1984, le mot (ondelette) est devenue des définitions mathématiques et la transformée d'ondelette a été adoptée comme une nouvelle transformation d'analyse des signaux.

1.2.3.1 Définitions et quelques exemples sur les ondelettes

Définition 1.21: Une ondelette ψ est une fonction de $L^2(\mathbb{R})$ vérifie la relation suivante:

$$\int_{\mathbb{R}} \psi(x) dx = 0 \quad (1.28)$$

Définition 1.22: Une ondelette $\psi \in L^1(\mathbb{R}) \cap L^2(\mathbb{R})$ vérifie la condition d'admissibilité, si et seulement si: .

$$C_\psi = \int_0^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < +\infty \quad (1.29)$$

Définition 1.23: On dit qu'une ondelette ψ a N moments nuls si et seulement si:

$$\int_{\mathbb{R}} x^\ell \psi(x) dx = 0, \forall \ell = 0, \dots, N-1 \quad (1.30)$$

ce qui équivaut dans l'espace de Fourier à:

$$\hat{\psi}^{(\ell)}(0) = 0, \forall \ell = 0, \dots, N-1 \quad (1.31)$$

Définition 1.24: Soit f une fonction de $L^2(\mathbb{R})$, la transformée continue en ondelette associée à f est définie comme suit:

$$\forall x \in \mathbb{R}, \forall a > 0, Wf(x, a) = \int_{\mathbb{R}} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \overline{\psi\left(\frac{t-x}{a}\right)} dt \quad (1.32)$$

où x est le paramètre de la translation et a est le paramètre de la dilatation.

Exemple 1.25: L'ondelette de Haar, c'est la première et la plus simple des ondelette définie comme suit:

$$\psi(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in [0, \frac{1}{2}[\\ -1 & \text{si } x \in [\frac{1}{2}, 1[\\ 0 & \text{si } x < 0 \text{ ou } x \geq 1 \end{cases}$$

Exemple 1.26: Soit une gaussienne $G(x) = e^{-\pi x^2}$, ses dérivées $G^{(n)}$ ($n \geq 1$) sont des ondelettes à n moments nuls.

1.2.3.2 Propriétés

Proposition 1.27: Soit ψ une ondelette de $L^1(\mathbb{R}) \cap L^2(\mathbb{R})$, alors la condition:

$$\int_{\mathbb{R}} \psi(x) dx = 0 \text{ et } \int_{\mathbb{R}} |x\psi(x)| dx < +\infty \quad (1.33)$$

équivalent à

$$C_\psi < +\infty \quad (1.34)$$

Proposition 1.28: Considérons une ondelette $\psi \in L^2(\mathbb{R})$. Alors pour toute $f \in L^2(\mathbb{R})$, on a:

- La formule de conservation d'énergie:

$$\int_{\mathbb{R}} |f(x)|^2 dx = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |Wf(x, a)|^2 dx \frac{da}{a^2} \quad (1.35)$$

- La formule d'inversion:

$$f(x) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} Wf(y, a) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-y}{a}\right) dy \frac{da}{a^2} \quad (1.36)$$

cette égalité est dans $L^2(\mathbb{R})$.

Plus de détail et des propriétés sur la transformée continue en ondelette, on peut les trouver dans [5]

Chapitre 2

Reconnaissance de forme (RDF)

La reconnaissance de forme est un domaine très actif dans la Vision par Ordinateur et dans la Biométrie. Elle a été étudiée vigoureusement il y a déjà 25 ans et sa finalité est de produire des applications de sécurité, des applications en robotique, d'interface homme-machine, applications pour les appareils photo numériques, jeux et divertissement.

La reconnaissance de forme implique généralement deux étapes:

- La détection de forme qui consiste à chercher et à détecter un ou plusieurs visages en parcourant une image numérique ou une vidéo.
- La reconnaissance de forme qui consiste à comparer le visage détecté à celui se trouvant dans la base de données de visages reconnus afin de savoir quel est ce visage reconnu ou à qui appartient-il.

2.1 Processus de reconnaissance de forme

Dans un système de reconnaissance de forme, une image suit depuis son entrée un processus bien précis pour arriver à déterminer l'identité du porteur de visage.

Ce processus comporte plusieurs étapes qui peuvent être illustrées par le schéma suivant :

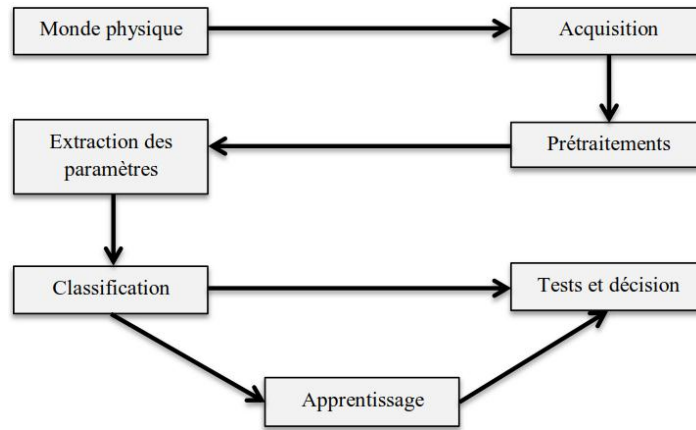


Figure 2.1. Processus du système de reconnaissance de forme

2.1.1 Le monde physique (L'extérieur)

C'est le monde réel en dehors du système avant l'acquisition de l'image. Dans cette étape, on tient compte généralement de trois paramètres essentiels: L'éclairage, la variation de posture et l'échelle. La variation de l'un de ces trois paramètres peut conduire à une distance entre deux images de même forme, supérieure à celle séparant deux images de deux formes différentes, et par conséquent une fausse identification.

2.1.2 L'acquisition de l'image

Cette étape consiste à extraire l'image de l'utilisateur du monde extérieur dans un état statique à l'aide d'un appareil photo ou dynamique à l'aide d'une caméra. Après, l'image extraite sera digitalisée ce qui donne lieu à une représentation bidimensionnelle au visage, caractérisée par une matrice de niveaux de gris. L'image dans cette étape est dans un état brut ce qui engendre un risque de bruit qui peut dégrader les performances du système.

2.1.3 Les prétraitements

Le rôle de cette étape est d'éliminer les parasites causés par la qualité des dispositifs optiques ou électroniques lors de l'acquisition de l'image en entrée, dans le but de ne conserver que les informations essentielles et donc préparer l'image à l'étape suivante. Elle est indispensable car on ne peut jamais avoir une image sans bruit à cause du background et de la lumière

qui est généralement inconnue. Il existe plusieurs types de traitement et d'amélioration de la qualité de l'image, telle que : DFT, DCT, DWT. Cette étape peut également contenir la détection et la localisation du détail dans une image, surtout là où le décor est très complexe.

2.1.4 L'extraction de paramètres

En plus de la classification, l'étape de l'extraction des paramètres représente le cœur du système de reconnaissance, elle consiste à effectuer le traitement de l'image dans un autre espace de travail plus simple et qui assure une meilleure exploitation de données, et donc permettre l'utilisation, seulement, des informations utiles, discriminantes et non redondantes.

2.1.5 La classification

Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'une forme ou d'un ensemble de formes d'une chose en se basant sur leurs caractéristiques communes. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs choses ayant des similarités.

2.1.6 L'apprentissage

C'est l'étape où on fait apprendre les choses au système, elle consiste à mémoriser les paramètres, après extraction et classification, dans une base de données bien ordonnées pour faciliter la phase de reconnaissance et la prise d'une décision, elle est en quelque sorte la mémoire du système.

2.1.7 La décision

C'est l'étape qui fait la différence entre un système d'identification d'une forme et une autre de vérification. Dans cette étape, un système d'identification consiste à trouver le modèle qui correspond le mieux à la forme prise en entrée à partir de ceux stockés dans la base de données, il est caractérisé par son taux de reconnaissance. Par contre, dans un système de vérification il s'agit de décider si la forme en entrée est bien celui de la forme (modèle) proclamé ou il s'agit d'un imposteur, il est caractérisé par son EER (equal error rate).

2.2 Méthodes de la reconnaissance de forme

Les méthodes de reconnaissance de forme peuvent être séparées en deux grandes familles, les méthodes globales (ou holistiques) et les méthodes locales, basées sur des modèles. Dans les deux cas, le processus se déroule en deux étapes bien distinctes : La phase d'apprentissage qui s'effectue en amont et dont les calculs sont parfois très longs et la phase de reconnaissance qui a lieu lorsqu'une chose se présente physiquement devant le système.

2.2.1 Méthodes globales

Les méthodes globales [12] sont basées sur des techniques d'analyse statistique bien connues. Il n'est pas nécessaire de repérer certains points caractéristiques de forme (comme les centres des yeux, les narines, le centre de la bouche, etc.) à part pour normaliser les images. Dans ces méthodes, les images de forme (qui peuvent être vues comme des matrices de valeurs de pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à manipuler.

L'avantage principal des méthodes globales est qu'elles sont relativement rapides à mettre en oeuvre et que les calculs de base sont d'une complexité moyenne. En revanche, elles sont très sensibles aux variations d'éclairement, de pose et d'expression faciale pour un être humain.

La technique la plus connue et sans aucun doute au niveau de ces méthodes est l'Analyse en Composantes Principales [12 – 18] (abrégé PCA en anglais), également appelée transformée de Karhunen-Loeve. Le PCA fut d'abord utilisé afin de représenter efficacement des images de visages humains.

En 1991, cette technique a été reprise dans le cadre plus spécifique de la reconnaissance faciale sous le nom de méthode des Eigenfaces.

L'Analyse en Composantes Principales (PCA)

L'idée principale consiste à exprimer nos M images de départ selon une base de vecteurs orthogonaux particuliers - nos fameux vecteurs propres - contenant des informations indépendantes

d'un vecteur à l'autre. Ces nouvelles données sont donc exprimées d'une manière plus appropriée à la reconnaissance du visage.

En termes mathématiques, cela revient à trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par les différentes images de notre base d'apprentissage.

Une image $I_i(m, n)$ est traitée comme un vecteur $\Gamma_{i(m \times n, 1)}$ dans un espace vectoriel de grande dimension ($N = m \times n$), par concaténation des colonnes. Après avoir rassemblé nos M images dans une unique matrice, nous obtenons une matrice d'images Γ , où chaque colonne représente une image Γ_i ($i = 1, \dots, M$):

$$\Gamma = \begin{pmatrix} a_{1,1} & b_{1,1} & \dots & z_{1,1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{n,1} & b_{n,1} & \dots & z_{n,1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{1,m} & b_{1,m} & \dots & z_{1,m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{n,m} & b_{n,m} & \dots & z_{n,m} \end{pmatrix}$$

On calcule ensuite l'image moyenne Ψ de toutes les images collectées. Cette image peut être vue comme le centre de gravité du jeu d'images :

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i$$

On ajuste ensuite les données par rapport à la moyenne. L'image moyenne est alors soustraite de chaque image avec la formule suivante:

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi, \quad i = 1 \dots M$$

On calcule ensuite la matrice de covariance du jeu de données. Cette matrice peut être vue comme une matrice de moments d'ordre 2:

$$C = \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T = A A^T, \quad A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M]$$

où A^T c'est la matrice transposée de A .

La prochaine étape consiste à calculer les vecteurs propres et les valeurs de cette matrice de covariance C de taille $(N \times N)$.

Les vecteurs propres trouvés sont ensuite ordonnés selon leurs valeurs propres correspondantes, de manière décroissante. Plus une valeur propre est grande, plus la variance capturée par le vecteur propre est importante. Cela implique que la majeure partie des informations est contenue dans les premiers vecteurs propres.

Une part de la grande efficacité de l'algorithme PCA vient de l'étape suivante qui consiste à ne sélectionner que les k meilleurs vecteurs propres (ceux avec les k plus grandes valeurs propres). A partir de là, on définit un espace vectoriel engendré par ces k vecteurs propres, que l'on appelle l'espace des visages Ev ("Face Space" en anglais). Les images originales peuvent être reconstituées par combinaison linéaire de ces vecteurs propres.

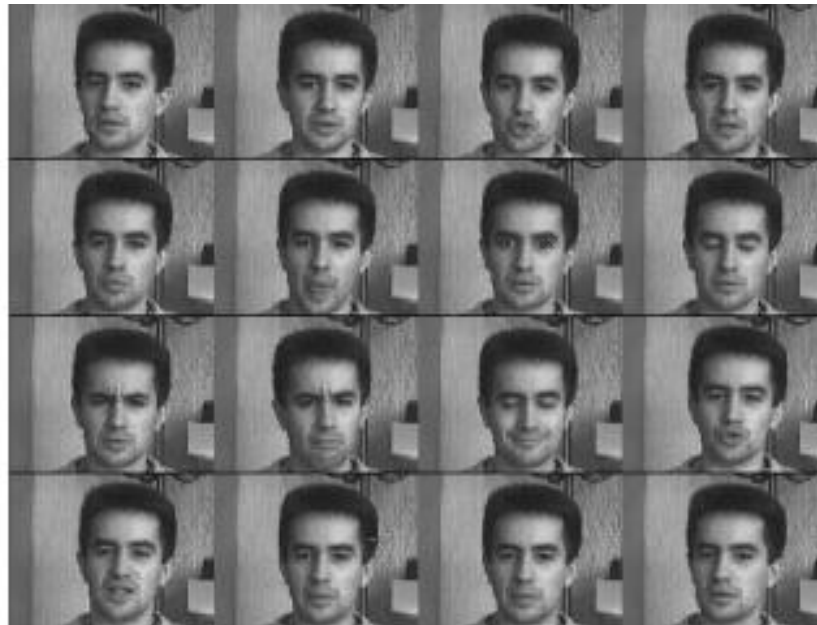


Figure 2.2. 16 images pris au hasard dans une séquence de 2 minutes.



Figure 2.3. Image moyenne

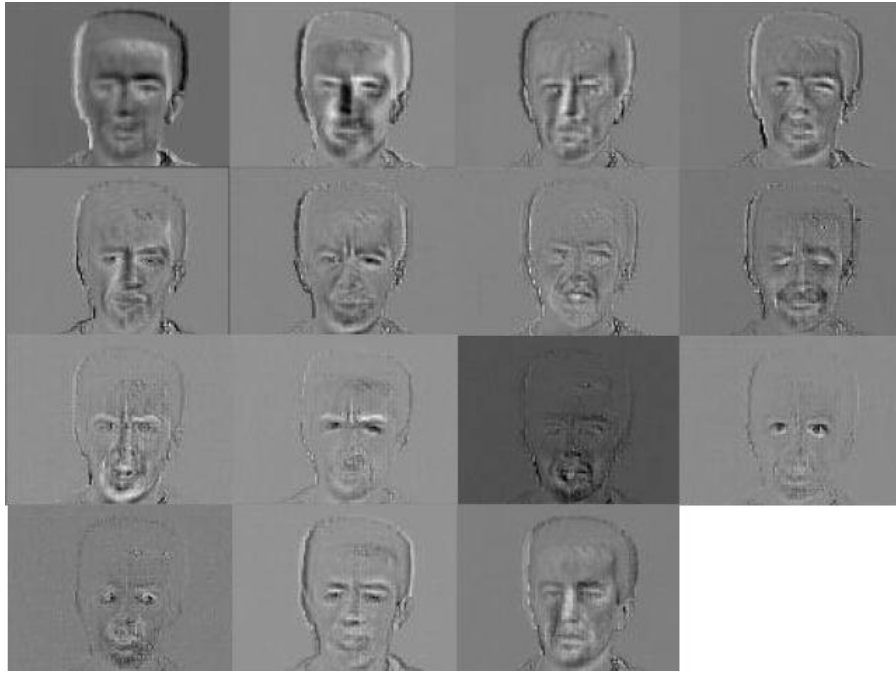


Figure 2.4. Analyse en Composantes Principales

2.2.2 Méthodes locales

Les méthodes locales [12] consistent à appliquer des transformations en des endroits spécifiques de l'image, le plus souvent autour de points caractéristiques (coins des yeux, de la bouche, le nez,...). Elles nécessitent donc une connaissance à priori sur les images. Ces méthodes sont plus difficiles à mettre en place mais sont plus robustes aux problèmes posés par les variations d'éclairement, de pose et d'expression faciale. Les principales méthodes existantes sont: EBG (Elastic Bunch Graph Matching), EF (Eigen Face) modulaire [12].

Chapitre 3

Application à la biométrie

De nos jours, l'authentification fiable des personnes devient de plus en plus un problème majeur pour des raisons de sécurité dans divers secteurs. Jusqu'à présent les méthodes usuelles d'authentification qui sont basés sur ce que l'on possède (carte d'accès, badge, ...) et ce que l'on sait (mot de passe, code, ...) posent gros problèmes de fiabilité. Cependant, la recherche s'attache à trouver des moyens plus fiables et moins contraignants pour identifier l'utilisateur, notamment par la biométrie qui se présente comme une technologie potentiellement puissante. Cette dernière est basée sur la reconnaissance de caractéristiques biologiques propres à l'individu. Contrairement aux systèmes basés sur la possession d'une carte d'accès ou un mot de passe par exemple, la biométrie utilise des caractéristiques corporelles de l'individu qui ne peuvent être perdues ou volées.

Dans ce chapitre on introduit tout d'abord la notion de la biométrie. On décrit l'architecture d'un système biométrique, ensuite on donne un bref aperçu des différents systèmes biométriques actuels en présentant leur fonctionnement, leurs avantages et leurs inconvénients, puis on montre quelques métriques utilisées pour évaluer les performances d'un système biométrique. Enfin, on présente les applications possibles de la biométrie en finissant par une étude générale du marché de la biométrie.

3.1 Définition

Le terme biométrie se réfère étymologiquement à la mesure du vivant, cela signifie que la biométrie est l'analyse mathématique des caractéristiques d'une personne, elle a pour objec-

tif de déterminer son identité de manière irréfutable. Les caractéristiques utilisées doivent être universelles (communes pour tous les individus), unique (pour assurer la discrimination des individus) et permanentes (invariantes dans le temps). Les systèmes biométriques sont classés selon le type des caractéristiques biométriques (modalités biométriques) utilisées en trois catégories :

- Morphologique : L'individu est décrit par des mesures de ses caractéristiques physiologiques. Les plus utilisées sont : les empreintes digitales, les réseaux veineux de la rétine, l'iris, la forme de la main, le visage, ... etc.
- Biologique : Elle permet de caractériser un individu par son ADN à travers une analyse de sa salive, de son sang ou de tout échantillon corporel.
- Comportementale : Elle se base sur l'analyse de certains comportements d'un individu comme la dynamique de la signature, la dynamique de frappe au clavier, la voix, la manière de marcher, ... etc.

3.2 Architecture générale d'un système biométrique

Dans un système biométrique, Il existe au moins deux modules : le module d'apprentissage et le module de reconnaissance, on peut trouver aussi le module de l'adaptation qui est facultatif.

3.2.1 Module d'apprentissage

Un système biométrique requiert une alimentation initiale. Pour ce faire, une ou plusieurs modalités biométriques sont capturées à l'aide d'un capteur (webcam, microphone,...), cette capture n'est pas directement stockée et des transformations lui sont appliquées. En effet, le signal contient de l'information inutile à la reconnaissance et seuls les paramètres pertinents sont extraits pour générer le modèle qui est une représentation compacte du signal qui permet de faciliter la phase de reconnaissance, mais aussi de diminuer la quantité de données à stocker. Les modèles sont enregistrés dans un dépôt de données central ou parfois sur un support portable. L'ensemble de ce processus porte le nom de l'apprentissage ou l'enrôlement.

3.2.2 Module de reconnaissance

Au cours de la reconnaissance, la caractéristique biométrique est mesurée et un ensemble de paramètres est extrait comme lors de l'apprentissage. Le processus de la reconnaissance sera différent suivant le mode opératoire du système : identification ou vérification.

Identification

L'identification est utilisée dans des applications différentes souvent du type contrôle d'accès ou de passage à une frontière. Elle correspond à la recherche de l'identité d'une personne qui se présente dans une base de données. L'identification peut servir à autoriser l'utilisation des services, comme par exemple contrôler l'accès à une zone très sécurisée pour laquelle seul un nombre restreint de personnes a l'autorisation d'accès.

L'identification peut également servir à détecter un individu non autorisé dans des bases de données appelées (watchlist), par exemple pour les personnes ne possédant plus aucun papier d'identité (par exemple une personne en situation irrégulière qui a détruit ses papiers pour ne pas pouvoir se faire identifier), si elles sont enregistrées dans une base de données pour les visas, il est alors possible de les identifier dans la base par leurs données biométriques.

Vérification

L'utilisateur proclame une identité et le système doit vérifier que l'identité de l'individu est bien celle qu'il est en train de proclamer. Il suffit donc de comparer les paramètres extraits de la modalité capturée de l'individu avec un seul des modèles présents dans la base de données (le modèle de l'identité proclamée). Si un individu proclame lui-même on dit qu'il est un client sinon on dit qu'il est un imposteur. Le plus souvent, la vérification est utilisée en association avec un moyen d'identification classique tel qu'une carte, un badge ou une clé, ce qui offre une sécurité supplémentaire pour vérifier que la carte ou le badge n'a pas été volé ou n'est pas utilisé par une personne non autorisée. La vérification correspond à une décision du type OUI ou NON, c'est répondre à la question: "l'individu est-il bien celui qu'il prétend être?"

3.2.3 Module d'adaptation

Lorsqu'il y a un manque de données lors de la phase de l'apprentissage, il est donc difficile de construire un modèle assez général capable de décrire toutes les variations possibles pour un individu. Donc, l'adaptation est nécessaire pour maintenir et améliorer les performances d'un système biométrique. Dans ce module, on fait l'adaptation de notre système par rapport aux nouveaux paramètres extraits de l'individu lors de la phase de test (on fait la mise à jour des modèles des individus en ajoutant les paramètres extraits lors de la phase de test).

3.3 Les systèmes biométriques

L'apparition des systèmes biométriques, a amélioré considérablement le niveau de sécurité des applications qu'ils protègent. Ces systèmes présentent pourtant de nombreuses failles ou inconvénients, certains sont dus à la nature des données biométriques utilisées, d'autres sont plus spécifiquement liés à un type d'applications. On va présenter dans ce qui suit quelques systèmes biométriques actuels.

3.3.1 Les systèmes biométriques basés sur l'analyse morphologique

Visage

La reconnaissance faciale possède plusieurs avantages sur les autres technologies biométriques: elle est non intrusive (acceptée par le public), facile à utiliser, peut être utilisée à distance et elle ne nécessite qu'une caméra numérique ou webcam (capteur).

La difficulté de la reconnaissance du visage est l'instabilité de l'environnement (luminosité, arrière-plan, la distance de la caméra ...). Pour remédier à ce problème, une série de prétraitements doit être faite avant la reconnaissance.



Figure 3.1. Acquisition du visage.

Empreinte digitale

La reconnaissance d'empreintes digitales est la technique biométrique la plus ancienne. Cependant, elle est considérée comme une mesure biométrique assez mal acceptée par les utilisateurs à cause de l'association qui est souvent faite avec la criminologie.

Les empreintes digitales sont formées par les crêtes (ridge) et les vallées (furrow) présentes sur la surface du bout des doigts. Les empreintes digitales ne sont pas déterminées par la génétique puisque même les jumeaux monozygotes ont des empreintes différentes. Les appareils d'acquisition numérique des empreintes digitales sont basés sur la capture optique, thermique et électromagnétique. La reconnaissance d'empreintes digitales est relative aux plusieurs facteurs : la position du doigt sur le scanner, l'humidité (sueur) ainsi que de la pression que l'utilisateur exerce sur le scanner et qui résulte une déformation non uniforme de l'empreinte. La présence de blessures temporaires ou permanentes sur les empreintes affecte aussi les performances du système.

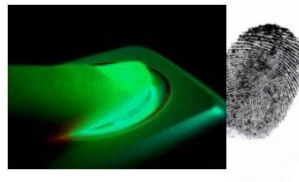


Figure 3.2. Empreinte digitale.

Iris

C'est la modalité la plus précise dans l'identification et l'authentification. Elle est aussi inchangeable pendant toute la vie mais elle n'est pas répandue à cause de son coût élevé de plus qu'elle est intrusive. Pour le fonctionnement du système, la personne place son visage

à quelques centimètres du capteur et l'image de l'iris est prise par une caméra de haute qualité. D'abord, la position de l'iris dans l'image est détectée. Ensuite, les caractéristiques sont extraites de l'image de l'iris et comparées à celles enregistrées dans la base de données.



Figure 3.3. Iris.

Rétine

La rétine est la paroi interne de l'œil sur laquelle se projettent les images que nous voyons. Cette paroi est tapissée par un réseau de vaisseaux sanguins, qui forment un motif unique pour chaque individu.

L'utilisateur doit placer son œil à quelques centimètres d'un orifice de capture situé sur le lecteur de la rétine. Il ne doit pas bouger et doit fixer un point vert lumineux qui effectue des rotations. A ce moment, un faisceau lumineux traverse l'œil jusqu'aux vaisseaux sanguins capillaires de la rétine. Le système localise et capture ainsi environ de 400 points de référence.

Cette technique offre de très bonnes performances car le schéma sanguin est stable durant toute la vie mais elle nécessite un système intrusif et peu agréable par le public à cause du processus de l'acquisition qui exige la stabilité devant le capteur pendant une durée de 10s ou plus.

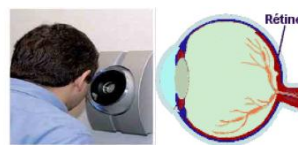


Figure 3.4. Rétine.

Forme de la main

La reconnaissance de la forme de la main est considérée comme l'ancêtre des technologies biométriques. Pour le fonctionnement du système, l'utilisateur place sa main sur un gabarit.

Le tout est éclairé par une lumière infrarouge et l'image résultante est captée par une caméra digitale. Près d'une centaine de caractéristiques sont extirpées de l'image et converties en données stockées en mémoire, lors de la phase de l'apprentissage ou comparées lors de la phase de reconnaissance. Ces données concernent la longueur, la largeur et l'épaisseur de la main, de même que la forme des articulations et la longueur inter-articulations.

Cette modalité nécessite un capteur de grande taille ce qui empêche de l'utiliser dans les systèmes embarqués, de plus ce capteur est très cher par rapport à ceux des autres techniques. La reconnaissance basée sur la géométrie de la main n'est pas assez efficace dans le cas de blessure de la main, de deux personnes de la même famille ou dans le cas des jumeaux. Toutes ces inconvénients réduisent l'utilisation de cette technique.



Figure 3.5. Forme de la main.

3.3.2 Les systèmes biométriques basés sur l'analyse comportementale

Locuteur

La reconnaissance du locuteur est déterminée par le conduit vocal ainsi que l'effet nasal. La voix n'est pas un attribut permanent, elle change bien entendu avec l'âge mais peut être aussi affectée temporairement par l'état émotionnel ou de la santé du locuteur. Cette technique est en général très bien acceptée par le public, ne nécessite qu'un microphone et peut être utilisée à distance (réseau téléphonique). Mais elle est sensible à l'environnement (bruit, état du capteur, ...) et ne donne pas toujours de bonnes performances.



Figure 3.6. Signal vocal.

Signature

Depuis longtemps, la signature manuscrite a été utilisée pour l'authentification des documents. Elle caractérise le signataire soit par sa forme soit par sa dynamique. Il existe deux types de signatures hors-ligne et en ligne : La première qui est facile à falsifier, elle est produite sur un papier tandis que la deuxième est produite sur une tablette digitale dédiée à capturer des caractéristiques dynamiques plus que l'image de la signature comme la vitesse et la pression exercée par le signataire, ce qui rend ce type de signatures difficile à falsifier. L'utilisateur fournit d'abord un ensemble de signatures de référence. Ensuite, à la phase d'authentification, la signature est comparée aux références de la personne proclamée. Les applications de cette modalité comprennent le contrôle d'accès et l'authentification dans les transactions de commerce électronique.

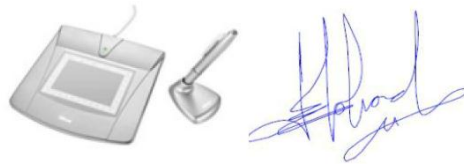


Figure 3.7. Signature.

Frappes au clavier

Cette modalité est basée sur l'existence de caractéristiques uniques lorsqu'une personne tape sur un clavier. L'avantage d'un système basé sur la dynamique de frappe au clavier est qu'il ne nécessite aucun équipement particulier de capture. En effet, il suffit d'installer un logiciel qui calcule le temps entre les frappes au clavier. Initialement, l'utilisateur tape plusieurs fois un mot de passe qui sert comme référence. Ce mot de passe est utilisé pour l'authentification conjointement avec les caractéristiques de frappe de l'utilisateur. Cette modalité biométrique est utilisée comme méthode de vérification dans les transactions de commerce électronique.



Figure 3.8. Frappes au clavier.

3.3.3 Les systèmes biométriques basés sur l'analyse biologique

ADN

L'ADN (Acide Désoxyribo Nucléique) est une molécule contenant l'information génétique héréditaire. L'ADN est la modalité biométrique la plus sûre du monde car elle est stable et spécifique pour chaque individu.

Les systèmes basés sur l'analyse de l'ADN utilisent des techniques lourdes, coûteuses et qui nécessitent des délais de plusieurs semaines, ce qui interdit toutes les applications d'authentification en temps réel. C'est pour ça qu'ils sont utilisés généralement dans les milieux judiciaires.



Figure 3.9. ADN.

3.4 Evaluation des performances d'un système biométrique

L'évaluation d'un système biométrique se fait selon plusieurs critères : la précision, la vitesse d'exécution, la taille des paramètres stockés, ... On va s'intéresser au premier aspect qui est la précision dans les deux modes identification et vérification.

3.4.1 En mode identification

On calcule le taux d'identification (TID) qui est le rapport entre le nombre de clients correctement identifiés par le système et le nombre total de clients.

$$\text{TID} = \frac{\text{Nombre de clients correctement identifiés}}{\text{Nombre totale des clients}}$$

3.4.2 En mode vérification

On peut trouver deux types d'erreurs :

Fausse acceptation (FA) : Elle correspond au cas où le système accepte un imposteur (une personne qui a proclamé une identité qui n'est pas la sienne).

Faux rejet (FR) : C'est quand le système rejette un client (une personne qui a proclamée sa vraie identité).

Donc, les performances d'un système se mesurent par son taux de faux rejet (TFR) ou par son taux de fausse acceptation (TFA).

$$\text{TFR} = \frac{\text{Nombre de FR}}{\text{Nombre de clients}}$$
$$\text{TFA} = \frac{\text{Nombre de FA}}{\text{Nombre d'imposteurs}}$$

Il existe aussi un autre critère qui est le taux d'erreur égale (Equal Error Rate ou EER) qui représente le meilleur compromis entre TFR et TFA. Il correspond généralement à la valeur où $\text{TFR}=\text{TFA}$. Mais, cette valeur n'est pas toujours celui considérée dans le cas pratique. En réalité, le seuil est choisi selon le niveau de la sécurité attendue de l'application. Si on veut un système très sécurisé, on minimise les fausses acceptations. Par conséquent, le taux des faux rejets s'augmente. Par contre, si la sécurité du système n'est pas assez critique, on minimise les faux rejets.

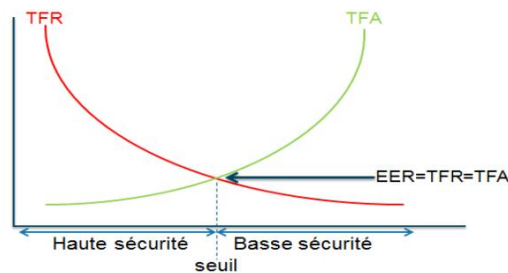


Figure 3.10. Relation entre TFR, TFA et EER.

La courbe dite ROC (Receiver Operating Characteristic) englobe les trois critères, elle permet de représenter graphiquement les performances d'un système de vérification. Elle trace le taux de faux rejet en fonction du taux de fausse acceptation, Le EER correspond graphiquement à l'intersection de la courbe ROC avec la première bissectrice. Plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est performant, c'est-à-dire possédant un taux de reconnaissance global élevé.

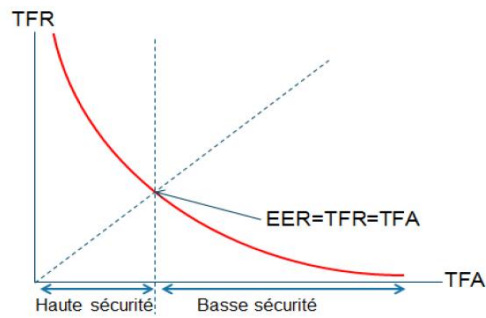


Figure 3.11. Exemple courbe ROC

3.5 Applications de la biométrie

La biométrie est utilisée généralement comme un outil de sécurité où il est nécessaire de connaître et vérifier l'identité des personnes. On peut distinguer quatre grands types d'applications de la biométrie : le contrôle d'accès, l'authentification des transactions, la personnalisation et les applications gouvernementales.

3.5.1 Contrôle d'accès

Le contrôle d'accès peut être lui-même subdivisé en deux sous catégories : le contrôle d'accès physique et le contrôle d'accès logique. On parle de contrôle d'accès physique lorsqu'un utilisateur cherche à accéder à un lieu sécurisé (entreprises, laboratoires, aéroports, ...). On parle de contrôle d'accès logique dans le cas où un utilisateur cherche à accéder à une ressource ou un service (réseaux, site web, systèmes d'exploitation, ...).

3.5.2 Authentification des transactions

L'authentification des transactions représente un marché gigantesque puisqu'il englobe aussi bien le retrait d'argent au guichet des banques, les paiements par cartes bancaires, les paiements effectués à distance par téléphone ou sur internet.

3.5.3 Personnalisation

Les technologies biométriques peuvent être aussi utilisées afin de personnaliser les appareils que nous utilisons tous les jours. Cette application de la biométrie apporte un plus grand confort d'utilisation.

Afin de personnaliser les réglages de sa voiture, Siemens propose par exemple d'utiliser la reconnaissance des empreintes digitales. Une fois l'utilisateur identifié, la voiture ajuste automatiquement les sièges, les rétroviseurs, la climatisation ... etc.

3.5.4 Applications gouvernementales

La biométrie est utilisée par le gouvernement pour des raisons de sécurité (criminalistique, surveillance, ...) ou pour simplifier la vie quotidienne et informatiser le système gouvernemental (la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité sociale, le passeport, ...).

3.6 Le marché de la biométrie

La biométrie a connu un engouement sans précédent. Le marché mondial de la biométrie a augmenté de 1,1 milliards de dollars en 2011, avec un taux de croissance annuel de 21,3%. Il représentera 9,4 milliards de dollars d'ici 2014. Cette expansion se fait particulièrement sentir dans les pays émergents.

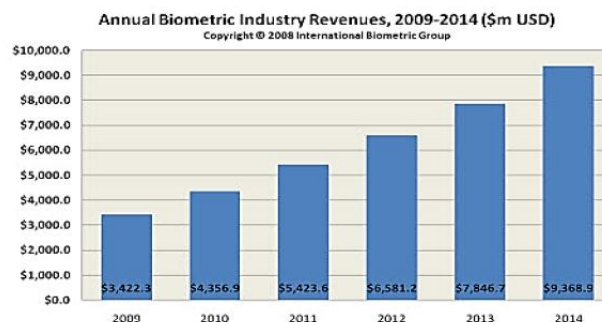


Figure 3.12. Prévision du marché de la biométrie.

L'empreinte digitale biométrique continuera d'être le contributeur principal des revenus de 2007 à 2010 et même au-delà de ce délai, (près de 50% du chiffre d'affaires total). La

reconnaissance du visage (avec 12% du marché) et la reconnaissance de l'iris (avec 5,1% du marché) dépassent la reconnaissance de la main (avec 2% du marché), qui avait avant la deuxième place en terme de source de revenus après les empreintes digitales.

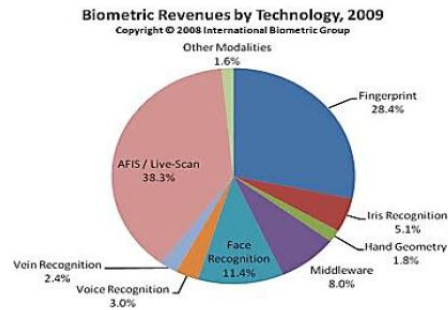


Figure 3.13. Marché de la biométrie 2009, par technologie.

Conclusion générale

Dans ce mémoire nous avons présenté d'une part, une étude approfondie et détaillée sur les méthodes de la reconnaissance de forme telles que les méthodes globales et les méthodes locales. D'une autre part, les résultats expérimentaux ont justifié la meilleure performance de ces méthodes. Dans un futur proche, les systèmes biométriques vont peu à peu remplacer l'utilisation de mots de passe, Finalement, l'authentification biométrique contribuera à rendre l'utilisation de certains systèmes plus simple et plus conviviale. En conséquent, nous pouvons adopter ces méthodes pour la reconnaissance de forme.

Bibliographie

- [1] A. Buzo, Jr. Gray, A.H., R.M. Gray et J.D. Marlek. “Speech coding based up on vector quantization”. IEEE Transactionson Acoustics Speech and Signal Processing, Oct 1980.
- [2] B. Heisele, T. Serre, M. Pontil, T. Vetter, T. Poggio, “Categorization by Learning and Combining Object Parts”, Advances in Neural Information Processing Systems, vol. 2, pp. 1239-1245, 2002.
- [3] C. Hanilçi et F. Ertas, “Computers and Electrical Engineering”, 2011, Vol. 37 pp 41-56
- [4] Fabien Cardinaux, C Sanderson, and Samy Bengio “User Authentication via Adapted Statistical Models of Face Images”, In the IEEE Transaction on Signal Processing, Jan 2006, Vol. 5, pp. 361-373
- [5] Ingrid Daubechies, Ten Lectures on Wavelets, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, Pennsylvania, 1992.
- [6] L. ALLANO, ‘La Biométrie multimodale : stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles’, Thèse, 12 Janvier 2009.
- [7] Mark A. Pinsky, Introduction to Fourier Analysis and Wavelets, Wadsworth Group 2002.
- [8] Maurice Bellanger, TRAITEMENT NUMERIQUE DU SIGNAL, Theorie et pratique 8e edition, Dunod, Paris, 1998, 2002,2006 pour la 8e edition.
- [9] Moad Benkiniouar, Mohamed Benmohamed. ”Méthodes d’identification et de reconnaissance de visages en temps réel basées sur AdaBoost” Article P2-3,2005.

- [10] M. Faundez-Zanuy, "Data Fusion in Biometrics", IEEE A&E SYSTEMS MAGAZINE, Jan 2005.
- [11] N. Cristianini et J. Shawe-Taylor, "An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods", Cambridge University Press, 2000.
- [12] Nicolas MORIZET et al, Revue des algorithmes PCA, LDA et EBGM utilisés en reconnaissance 2D du visage pour la biométrie. Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP), Departement d'Electronique.
- [13] P. Belhumeur, J. Hespanha, D. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection ", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, July 1997, vol. 19, pp. 711-72
- [14] R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition: Features versus Templates", IEEE PAMI, vol. 15, no. 10, 1993, pp. 1042-1052.
- [15] S. B. Davis et P. Mermelstein, "Comparaison of parametric representations for monosyllabic word recognition in continuously spoken sentences", IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1980, Vol. 28, n°4, pp 357-366.
- [16] S. Furui, "Cepstral analysis technique for automatic speaker verification", IEEE Transactions on Acoustics Speech and Audio Processing, 1981.
- [17] S. Garcia-Salicetti, J. Fierrez-Aguilar, F. Alonso-Fernandez, et al, "Biosecure reference systems for on-line signature verification: A study of complementarity", Annals of Telecommunications, Jan-Feb 2007, Vol. 62, n°. 1-2, pp. 36-61.
- [18] TURK M. A. et PENTLAND A. P.: Face recognition using eigenfaces. IEEE Comput. Sco. Press, p. 586-591, June 1991.
- [19] V. Hautamäki, T. Kinnunen, I. Korkkainen, J. Saastamoinen, M. Tuononen et P. Franti, "Maximum a Posteriori Adaptation of the Centroid Model for Speaker Verification", IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS, 2008, Vol. 15.

Résumé

Ce mémoire est consacré à l'étude d'effet pratique des méthodes mathématiques pour la reconnaissance de forme. On commence par un rappel sur la théorie des signaux ; ou on cite quelque méthodes de traitement du signal et de l'image comme DFT , DCT et DWT.

Ensuite, on introduit par une étude théorique les méthodes globales et les méthodes locales pour la reconnaissance de forme .

Finalement , on applique les méthodes précédentes à la biométrie.

MOTS- clés : Reconnaissance de forme (RDF) , Analyse en Composantes Principales (ACP) ,la biométrie , DFT ,DCT ,DWT.

Abstract

This work is devoted to the study of the practical effect of mathematical methods for form recognition. We begin with a reminder of the signal theory , where we recall some methods of signal and image traitment as DFT, DCT and DWT .Next, we apply the previous methods to biometrics.

Keywords: forme Recogniting ,principale Component Analysis (PCA), Biometrics, DFT, DCT, DWT.

ملخص

هذه المذكرة تخص دراسة المفعول التطبيقي لطرق رياضية في إعادة التعرف على الأشكال.

حيث نبدأها بالتذكير حول نظرية الإشارة. أين نذكر بعض طرق لمعالجة الإشارة والصور كتحويل فورييه ،نظرية المويجات .بعد ذلك نقدم دراسة نظرية لطرق شاملة ومحلية في اعادة التعرف على الأشكال .

وأخيرا نطبق الطرق السابقة على البيومتری.

الكلمات المفتاحية:

إعادة التعرف على الأشكال.

تحليل المكونات الأساسية، بيومتری، تحويل فورييه، تحويل جيب التمام، تحويل المويجات