

Remerciements

Je remercie M. Bernard COURTOIS, directeur du laboratoire TIMA, pour m'avoir accueilli au sein du groupe Micro et Nano Systèmes et pour m'avoir fourni les moyens nécessaires au bon déroulement de cette thèse de doctorat.

Je tiens à remercier particulièrement M. Benoît CHARLOT pour le suivi de ma thèse ainsi que M. Robin ROLLAND pour toute l'aide qu'il a su m'apporter au cours de la partie expérimentale.

Je remercie également M. Fabien PARRAIN pour la conception du capteur qui nous a causé tant de soucis...

Je remercie les membres de mon jury, M. Vladimir SZEKELY et M. Alain TREMEAU pour avoir consacré une partie de leur temps afin de juger mon travail, M. Pierre-Yves COULON pour avoir accepté de présider ma thèse, et M. Jean-François MAINGUET pour m'avoir fait l'honneur d'y participer.

Je remercie chaleureusement toutes les personnes ayant fait partie du groupe Micro et Nano Systèmes pour la bonne ambiance qui a régné au sein du groupe: Guillaume et Amel pour leurs passionnants sujets de discussion, Sergio, Zein, Christian, Yasser, Marcin, ...

Enfin je remercie tous mes collègues de travail: Alexandre, Hubert, Salvador, Libor, Skandar, Sébastien, Françoise, Chantale, Isabelle... pour tous les bons moments passés au laboratoire TIMA.

Table des Matières

AVANT-PROPOS	1
CHAPITRE I LA BIOMETRIE ET LES EMPREINTES DIGITALES	3
I.1. La biométrie.....	3
I.1.1. Qu'est ce que la biométrie?	3
I.1.2. Les différentes techniques biométriques	4
I.1.3. Les empreintes digitales	6
I.1.3.1. Historique	6
I.1.3.2. Caractéristiques des empreintes	7
I.2. Structure d'un système complet de reconnaissance d'empreintes	9
I.2.1. Principe général.....	9
I.2.2. L'acquisition de l'empreinte.....	10
I.2.3. Le traitement de l'image et l'extraction de la signature.....	10
I.2.4. Le stockage et la phase d'appariement.....	11
I.3. Les problèmes posés par l'utilisation de la biométrie	12
I.4. Conclusion	13
I.5. Références.....	14
CHAPITRE II LES CAPTEURS D'EMPREINTES	17
II.1. Les capteurs d'empreintes digitales.....	17
II.1.1. Introduction	17
II.1.2. Les capteurs d'empreintes digitales macroscopiques	18
II.1.3. Les capteurs intégrés d'empreintes digitales	20
II.1.3.1. Les différents modes d'acquisition.....	20
II.1.3.2. Les capteurs intégrés capacitifs	21
II.1.3.3. Les capteurs intégrés pyroélectriques	23
II.1.3.4. Les capteurs intégrés optiques	24
II.1.3.5. Les capteurs intégrés tactiles	24
II.1.4. Récapitulatif	25
II.2. Le capteur tactile d'empreintes digitales à micropoutres.....	26
II.2.1. Introduction	26
II.2.2. Principe général de fonctionnement	26

II.2.2.1.	Technologie de fabrication	27
II.2.2.2.	Mesure mécanique des empreintes digitales	29
II.2.2.3.	Circuit électronique de lecture	30
II.2.2.4.	Implémentation et packaging	33
II.3.	Impact des caractéristiques du capteur sur les images résultantes	34
II.3.1.	Remarques générales	34
II.3.2.	La fragilité des micropoutres	35
II.3.3.	La vitesse variable	36
II.3.4.	Le placement du doigt	36
II.4.	Conclusion	37
II.5.	Références.....	38
 CHAPITRE III LE TRAITEMENT DE L'IMAGE.....		41
III.1.	Le reéchantillonnage de l'image.....	41
III.1.1.	Intérêt.....	41
III.1.2.	La méthode d'interpolation du plus proche voisin	42
III.1.3.	La réduction de l'image par interpolation bilinéaire	42
III.2.	Le filtrage de l'image	42
III.2.1.	Introduction	42
III.2.2.	Caractéristiques fréquentielles des empreintes	43
III.2.3.	Méthodes basées sur l'estimation spatiale des caractéristiques locales d'une empreinte digitale... 46	
III.2.3.1.	Traitements préliminaires	46
III.2.3.1.1	Estimation spatiale de la carte directionnelle de l'image	46
III.2.3.1.2	Estimation spatiale de la carte fréquentielle de l'image	50
III.2.3.1.3	La segmentation de l'image	52
III.2.3.1.4	Résumé	53
III.2.3.2.	Masquage fréquentiel directionnel.....	53
III.2.3.2.1	Principe.....	53
III.2.3.2.2	Réglage des paramètres du filtre	56
III.2.3.2.3	Bilan	58
III.2.3.3.	Filtrage spatial directionnel.....	59
III.2.3.3.1	Principe du filtrage	59
III.2.3.3.2	Utilisation d'un filtre à fréquence centrale variable	59
III.2.3.3.3	Utilisation d'un filtre à fréquence centrale fixe.....	63
III.2.3.4.	Bilan.....	64
III.2.4.	Approche fréquentielle auto-adaptative.....	65
III.2.4.1.	Principe.....	65

III.2.4.2.	Explication de l'amélioration	66
III.2.4.3.	Problème des lignes verticales	66
III.2.4.4.	Les cartes directionnelle et fréquentielle de l'image	69
III.2.4.5.	Réglage des paramètres	69
III.2.4.6.	Bilan.....	70
III.2.5.	Méthodes basées sur une estimation fréquentielle des caractéristiques locales de l'empreinte	70
III.2.5.1.	Intérêt.....	70
III.2.5.2.	Opération de masquage.....	71
III.3.	Résumé.....	71
III.4.	Références.....	73
 CHAPITRE IV LA RECONNAISSANCE D'EMPREINTES		75
IV.1.	L'extraction des minuties	76
IV.1.1.	La méthode classique.....	76
IV.1.1.1.	Principe	76
IV.1.1.2.	La binarisation de l'image	76
IV.1.1.3.	La squelettisation de l'image	77
IV.1.1.4.	La détection des minuties.....	78
IV.1.1.5.	L'élimination des fausses minuties.....	80
IV.1.1.5.1	Introduction	80
IV.1.1.5.2	Le traitement des terminaisons détectées	81
IV.1.1.5.3	Le traitement des bifurcations détectées.....	81
IV.1.1.5.4	Résultats	82
IV.1.2.	L'extraction directe.....	83
IV.1.2.1.	Intérêt et principe	83
IV.1.2.2.	Le suivi des stries.....	84
IV.1.2.3.	La détection des minuties.....	86
IV.1.2.4.	Résultats.....	87
IV.1.3.	Le fichier signature	87
IV.1.4.	Résumé	88
IV.2.	La phase de reconnaissance.....	88
IV.2.1.	Principe général	88
IV.2.2.	La distorsion engendrée par l'acquisition.....	90
IV.2.2.1.	Estimation du facteur d'échelle local	90
IV.2.2.1.1	Préambule mathématique	90
IV.2.2.1.2	Application au cas réel	91
IV.2.2.1.3	Estimation de la distorsion de l'image	92

IV.2.3.	Enregistrement de la signature.....	94
IV.2.4.	Vérification de la signature.....	94
IV.3.	Conclusion	97
IV.4.	Références.....	98
CHAPITRE V TESTS ET RESULTATS EXPERIMENTAUX		101
V.1.	Images artificielles d'empreintes.....	101
V.1.1.	Intérêt.....	101
V.1.2.	Générateur d'empreinte synthétiques.....	102
V.1.3.	Modélisation des spécificités du capteur	102
V.1.4.	Les bases d'images artificielles utilisées.....	104
V.2.	Images réelles d'empreinte	105
V.2.1.	Introduction	105
V.2.2.	L'acquisition	105
V.2.2.1.	La détection de l'empreinte	105
V.2.2.2.	Le pilote d'acquisition.....	106
V.2.3.	La plateforme de test	108
V.2.4.	Création d'une base de données	110
V.3.	Evaluation des performances du système	112
V.3.1.	Introduction	112
V.3.2.	Rappels algorithmiques	112
V.3.3.	Tests de la phase d'extraction des minuties	114
V.3.4.	Tests du système complet de reconnaissance	115
V.3.4.1.	Protocole utilisé pour le test de l'appariement	115
V.3.4.2.	Premiers essais à partir d'images synthétiques.....	117
V.3.4.2.1	Résultats	117
V.3.4.2.2	Interprétation	120
V.3.4.3.	Résultats obtenus à partir d'images produites par le capteur.....	123
V.3.4.3.1	Réglage de l'étape de vérification	123
V.3.4.3.2	Conditions imposées lors de l'enregistrement.....	124
V.3.4.3.3	Résultats	125
V.4.	Bilan	126
V.5.	Références.....	127
CONCLUSIONS ET TRAVAUX FUTURS		129

ANNEXE A 135

ANNEXE B 139

Liste des figures

Figure I-1: Evolution du marché international de la biométrie ([3]).	3
Figure I-2: Part de marché des différentes méthodes biométriques ([3]).	5
Figure I-3: Exemples de différentes caractéristiques biométriques : empreinte digitale (a), visage (b), main (c), iris (d), empreinte vocale (e), signature (f).	6
Figure I-4: Caractéristiques d'une empreinte digitale.	7
Figure I-5: Les différents types de minutie.	8
Figure I-6: Les trois principales classes d'empreinte, boucle (a), spire (b), arche (c).	8
Figure I-7: Architecture générale d'un système complet de reconnaissance d'empreintes.	9
Figure I-8: Méthode classique d'extraction de la signature à partir d'un squelette binaire.	11
Figure I-9: Liens entre TFR et TFA.	13
Figure II-1: Exemple de capteurs d'empreintes digitales intégrés, Veridicom (a,b) et Hitachi (c).	18
Figure II-2: Principe de fonctionnement d'un capteur d'empreintes digitales optique (a) et détail du principe de mesure avec un prisme entier (b) ou prisme plat (c).	19
Figure II-3: Exemple de bornes de mesure des empreintes digitales à base de capteur optique, Smith Heimann (a) et Sagem (b).	19
Figure II-4: Les différents types de mesure des empreintes digitales, dispositif à matrice entière (a), à matrice partielle (b), et à ligne unique (c).	21
Figure II-5: Capteurs capacitifs, capteur actif à deux électrodes (a), capteur passif à une électrode (b) et capteur actif à une électrode (c).	22
Figure II-6: Photo du capteur d'empreintes digitales de la société Upek.	23
Figure II-7: Schéma de principe du capteur d'empreintes pyroélectrique.	23
Figure II-8: Photo du capteur pyroélectrique de la société Atmel (a), image produite par succession d'image partielle (b) et reconstruction de l'image (c).	24
Figure II-9: Capteur intégré optique à balayage de la société Kinetic, système de capteur (a), détail du capteur (b) et image d'une empreinte réalisée à partir de ce capteur (c).	24
Figure II-10: Photo d'un capteur d'empreintes mécanique et détail du réseau de capteurs de pression.	25
Figure II-11: Schéma du capteur tactile d'empreintes digitales	27
Figure II-12: Processus d'acquisition d'une empreinte digitale.	27
Figure II-13: Schéma en coupe d'une technologie de micro usinage en volume à partir d'un procédé CMOS.	28
Figure II-14: Vue au microscope électronique à balayage des micropoutres piézorésistives.	28
Figure II-15: Schéma en coupe de la lecture tactile des empreintes digitales.	29
Figure II-16: Architecture de commande du second prototype réalisé.	30
Figure II-17: Schéma de la chaîne de lecture.	31

Figure II-18: Oscillogramme de différents signaux du capteur en l'absence de doigt (a), et avec un doigt en position fixe (b).....	33
Figure II-19: Layout du capteur.....	33
Figure II-20: Packaging de la puce.....	34
Figure II-21: Caractéristiques des images obtenues.	34
Figure II-22: Illustration de la fragilité des micropoutres.....	35
Figure II-23: Vue au microscope électronique à balayage de micropoutres cassées.	36
Figure II-24: Illustration de la vitesse de déplacement du doigt.....	36
Figure II-25: Illustration des problèmes de placement du doigt.	37
Figure II-26: Système de guidage du doigt.....	37
Figure III-1: Principe du prétraitement de l'image.	41
Figure III-2: La transformée de Fourier d'une sinusoïde 1D (a), d'une sinusoïde 2D (b), d'un ensemble de stries localement parallèles (c).	43
Figure III-3: Représentation fréquentielle d'une empreinte digitale.	44
Figure III-4: Effet de la variation de la distance inter-stries sur le spectre de l'image.....	45
Figure III-5: Variation spectrale idéale (a) et observée (b) d'une empreinte digitale.	45
Figure III-6: Elimination des discontinuités locales et de l'effet des lignes verticales.	48
Figure III-7: Exemples de carte directionnelle sur des images en provenance de notre capteur.	49
Figure III-8: Quantification $Q\alpha$ de l'orientation α selon 4 directions.	49
Figure III-9: Evaluation de la distance inter-stries.	50
Figure III-10: Exemple de carte fréquentielle.	52
Figure III-11: Effet de la segmentation sur l'image.	53
Figure III-12: Représentation 1-D du filtre de Butterworth.....	54
Figure III-13: Représentation 3-D du masque directionnel (a), de la composante radiale (b) et de la composante angulaire (c).	55
Figure III-14: Principe du filtrage fréquentiel.	55
Figure III-15: Résultat d'un filtrage fréquentiel avec 4 directions.	56
Figure III-16: Influence de la fréquence et de la bande passante radiale d'un filtre de Butterworth dans le cas d'un filtrage de direction horizontale.	57
Figure III-17: Résultat obtenu par un masquage fréquentiel directionnel de Butterworth.	59
Figure III-18: Les réponses spatiale (a) et fréquentielle (b) d'un filtre de Gabor.....	60
Figure III-19: Composante radiale fréquentielle pour un filtre de Gabor avec $B=2.3$ octaves.....	61
Figure III-20: Résultat du filtrage directionnel adaptatif.....	62
Figure III-21: Résultats du filtrage par un ensemble de filtres de Log-Gabor.....	64

Figure III-22: Principe de la méthode auto-adaptative.	66
Figure III-23: Effet des lignes verticales.	67
Figure III-24: Elimination des lignes verticales.	68
Figure III-25: Effets de bord provoqués par la taille des blocs.....	69
Figure III-26: Influence du facteur de puissance du spectre.....	70
Figure III-27: Principe du masquage fréquentiel directionnel.....	71
Figure IV-1: Schéma général des différentes étapes d'un système de reconnaissance.	75
Figure IV-2: La phase d'extraction de la signature.	76
Figure IV-3: Résultats de l'étape de binarisation.....	77
Figure IV-4: Squelette de l'image binaire de l'empreinte.	78
Figure IV-5: Les différentes représentations du squelette.	79
Figure IV-6: Exemples de détermination du type de minutie en fonction du calcul de CN	79
Figure IV-7: Exemple de détection de fausses minuties.....	80
Figure IV-8: Exemples de minuties détectées, segment trop court (a), branche parasite (b), vraie terminaison (c), vraie bifurcation (d), triangle (e), pont (f), îlot (g), segment trop court (h).....	80
Figure IV-9: Validation des terminaisons détectées, cas d'une vraie terminaison (a), branche parasite (b), segment trop court (c).	81
Figure IV-10: Définitions associées à une bifurcation lors de la phase de validation.	82
Figure IV-11: Résultat de la phase d'élimination des fausses minuties.	83
Figure IV-12: Représentation tridimensionnelle d'un morceau d'empreinte et de son image filtrée.....	84
Figure IV-13: Principe de suivi d'une strie.....	84
Figure IV-14: Recherche d'une strie à partir d'un point de départ.	85
Figure IV-15: Zone de recherche de fausse terminaison lors de la détection d'une bifurcation.	86
Figure IV-16: Détection des minuties par le suivi des stries de l'image filtrée.	87
Figure IV-17: Les caractéristiques extraites d'une minutie.....	88
Figure IV-18: Estimation de la distorsion verticale locale à un bloc.....	90
Figure IV-19: Reconstruction de l'image par interpolation bicubique avec Matlab.....	93
Figure IV-20: Elimination de la distorsion au cours de l'enregistrement de la signature.	94
Figure IV-21: Illustration des marges d'erreur associées à la signature.....	96
Figure IV-22: Principe de la vérification de la signature.....	96
Figure V-1: Le logiciel de génération d'empreintes synthétiques ([7]).	102
Figure V-2: Chaîne de traitement de la génération d'empreintes artificielles.....	103
Figure V-3: Exemples d'images obtenues synthétiquement.	105
Figure V-4: Détection de la zone de l'image correspondant au passage du doigt.....	106

Figure V-5: Schéma global du pilote d'acquisition.....	106
Figure V-6: Structure du processus d'acquisition de l'image.....	107
Figure V-7: Photo de la plateforme de test utilisée.	109
Figure V-8: Interconnexions entre le capteur et la carte de développement.....	110
Figure V-9: Exemples d'images utilisées au cours de nos tests, une boucle à gauche (a), une boucle à droite (b), une arche (c), une spire (d).	111
Figure V-10: Histogramme de la répartition de la hauteur sur l'ensemble des images acquises avec le capteur (BDV).	111
Figure V-11: Organigramme représentant les différentes méthodes à tester.	113
Figure V-12: Histogramme de la répartition du nombre de minuties extraites à partir des images du capteur pour chaque algorithme de filtrage (utilisation d'une binarisation globale et d'une réduction bilinéaire).	115
Figure V-13: Représentation graphique des performances d'un système, distributions TA et TI (a), FMR(t) et FNMR(t) (b), courbe ROC (c).	117
Figure V-14: Influence de la phase de réduction et de la binarisation sur l'image.	121
Figure V-15: Exemple de performances pour l'algorithme R2_F1_A2_E0_B1 en fonction de la base de donnée fournie.	121
Figure V-16: Influence de la méthode de calcul du taux d'appariement sur les performances.	123
Figure V-17: Histogramme de la répartition du pourcentage de surface utile des images réelles (BDV) après segmentation. Le résultat des méthodes spatiales (F0_Ax) et fréquentielles (F1_Ax) est représenté.	125
Figure V-18: Performances des différentes méthodes de filtrage sur les empreintes obtenues à partir du capteur.	126

Liste des tableaux

Tableau II-1: Caractéristiques des principaux capteurs d'empreintes digitales.....	26
Tableau II-2: Caractéristiques des micropoutres du capteur.....	30
Tableau III-1: Résumé des paramètres du filtrage de Butterworth.....	58
Tableau III-2: Résumé des paramètres utilisés pour un filtrage de Log-Gabor.....	64
Tableau V-2: Résultats des courbes <i>ROC</i> et des taux <i>EER</i> obtenus à partir des méthodes de filtrage <i>F0_A1</i> , <i>F0_A2</i> et <i>F0_A3</i> sur la base d'images <i>BDSI</i>	118
Tableau V-3: Résultats des courbes <i>ROC</i> et des taux <i>EER</i> obtenus à partir des méthodes de filtrage <i>F1_A1</i> , <i>F1_A2</i> et <i>F1_A3</i> sur la base d'images <i>BDSI</i>	119

AVANT-PROPOS

L'objet de cette thèse est le développement d'un système complet de reconnaissance d'empreintes digitales adapté à un capteur qui a été préalablement développé au laboratoire. La thématique «capteur d'empreintes digitales» a été lancée en 1999 dans le groupe Microsystèmes. Une première thèse s'est attachée à développer un capteur d'empreintes digitales utilisant un mode de mesure inédit et une technologie microsystèmes. Les résultats prometteurs des premières mesures nous ont poussé à continuer l'exploitation d'une seconde version du capteur et à développer l'ensemble de la chaîne de mesure et de reconnaissance associée spécifiquement à ce capteur. Dans ce cadre la, mon travail s'est consacré au développement des algorithmes de filtrage et de reconnaissance des images mesurées à partir du capteur d'empreintes.

L'ensemble de ce système vise plus particulièrement des applications embarquées et mono utilisateurs nécessitant une authentification (téléphone cellulaire, ordinateur portable, assistant numérique...). Le travail effectué fait appel principalement à des techniques de traitement d'images (filtrage, extraction des caractéristiques d'une image, comparaison de deux motifs de points...). Ce mémoire de thèse est structuré en cinq chapitres.

Dans la première partie, nous introduirons la notion de biométrie et les applications qui en découlent. Nous insisterons plus particulièrement sur l'utilisation des empreintes digitales dans les systèmes d'identification de personnes.

Le deuxième chapitre sera dédié à la présentation générale des capteurs d'empreintes actuels. Le capteur utilisé dans notre système ainsi que les caractéristiques particulières des images obtenues seront détaillés dans la deuxième partie de ce chapitre.

Dans le troisième chapitre nous nous intéresserons au prétraitement algorithmique de l'image permettant d'améliorer sa qualité. Cette étape a une place très importante car une reconnaissance optimale nécessite la disposition d'une information fiable non bruitée. Six méthodes différentes de filtrage adaptées aux caractéristiques du capteur seront étudiées. Cette démarche permettra finalement de choisir l'approche la plus performante dans le système de reconnaissance complet.

Le quatrième chapitre sera consacré tout d'abord au traitement de l'image filtrée permettant l'extraction de l'information utile à l'identification d'une personne. Deux algorithmes différents seront étudiés, puis la vérification de deux empreintes sera détaillée.

Le cinquième et dernier chapitre permettra d'évaluer les performances des différentes méthodes proposées. La méthode utilisée pour les tests ainsi que les résultats expérimentaux obtenus seront décrits.

CHAPITRE I

LA BIOMETRIE ET LES EMPREINTES DIGITALES

Dans ce chapitre nous commencerons par présenter la biométrie de manière générale ainsi que les diverses applications qui en découlent, en insistant plus particulièrement sur l'utilisation des empreintes digitales. Puis nous détaillerons les différentes étapes composant un système complet de reconnaissance d'empreintes.

I.1. La biométrie

I.1.1. Qu'est ce que la biométrie?

Depuis quelques décennies l'explosion de l'informatique et des réseaux de communication a fait augmenter de manière significative le besoin d'identification des personnes. Jusqu'à présent les méthodes usuelles d'identification sont basées sur ce que l'on possède (carte d'identité, carte à puce, badge magnétique...) ou sur ce que l'on sait (mot de passe, code PIN...) mais ces méthodes posent de gros problèmes de fiabilité (falsification de document, oubli de son code, décryptage du mot de passe via des logiciels spécifiques...). Depuis les récents actes terroristes et les menaces qui pèsent sur de nombreux pays, une identification fiable des personnes est devenue un problème majeur pour des raisons de sécurité (contrôle aux frontières, accès aux lieux publics, transport...). Tous ces problèmes ont ainsi provoqué un développement accru des techniques biométriques d'identification ([1], [2]) comme en témoigne l'étude des perspectives du marché de la biométrie (Figure I-1).

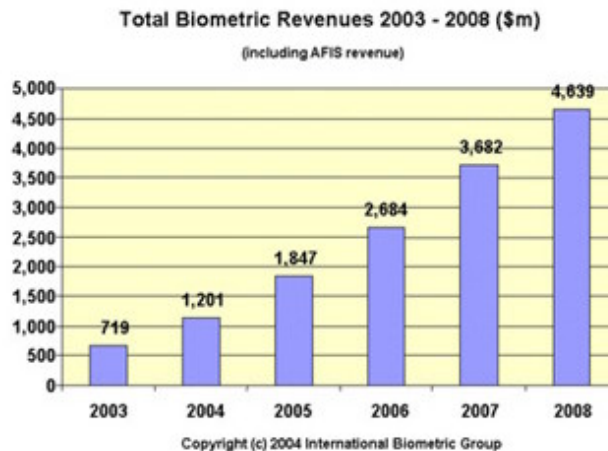


Figure I-1: Evolution du marché international de la biométrie ([3]).

La biométrie consiste en l'analyse mathématique des caractéristiques biologiques d'une personne et a pour objectif de déterminer son identité de manière irréfutable. Contrairement à *ce que l'on sait* ou *ce que l'on possède* la biométrie est basée sur *ce que l'on est* et permet ainsi d'éviter la duplication, le vol, l'oubli ou la perte. Les caractéristiques utilisées doivent être *universelles* (c'est-à-dire communes à tous les individus), *uniques* (pour pouvoir différencier deux individus) et *permanentes* (c'est-à-dire invariantes dans le temps pour chaque individu).

Il existe deux types de systèmes de reconnaissance biométrique: ceux basés sur la *vérification* et ceux basés sur l'*identification*. La vérification, également appelée authentification, consiste à confirmer ou infirmer l'identité d'une personne (suis-je celui que je prétend être?). Il s'agit d'une comparaison du type "*un contre un*"; les caractéristiques de l'individu sont comparées à celles présentes dans un enregistrement de référence. Quant à l'identification elle permet d'établir l'identité d'une personne (qui suis-je?) à partir d'une base de données, il s'agit d'une comparaison du type "*un contre plusieurs*". L'application qui vient immédiatement à l'esprit est l'utilisation des empreintes digitales par les forces de l'ordre pour ficher les criminels. A titre d'exemple le FBI ([4]) posséderait une base de données de 250 millions d'empreintes.

Outre l'utilisation policière la biométrie apporte des solutions dans de nombreuses applications telles que le contrôle d'accès à un lieu physique (aéroport, gare, casino...), la surveillance (systèmes de vidéosurveillance des rues, contrôle des détenus dans les prisons...), le contrôle d'accès à un espace virtuel (e.g. accès à un réseau local pour éviter la fraude par mot de passe), le paiement en ligne (pour sécuriser la transaction)...

I.1.2. Les différentes techniques biométriques

Parmi les différentes techniques biométriques existantes on distingue trois catégories:

- l'analyse morphologique: les empreintes digitales, l'iris de l'œil, la forme de la main, les traits du visage, le réseau veineux de la rétine...
- l'analyse des traces biologiques: l'ADN, le sang, la salive, l'urine, l'odeur, la thermographie...
- l'analyse comportementale: la reconnaissance vocale, la dynamique de frappe au clavier, la dynamique de signature, la manière de marcher...



Figure I-2: Part de marché des différentes méthodes biométriques ([3]).

Parmi les nombreuses méthodes d'identification biométrique l'utilisation des empreintes digitales est la méthode la plus aboutie avec 48% de parts de marché, nous y reviendrons plus en détail dans la section suivante. Néanmoins d'autres méthodes commencent à trouver leur place sur le marché de la biométrie (voir Figure I-2 et Figure I-3):

- la forme du visage ([5], [6]) arrive en deuxième position avec 12% de parts de marché. Plusieurs parties du visage (joues, yeux, nez, bouche...) sont extraites d'une photo ou d'une vidéo et analysées géométriquement (distances entre différents points, positions, formes...). Le problème de cette méthode vient des possibles perturbations pouvant transformer le visage (maquillage, faible luminosité, présence d'une barbe ou de lunettes, expression faciale inhabituelle, changement avec l'âge...)
- la géométrie de la main ([7]): jusqu'à 90 caractéristiques de la main sont mesurées (forme de la main et des articulations, longueur et largeur des doigts, longueurs inter articulations...). Le taux d'erreurs dans la reconnaissance est assez élevé, en particulier pour des personnes appartenant à une même famille en raison d'une forte ressemblance. De plus la forme de la main évolue beaucoup avec l'âge.
- l'iris ([8], [9]) est une technique extrêmement fiable car l'iris contient une infinité de points caractéristiques (ensemble fractal), la fraude étant néanmoins possible en utilisant des lentilles. L'acquisition de l'iris est effectuée au moyen d'une caméra pour pallier aux mouvements inévitables de la pupille. Elle est très sensible (précision, reflet...) et relativement désagréable pour l'utilisateur car l'œil doit rester grand ouvert et il est éclairé par une source lumineuse pour assurer un contraste correct.
- la reconnaissance vocale ([10], [11]): les caractéristiques du timbre de la voix et de la prononciation sont analysées. La qualité de l'enregistrement peut poser problème et il est possible de frauder avec un échantillon vocal préenregistré.

- la dynamique du tracé de la signature ([12]. Il s'agit d'une analyse comportementale où différents éléments (mesure de la vitesse, ordre d'écriture, pression exercée, accélérations...) sont mesurés lors de la signature. La falsification est possible en passant par une phase d'apprentissage, la signature peut varier selon le stress de l'utilisateur.

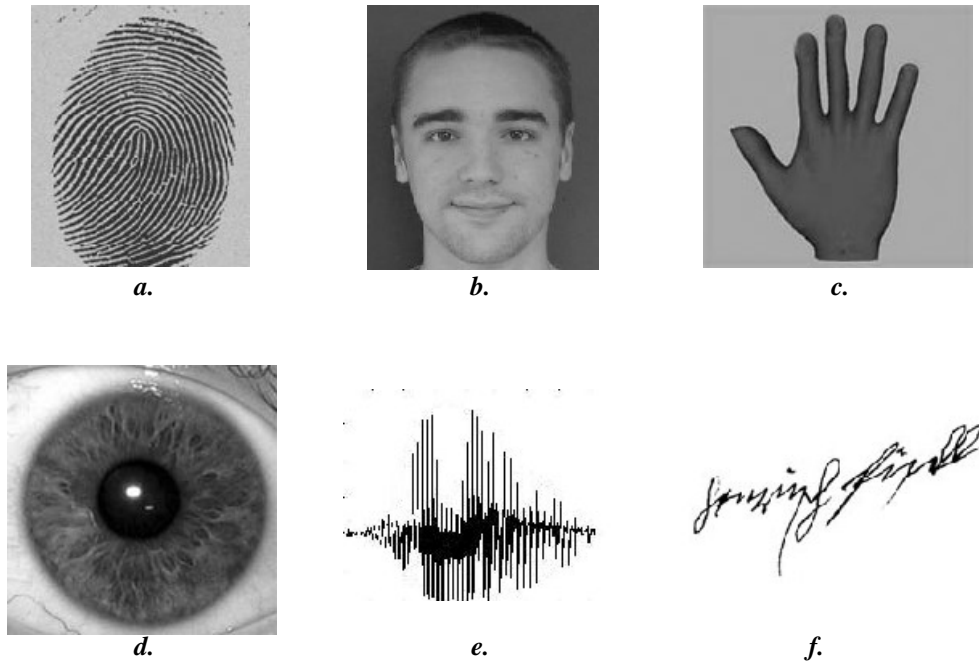


Figure I-3: Exemples de différentes caractéristiques biométriques : empreinte digitale (a), visage (b), main (c), iris (d), empreinte vocale (e), signature (f).

Certaines de ces techniques sont très prometteuses (iris) et commencent juste à émerger, d'autres sont encore au stade expérimental (analyse comportementale). Mais l'utilisation des empreintes digitales reste la méthode la plus aboutie actuellement.

I.1.3. Les empreintes digitales

I.1.3.1. Historique

Les premières traces d'utilisation d'empreintes digitales ont été découvertes en Egypte et datent de l'époque des pyramides il y a plus de 4000 ans. Les Chinois ont aussi utilisé très tôt ce moyen pour signer les documents officiels (le plus vieux document signé date du troisième siècle avant Jésus Christ) mais ils ne savaient sûrement pas que les empreintes étaient uniques pour chaque personne et permettaient ainsi une identification fiable. C'est en 1856 que l'anglais William Hershel, après avoir utilisé les empreintes en guise de signature sur la population indienne qu'il dirigeait, commença à comprendre que les empreintes étaient uniques et constantes dans le temps. En 1888 le britannique Francis Galton publia une étude sur les empreintes digitales où il établit leurs caractéristiques (unicité, invariance, minuties, classification...) et en 1901 la technique d'identification au moyen des

empreintes fut adoptée officiellement en Angleterre dans le système judiciaire. Cette technique fut ensuite largement développée dans les enquêtes criminelles et permit de résoudre un bon nombre d'affaires. De nos jours les empreintes sont toujours largement utilisées et reconnues comme méthode d'identification fiable.

I.1.3.2. Caractéristiques des empreintes

Une empreinte digitale est constituée d'un ensemble de lignes localement parallèles formant un motif unique pour chaque individu (Figure I-4), on distingue les *stries* (ou crêtes, ce sont les lignes en contact avec une surface au toucher) et les *sillons* (ce sont les creux entre deux stries). Les stries contiennent en leur centre un ensemble de *pores* régulièrement espacés.

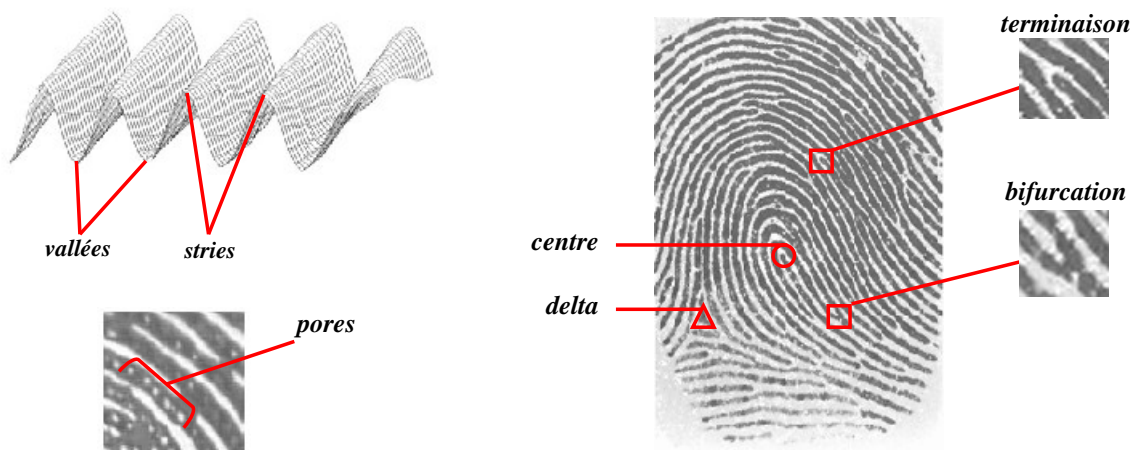
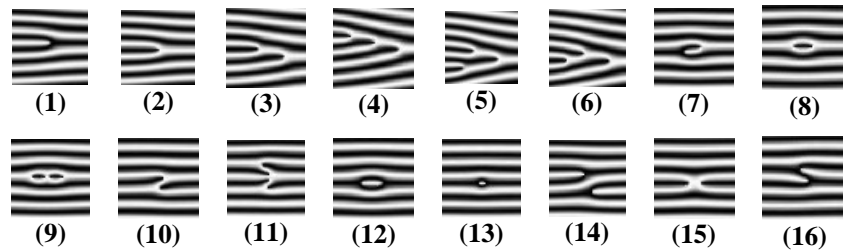


Figure I-4: Caractéristiques d'une empreinte digitale.

Chaque empreinte possède un ensemble de points singuliers globaux (les *centres* et les *deltas*) et locaux (les *minuties*). Les centres correspondent à des lieux de convergences des stries tandis que les deltas correspondent à des lieux de divergence. Une étude (Figure I-5) a montré l'existence de seize types de minuties différentes mais en général les algorithmes ne s'intéressent qu'aux bifurcations et terminaisons qui permettent d'obtenir les autres types par combinaison.



1.	terminaison	9.	boucle double
2.	bifurcation simple	10.	pont simple
3.	bifurcation double	11.	pont jumeau
4.	bifurcation triple I	12.	intervalle
5.	bifurcation triple II	13.	point isolé
6.	bifurcation triple III	14.	traversée
7.	crochet	15.	croisement
8.	boucle simple	16.	tête bêche

Figure I-5: Les différents types de minutie.

La position et le nombre de centres et de deltas permettent de classifier les empreintes en catégorie selon leur motif général, on distingue principalement trois grandes familles (voir Figure I-6) :

- Les boucles (*loop*) représentent 65% des empreintes rencontrées.
- Les spires (*whorl*) représentent 30% des empreintes rencontrées.
- Les arches (*arch*) représentent 5% des empreintes rencontrées.

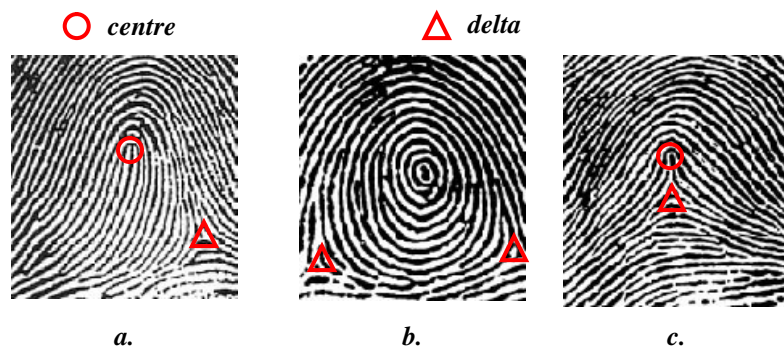


Figure I-6: Les trois principales classes d'empreinte, boucle (a), spire (b), arche (c).

L'ensemble formé par la disposition des points singuliers constitue un motif unique pour chaque individu, en effet il a été montré ([13]) que l'empreinte digitale se forme au cours du troisième mois de la vie fœtale, le motif général est influencé par les gènes héréditaires mais l'apparition des détails (minuties) est créée de manière accidentelle par des pressions variables aléatoires sur les surfaces tactiles. Ainsi l'empreinte est unique pour tout individu, y compris pour des vrais jumeaux et il a été montré que les méthodes de reconnaissance actuelles permettent d'identifier efficacement les jumeaux ([14]). De plus les empreintes une fois formées ne changent plus au cours de la vie d'une personne, ces deux caractéristiques en font un moyen de reconnaissance très efficace.

I.2. Structure d'un système complet de reconnaissance d'empreintes

I.2.1. Principe général

Un système automatique complet de reconnaissance d'empreintes digitales est une chaîne de processus qui à partir du doigt d'un utilisateur en entrée renvoie un résultat en sortie, permettant ainsi à l'utilisateur d'accéder ou non à des éléments nécessitant une protection. La réalisation d'un tel système a fait l'objet de très nombreuses recherches et des méthodes très différentes de traitement ont été proposées ([16]). Néanmoins ces systèmes répondent toujours à la même structure (Figure I-7).

La première phase permet d'obtenir une image de l'empreinte de l'utilisateur (*acquisition*), laquelle va subir un prétraitement pour extraire l'information utile de l'image (*signature*) suivi éventuellement d'un traitement supplémentaire permettant d'éliminer de possibles fausses informations qui se seraient glissées entre temps dans la chaîne de traitement. Ensuite si l'utilisation du système consiste juste à créer une base de données (*stockage*) la signature est éventuellement compressée puis stockée dans la base de données au moyen d'une technique d'archivage (*classification*).

Pour un système d'identification l'ensemble des empreintes présentes dans la base de données pouvant correspondre à celle de l'utilisateur (modèle identique) sont désarchivées et comparées (*appariement*) une à une avec celle de l'utilisateur, si une éventuelle correspondance est trouvée des informations personnelles concernant l'utilisateur sont renvoyées par le système. Dans le cas d'un système de vérification il n'y a qu'une seule comparaison et un résultat binaire est renvoyé, permettant l'acceptation ou le rejet de l'utilisateur.

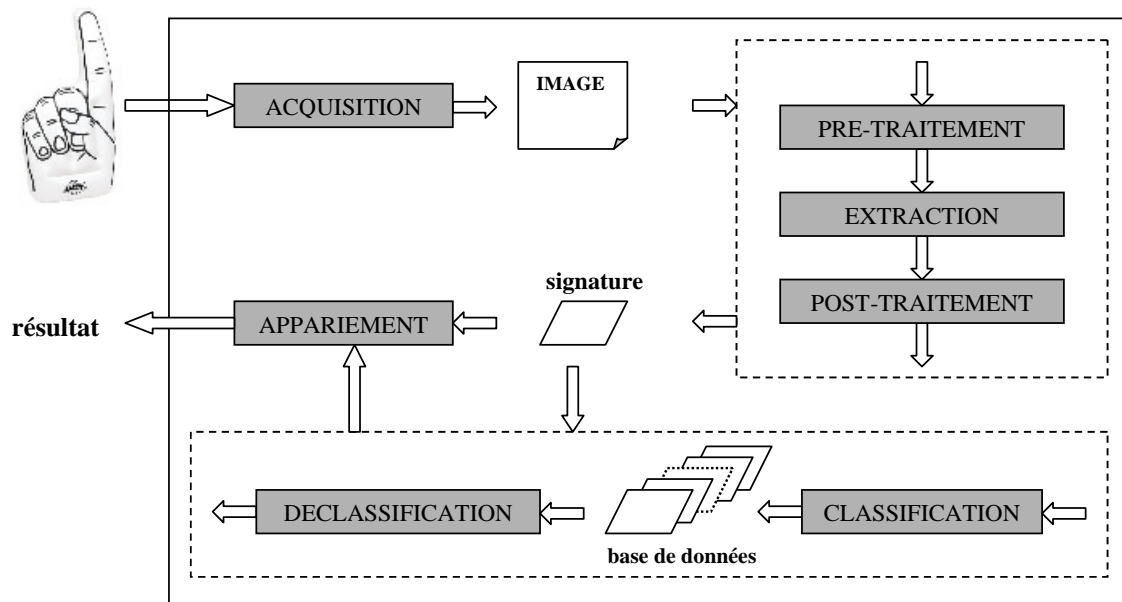


Figure I-7: Architecture générale d'un système complet de reconnaissance d'empreintes.

I.2.2. L'acquisition de l'empreinte

La première phase d'un système de reconnaissance consiste à obtenir une image de l'empreinte du doigt. Longtemps le seul moyen existant a été l'utilisation du papier et de l'encre ce qui a rendu la tâche de reconnaissance très lourde. En effet la qualité de l'image était plutôt mauvaise (plusieurs acquisitions étaient nécessaires) et l'extraction de la signature était effectuée visuellement par un expert (processus très long et pénible). Heureusement avec le développement de l'informatique et de la microélectronique de nouveaux moyens d'acquisition ont fait leur apparition, permettant ainsi d'accélérer la chaîne de traitement en l'automatisant (un capteur dédié fournit directement une image numérique). Nous reviendrons sur l'acquisition et l'utilisation des capteurs d'empreintes digitale dans le chapitre suivant.

Dans le cas d'enquêtes criminelles les empreintes sont majoritairement utilisées. En effet un doigt contaminé par une substance telle que du sang, de l'encre ou de la graisse va laisser une trace au contact d'un support solide. Un doigt propre va également laisser des traces provoquées par les sécrétions naturelles des glandes de la peau. Dans un lieu où s'est produit un crime les enquêteurs privilégient donc la recherche d'empreintes éventuellement laissées par le malfaiteur. Ce type d'empreintes est dénommé *empreinte latente*. Elles sont détectées au moyen d'un procédé chimique sophistiqué puis elles sont photographiées à haute résolution pour permettre l'automatisation de l'extraction de la signature. La très mauvaise qualité de ce genre d'empreintes peut nécessiter la confirmation visuelle d'un expert.

I.2.3. Le traitement de l'image et l'extraction de la signature

Lors de l'acquisition de l'empreinte l'image obtenue contient souvent beaucoup ayant des origines diverses:

- Les substances parasites présentes sur le doigt (encre, graisse, saletés...).
- La personne (cicatrices, métiers manuels, âge...).
- L'environnement où se produit l'acquisition (température de l'air, degré d'humidité...).
- Les caractéristiques spécifiques du moyen d'acquisition utilisé.

Pour permettre une reconnaissance fiable un prétraitement est alors nécessaire pour améliorer la qualité de l'image obtenue et éviter les erreurs. L'image est donc filtrée et, pour augmenter l'efficacité du traitement, les caractéristiques locales des stries (direction et fréquence) sont généralement utilisées ([15]). Ceci sera abordé dans le chapitre III.

La reconnaissance d'empreinte est basée sur l'extraction de la *signature*. La signature d'une empreinte digitale correspond à l'information utile nécessaire à l'identification fiable de la personne ou à l'archivage dans la base de données. Elle permet de caractériser de manière unique la personne.

La très grande majorité des techniques de reconnaissance sont basées sur la détection locale des minuties ([16]) et l'extraction de leurs caractéristiques (type, direction locale,...) car historiquement, c'est la technique qui a toujours été utilisée par les experts humains. Certains algorithmes permettent d'extraire l'information des minuties directement à partir de l'image en niveaux de gris en suivant le maximum local des stries ([17]) néanmoins cela nécessite une bonne qualité d'image à la base, c'est pourquoi la plupart des algorithmes préfèrent travailler sur un squelette binaire de l'image où l'extraction est grandement facilitée (voir Figure I-8). L'inconvénient de cette technique est de produire la détection d'un nombre important de fausses minuties, un post-traitement est alors nécessaire pour les éliminer ([18]). Il arrive également que les pores de l'empreinte ([19]) soient utilisées, mais cela nécessite des images de très hautes définitions et reste donc peu utilisé.

La structure globale de l'empreinte peut aussi être utilisée ([20]), mais les résultats sont généralement moins précis qu'avec les caractéristiques locales. Ce genre de méthode est en général associée à l'extraction des minuties pour augmenter les performances du système, ou utilisée pour classifier les empreintes.



Figure I-8: Méthode classique d'extraction de la signature à partir d'un squelette binaire.

I.2.4. Le stockage et la phase d'appariement

Pour les systèmes disposant de grosses bases de données, l'identification peut poser problème en temps de calcul si la signature d'entrée doit être comparée avec toutes les signatures présentes dans la base. C'est pourquoi un processus de *classification* et de *déclassification* est nécessaire pour limiter les temps de recherche.

Lorsqu'une image est stockée, un groupe spécifique lui est attribué en fonction de ses caractéristiques. Lors de l'identification on désarchive l'ensemble des signatures de la base correspondant au groupe de l'empreinte nécessitant l'identification. Puis chacune des images désarchivées est comparée avec celle de l'utilisateur. Ceci permet de réduire sensiblement les temps de recherche en limitant le nombre d'images à comparer, à condition que les différentes catégories soient judicieusement choisies. Parmi les différentes techniques existantes ([21]) on distingue principalement l'approche syntaxique (l'image est décrite au moyen de règles et de symboles et une analyse grammaticale permet de lui associer une

classe), l'extraction des singularités de l'image (la position des centre et delta permet de déterminer la classe de l'empreinte) et l'utilisation des réseaux de neurones.

La phase d'appariement est *l'étape critique* du système, elle reçoit en entrée deux signatures issues de deux acquisitions différentes d'empreinte et renvoie en sortie un résultat binaire indiquant si oui ou non les deux signatures proviennent de la même empreinte. Bien entendu deux empreintes provenant de la même personne ne seront jamais identiques en raison de l'élasticité de la peau, de la présence de poussière, de l'orientation du doigt lors de l'acquisition... Ceci est caractéristique des systèmes biométriques. La phase d'appariement va donc calculer le degré de similarité (*taux d'appariement*) entre les deux signatures et *décider* si elles peuvent être considérées identiques en fonction d'une valeur seuil ([22]).

Bien que les deux empreintes puissent être comparées directement par corrélation ([23]) la méthode qui a suscité le plus d'intérêt utilise les caractéristiques locales des minuties et consiste en l'appariement basé sur l'alignement d'un motif de point ([24]) car il est simple en théorie, efficace pour faire face à la fausse information détectée dans les phases précédentes, et rapide par rapport aux autres méthodes. Cet algorithme est divisé en deux processus:

- L'alignement: on évalue la transformation géométrique (orientation, translation, homothétie) entre les deux ensembles à traiter et on les aligne suivant cette transformation.
- L'appariement: on évalue le nombre d'éléments caractéristiques qui sont alignés (moyennant une certaine marge d'erreurs car un alignement parfait est impossible) et le taux d'appariement est calculé en fonction des correspondances rencontrées.

I.3. Les problèmes posés par l'utilisation de la biométrie

Dans les systèmes biométriques la phase finale d'appariement estime le degré de similitude (*taux d'appariement*) entre deux fichiers signatures et le compare à un seuil fixé à l'avance, ainsi le résultat n'est jamais fiable à 100% mais s'en approche selon le réglage du seuil ([22]). L'évaluation des performances de ces systèmes fait apparaître *deux types d'erreur* ([25]):

- le Taux de Faux Rejets (TFR) correspondant au pourcentage de personnes rejetées par erreur.
- le Taux de Fausses Acceptations (TFA) correspondant au pourcentage de personnes qui ont été acceptées et qui n'auraient pas du l'être.

La relation liant TFA et TFR est illustrée sur la Figure I-9. On peut voir que plus le TFR est faible et plus le TFA est élevé et inversement. Ces deux éléments dépendent du réglage du seuil qui est le résultat d'un compromis selon le choix de l'application. Pour des applications de haute sécurité (accès au coffre fort de la banque centrale par exemple), on cherchera à limiter au maximum la possibilité d'intrusion, ce qui se traduit par un TFA faible. Au contraire, dans le cadre d'applications médicales,

on ne pourra pas se permettre de rejeter une personne par erreur ce qui implique un TFR le plus faible possible.

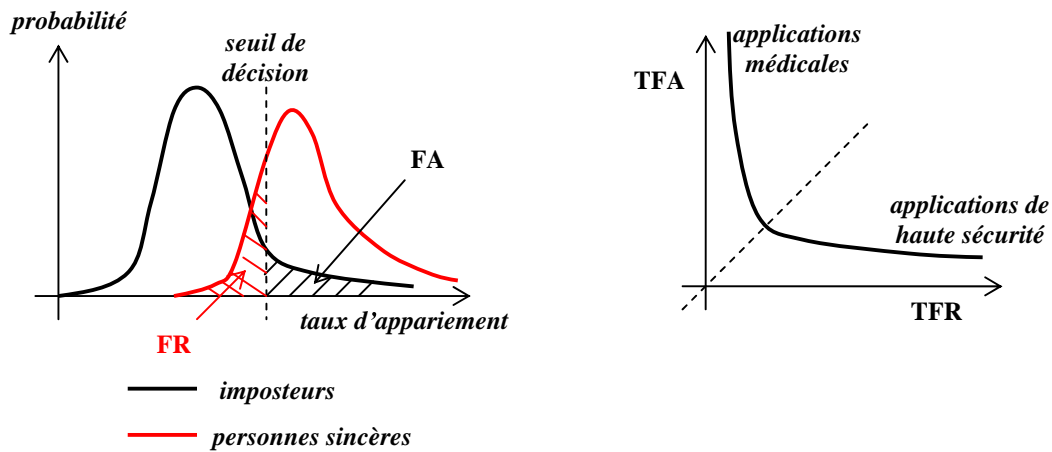


Figure I-9: Liens entre TFR et TFA.

Les systèmes biométriques posent aussi des *problèmes de sécurité* car il n'est jamais vérifié que les données biométriques en entrée proviennent de leur réel possesseur. En effet les moyens de flouer un tel système existent ([26]), et de plus les caractères biométriques ne sont pas secrets. Il est relativement facile de se procurer une photo du visage, une empreinte digitale ou un enregistrement audio d'une personne. Une équipe japonaise a d'ailleurs montré que les systèmes actuels d'acquisition d'empreintes acceptent très bien une fausse empreinte créée à partir d'un moule en gélatine ([27]). Le problème vient de l'absence de vérification que la donnée entrée provient bien d'un être vivant.

L'utilisation de la biométrie dans la vie de tous les jours pose également des *problèmes de vie privée* et de libertés ([28]). En France l'absence de législation spécifique sur les techniques biométriques peut poser problème et a fait l'objet d'un rapport parlementaire très détaillé ([29]). La commission Nationale de l'Informatique et des Libertés ([30]) a d'ailleurs rendu un avis défavorable sur le stockage en masse de caractéristiques biométriques des personnes face aux risques de réutilisations abusives de ces données.

I.4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons vu l'émergence des méthodes biométriques de reconnaissance et des problèmes qui en découlent. Les caractéristiques des empreintes digitales ainsi que la structure globale d'un système de reconnaissance d'empreintes ont également été décrit; il s'agit à l'heure actuelle de la technique biométrique la plus aboutie. Dans la suite de ce mémoire nous nous intéresserons à un système complet de *vérification* d'empreintes digitales basé sur l'extraction des minuties. Le chapitre suivant est dédié aux systèmes d'acquisitions des empreintes.

I.5. Références

- [1] A.K. Jain, L. Hong and S. Pankanti, "Biometrics: Promising Frontiers for Emerging Identification Market", *Comm. ACM*, pp. 91-98, February. 2000.
- [2] J.-L. Dugelay et al., "Recent Advances in Biometric Person Authentication", *IEEE Int. Conf. on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Orlando, Florida, May 2002.
- [3] International Biometric Group, homepage: www.biometricgroup.com
- [4] FBI, Federal Bureau of Investigation, homepage: www.fbi.gov
- [5] W. Zhao, R. Chellappa, P.J. Phillips and A. Rosenfeld, "Face recognition: A literature survey", *ACM Computing Surveys (CSUR)*, Volume 35, Issue 4, December 2003.
- [6] W.A. Barrett, "A survey of face recognition algorithms and testing results", *Conference Record of the Thirty-First Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers*, pp. 301-305, 1997.
- [7] A.K. Jain, A. Ross, and S. Pankanti, "A prototype hand geometry-based verification system", in *Proc. of 2nd Int'l Conf. on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication*, pp. 166–171, March 1999.
- [8] G.O. Williams, "Iris Recognition Technology", *IEEE Aerospace and Electronics Systems Magazine*, Volume 12, Issue 4, pp. 23 -29, April 1997.
- [9] R.P. Wildes, "Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology", *Proceedings of the IEEE*, Volume 85, Issue 9, pp. 1348 -1363, Sept. 1997.
- [10] S.J. Vaughan-Nichols; "Voice authentication speaks to the marketplace", *Computer*, Volume: 37 , Issue 3, pp. 13-15, March 2004.
- [11] B.H. Juang and T. Chen, "The past, present, and future of speech processing", *IEEE Signal Processing Magazine*, Volume: 15 Issue: 3, pp. 24-48, May 1998.
- [12] L.L. Lee, T. Berger, and E. Aviczer, "Reliable On-Line Human Signature Verification Systems", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 18, No. 6, pp.643-647, June 1996.
- [13] W.J. Babler, "Embryologic Development of Epidermal Ridges and Their Configurations", *Dermatoglyphics: Science in transition. Birth defects*, New York, Wiley-Liss, pp. 95-112, 1991.
- [14] A.K. Jain, S. Prabhakar and S. Pankanti, "Twin Test: On Discriminability of Fingerprints", *Proc. 3rd International Conference on Audio- and Video-Based Person Authentication*, pp. 211-216, Sweden, June 6-8, 2001.
- [15] H. Ailisto and M. Linholm, "A review of fingerprint image enhancement methods", *International Journal of Image and Graphics*, Vol. 3, No. 3, pp. 401-424, 2003.
- [16] N. Yager and A. Amin, "Fingerprint verification based on minutiae features: a review", *Pattern Analysis and Applications*, Vol. 7, No. 1, pp. 94-113, April 2004.
- [17] D. Maio and D. Maltoni, "Direct Gray-Scale Minutiae Detection In Fingerprints", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, pp. 27-40, 1997.

- [18] Z. Bian, D. Zhang and W. Shu, "Knowledge-based fingerprint post-processing", *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol. 16, No. 1, pp. 53-67, 2002.
- [19] J.D. Stosz and L.A. Alyea, "Automated system for fingerprint authentication using pores and ridge structure", *Proceedings of SPIE in Automatic Systems for the Identification and Inspection of Humans*, Vol. 2277, pp. 210-223, October 1994.
- [20] V. Soifer, V. Kotlyar, S. Khonina and R. Skidanov, "Fingerprint identification using the directions field", *ICPR proceedings*, Vol. 3, pp. 586-590, 1996.
- [21] L.C. Ern and G. Sulong, "Fingerprint Classification Approaches: An Overview", *International Symposium on Signal Processing and its Applications*, Kuala Lumpur, Malaysia, 13-16 August, 2001.
- [22] S. Pankanti, S. Prabhakar and, A.K. Jain, "On the Individuality of Fingerprints", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 8, pp. 1010-1025, August 2002.
- [23] D.P. Mital and E.K. Teoh, "An automated Matching Technique for Fingerprint Identification", *Proceedings of 22nd International Conference on Industrial Electronics, Control, and Instrumentation*, Vol.2, pp. 806-911, 1996.
- [24] Jain, L. Hong and R. Bolle, "On-Line Fingerprint Verification", *IEEE Transactions on PAMI*, Vol. 19, No. 4, pp. 302-314, 1997.
- [25] S. Prabhakar, S. Pankanti, and A. K. Jain, "Biometric Recognition: Security and Privacy Concerns", *IEEE Security & Privacy Magazine*, Vol. 1, No. 2, pp. 33-42, March-April 2003.
- [26] L. O’Gorman, "Comparing passwords, tokens, and biometrics for user authentication", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 91, No. 12, pp. 2019-40, Dec. 2003.
- [27] T. Matsumoto, "Impact of Artificial "Gummy" Fingers on Fingerprint Systems", *Proceedings of SPIE*, Vol. 4677, pp. 275-289, 24-25 January 2002
- [28] M.L. Johnson, "Biometrics and the threat to civil liberties", *Computer*, Volume: 37 , Issue: 4, pp. 90-92, April 2004.
- [29] Christian Cabal, "les méthodes scientifiques d'identification des personnes à partir des données biométriques et les techniques mises en œuvre", *Office Parlementaire d'Evaluation des Choix Scientifiques et Technologiques*, juin 2003.
- [30] CNIL, Commission Nationale de l’Informatique et des Libertés, www.cnil.fr.

CHAPITRE II

LES CAPTEURS D'EMPREINTES

Dans un système de reconnaissance d'empreintes digitales l'acquisition d'une image de l'empreinte joue un rôle majeur. Longtemps l'unique moyen disponible était l'utilisation de l'encre ce qui posaient beaucoup de problèmes (procédé coûteux en temps et peu pratique, images obtenues de qualité médiocre). Les avancées technologiques de ces dernières années ont permis l'apparition de capteurs automatisant la tâche d'acquisition ([1]). Dans ce chapitre nous nous attacherons tout d'abord à dresser un état de l'art des capteurs d'empreintes digitales, puis nous détaillerons le principe de fonctionnement du capteur que nous avons utilisé. Nous finirons par la description des caractéristiques des images obtenues spécifiques au capteur utilisé.

II.1. Les capteurs d'empreintes digitales

II.1.1. Introduction

A l'heure actuelle la majorité des capteurs d'empreintes digitales sont des systèmes de volume important installés de manière permanente sur des bornes de mesure (contrôle d'accès aux bâtiments, système de fichage des candidats à l'immigration utilisé par l'administration américaine...). De tels systèmes ont peu de contraintes d'encombrement et utilisent pratiquement tous un système de mesure optique des empreintes. Ils sont généralement connectés à un ordinateur offrant une grande puissance de calcul et un large espace mémoire.

L'apparition des technologies de circuits intégrés puis des technologies microsystèmes a permis le développement d'un grand nombre de solution de mesure des empreintes digitales par des capteurs intégrés. Par intégrés nous entendons un capteur compact de faible encombrement, en général de surface équivalente à la surface d'un doigt (i.e 1cm^2), et qui contient un réseau d'éléments sensibles avec une certaine quantité d'électronique de traitement (voir Figure II-1). Suivant les choix technologiques, l'électronique peut se trouver sur la même base mécanique que le réseau de capteurs (capteur *monolithique*), ou séparée du capteur puis connecté au système de mesure par un câblage (capteur *hybride*).

Quelque soit le type, les capteurs intégrés d'empreintes digitales sont pratiquement tous fabriqués sur du silicium avec des technologies microélectroniques auxquelles on ajoute quelques opérations supplémentaires visant à intégrer un matériau particulier.

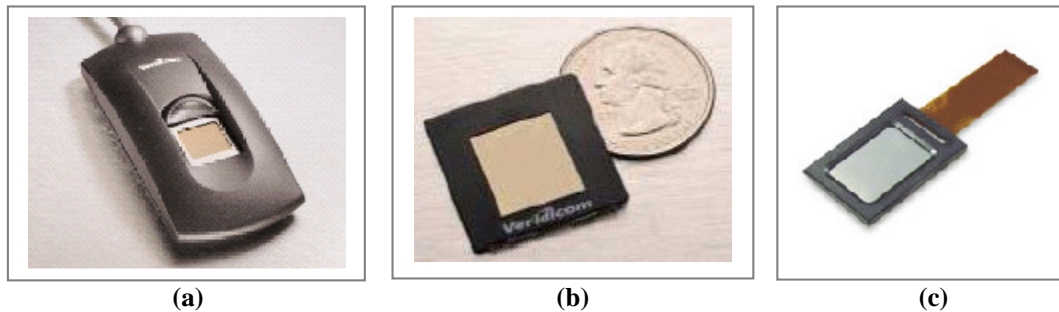


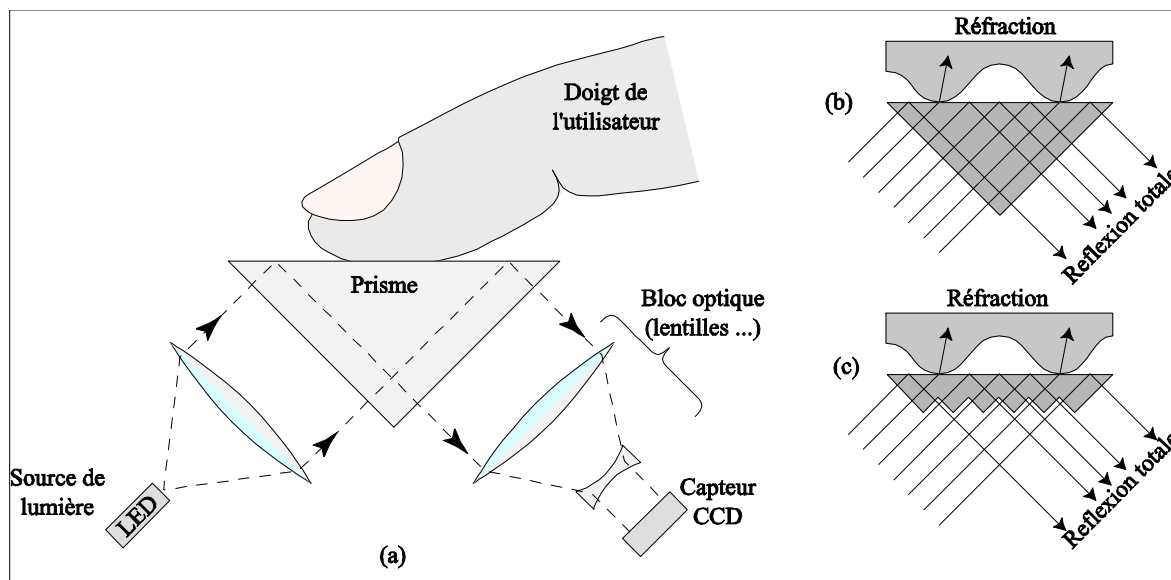
Figure II-1: Exemple de capteurs d'empreintes digitales intégrés, Veridicom (a,b) et Hitachi (c).

Il existe actuellement plus de 70 sociétés offrant des systèmes macroscopiques de mesure des empreintes digitales contre environ une dizaine ayant développé des capteurs intégrés.

II.1.2. Les capteurs d'empreintes digitales macroscopiques

La majorité des capteurs d'empreintes digitales optiques exploitent la modification de l'indice de réflexion de la surface d'un prisme lorsque les reliefs du doigt sont en contact avec cette dernière. Le principe de fonctionnement de ce type de capteur est représenté de manière simplifiée sur la Figure II-2. L'utilisateur pose son doigt sur une surface vitreuse formant un des cotés d'un prisme optique. En l'absence de contact, la surface est en condition de réflexion totale, c'est-à-dire que les rayons sont tous réfléchis vers le capteur. Au niveau du contact entre la peau du doigt et la vitre, le changement d'indice provoque l'absorption des rayons lumineux par la peau. Les crêtes du doigt (zones en contact avec la surface vitrée) apparaissent alors en sombre sur l'image tandis que les vallées (pas de contact) apparaissent en clair. De nombreux systèmes de ce type sont actuellement commercialisés par des sociétés comme Dermalog ([2]), Identix ([3]) ou Sagem ([4]).

Du fait de l'utilisation de lentilles et de capteurs optiques intégrés (capteurs matriciels de type CCD ou APS), ces capteurs sont relativement encombrants (Figure II-3) et d'un coût généralement élevé (de l'ordre de 100 € à 1000 € environ). De plus ils sont relativement fragiles et d'un assemblage mécanique peu commode rendant difficile leur intégration au sein d'un système portable.



L'image issue de ces capteurs possède généralement une définition de l'ordre de 500ppp (points par pouce) et souffre de plusieurs défauts. En effet l'image, qui possède peu de contraste, peut être facilement parasitée par les poussières et autres salissures (notamment les traces résiduelles d'empreintes) qui peuvent être en contact avec la face du prisme devant accueillir le doigt de l'utilisateur. De plus l'écrasement du doigt à la surface du capteur induit une distorsion de l'image parfois importante qui peut soulever différents problèmes lors de la phase de reconnaissance de l'empreinte digitale. Malgré ces défauts, les capteurs d'empreintes digitales optiques sont à l'heure actuelle les systèmes macroscopiques les plus utilisés et les plus aboutis.



Figure II-3: Exemple de bornes de mesure des empreintes digitales à base de capteur optique, Smith Heimann (a) et Sagem (b).

II.1.3. Les capteurs intégrés d'empreintes digitales

II.1.3.1. Les différents modes d'acquisition

Parmi les capteurs intégrés disponibles actuellement sur le marché on distingue trois modes différents d'acquisition:

1. *Les capteurs à matrices entières* (Figure II-3-a): ils se composent d'un ensemble d'éléments sensibles dont la surface rectangulaire recouvre quasiment entièrement celle d'un doigt. L'utilisateur pose son doigt à la surface et un système intégré permet de lire séquentiellement l'ensemble des lignes et colonnes de la matrice. L'image obtenue est de forme rectangulaire et ne nécessite pas de phase de reconstruction. Ce type de capteur nécessite une surface importante ce qui se traduit par un coût de fabrication élevé.
2. *Les capteurs à balayage* : l'image est obtenue par une position mobile du doigt de l'utilisateur qui le fait glisser le long du capteur. On distingue deux types différents:
 - *Les capteurs à matrice partielle* (Figure II-3-b). Dans ce cas le capteur se compose d'un nombre réduit de lignes d'éléments sensibles (entre 8 et 40) couvrant la largeur du doigt. Le dispositif de balayage intégré produit une succession d'images à différents moments du défilement du doigt (comme une séquence d'images vidéo). L'image finale de la surface du doigt est ensuite reconstruite par recouvrement à l'aide d'algorithmes dédiés. Par rapport aux capteurs à matrices entières la surface gagnée est importante en contrepartie d'un traitement spécifique de reconstruction de l'image.
 - *Les capteurs à ligne unique* (Figure II-3-c). Dans ce dernier cas la surface du capteur est réduite à son minimum, en effet le capteur se compose alors d'une ligne unique d'éléments sensibles couvrant la largeur du doigt. La ligne est balayée périodiquement afin de créer l'image de la surface du doigt lorsque ce dernier est balayé à la surface du capteur. L'image produite est directement liée à la vitesse de défilement du doigt à la surface du capteur. Cette vitesse n'étant jamais constante (phénomènes de frottement solides) il peut y avoir introduction d'une forte distorsion spatiale verticale dans l'image. Pour pallier à ce problème certains capteurs introduisent une mesure de la vitesse de défilement, d'autres font appel à certaines opérations de traitement de l'image.

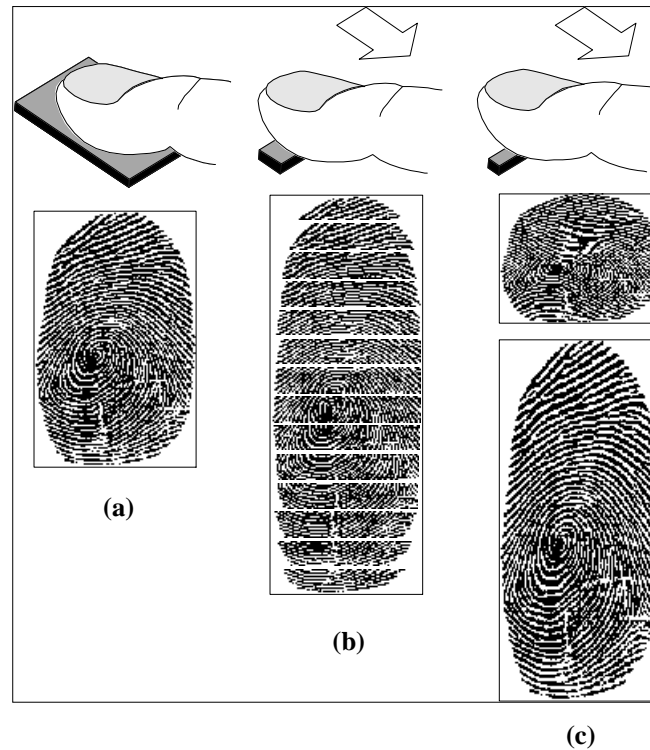


Figure II-4: Les différents types de mesure des empreintes digitales, dispositif a matrice entière (a), à matrice partielle (b), et à ligne unique (c).

II.1.3.2. Les capteurs intégrés capacitifs

La mesure capacitive des empreintes digitale est la solution la plus couramment utilisée pour les capteurs intégrés. La principale raison est que les capteurs capacitifs peuvent être fabriqués directement avec une technologie CMOS standard ou avec de faibles modifications au procédé de base, enfin le principe de mesure a prouvé son efficacité. Le principe est d'utiliser la peau et la surface du capteur comme les électrodes d'un condensateur. Suivant que le relief de la peau est en contact (crête) ou non (vallée) avec le capteur, la capacité du condensateur ainsi formé va être différente. En général le capteur se compose d'une matrice de plots métalliques recouverts par une couche de matériau isolant (du nitrure de silicium, la plupart du temps). Une électronique de balayage et de lecture se charge alors de mesurer la capacité du pixel sélectionné et de mettre en forme le signal avant de l'amplifier et de le numériser.

Comme illustré sur la Figure II-5, il existe cependant plusieurs schémas de lecture:

- *Les capteurs capacitifs actifs à deux électrodes* ([5]). Ces capteurs procèdent à l'acquisition de l'empreinte en mesurant les perturbations locales du champ électrique. Les deux électrodes placées côte à côte forment un condensateur. La capacité de ce condensateur va être modifiée par la présence de la peau mise en contact à la surface du capteur. Pour effectuer la mesure, le condensateur, présenté sur la Figure II-5-a, entre dans la boucle de contre réaction d'un circuit

intégrateur. L'avantage de ce type de mesure est qu'il n'est pas nécessaire de polariser la peau du doigt.

- *Les capteurs capacitifs actifs à une électrode* ([6]). Dans ce cas, le condensateur est formé par une électrode métallique sur le capteur et les couches internes de la peau, conductrices. La mesure de la capacité du condensateur est opérée par un montage en diviseur de tension (Figure II-5-b). Cette technique de mesure impose de polariser la peau avec une tension alternative, ce qui impose des couronnes de polarisation autour du réseau d'électrodes.
- *Les capteurs capacitifs passifs à une électrode* ([7], [8], [9]). Dans ce dernier cas, la peau n'est pas polarisée. Un circuit de lecture basé sur le transfert de charges (Figure II-5-b) permet de séparer la mesure de la capacité électrode/peau des effets parasites liés à la polarisation statique du doigt.

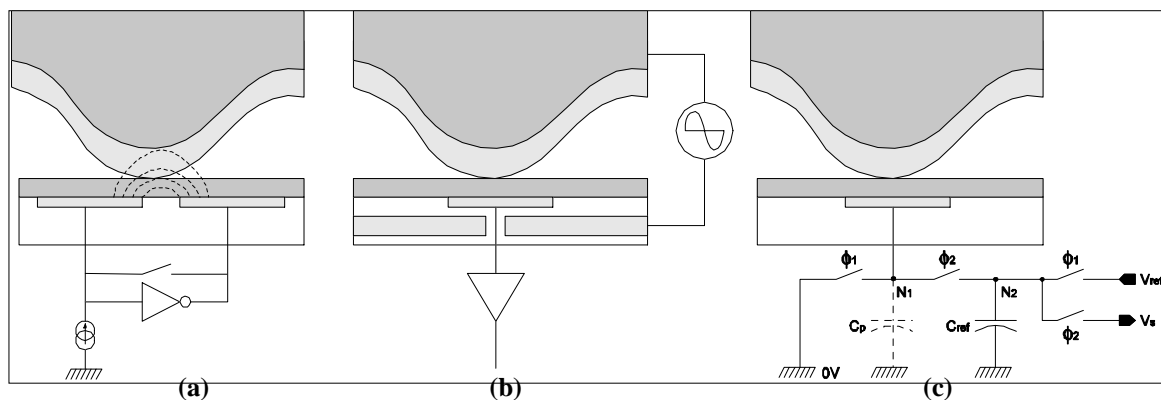


Figure II-5: Capteurs capacitifs, capteur actif a deux électrodes (a), capteur passif à une électrode (b) et capteur actif à une électrode (c).

La plupart des capteurs capacitifs sur le marché actuellement sont de type monolithique. Cette solution peut s'avérer intéressante, surtout dans le cas de capteurs à balayage de faible surface.

Un capteur développé par la société Upek ([10], [11]) visible sur la Figure II-6 exploite une solution différente qui est le montage hybride, c'est-à-dire que la partie sensible est dissociée du circuit de lecture. Ce capteur associe une mesure capacitive et un mode de balayage à ligne unique. La partie sensible est fabriquée avec une technologie simple et robuste de plots métallique. La partie électronique, implémentée sur un ASIC, se retrouve rapportée à la partie sensible par des microvias. Cette technique permet d'associer un bloc de mesure simple de faible coût avec un ASIC de faible surface et qu'il sera possible de faire évoluer. Ce capteur équipe actuellement les ordinateurs portables haut de gamme de IBM.

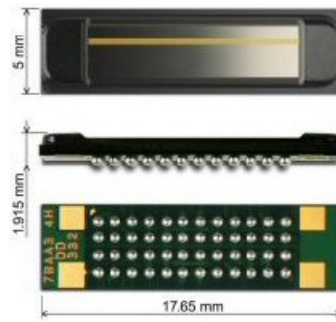


Figure II-6: Photo du capteur d'empreintes digitales de la société Upek.

II.1.3.3. Les capteurs intégrés pyroélectriques

Une autre solution de mesure consiste à utiliser la chaleur dégagée par la peau pour obtenir une image des empreintes digitales. La transduction se fait ici à travers une couche de matériau pyroélectrique dont la particularité est une variation du coefficient diélectrique avec la température. La peau en contact avec la surface du capteur va échanger de la chaleur avec cette dernière par conduction. L'élévation de température résultant du transfert de chaleur va être détectée par une variation de capacité dans le condensateur formé par deux électrodes métalliques entourant le matériau pyroélectrique, comme illustré sur la Figure II-7 la présence d'air, à l'endroit où il n'y a pas de contact, fait office d'isolant thermique et permet de déduire les zones de contacts (les crêtes) et de non contact (les vallées). Le fait d'utiliser la chaleur du doigt comme principe de transduction impose une mesure dynamique, avant que la température ne s'homogénéise à la surface du capteur. D'autres part, c'est une sécurité supplémentaire en cas d'utilisation d'un leurre en matériau viscoélastique.

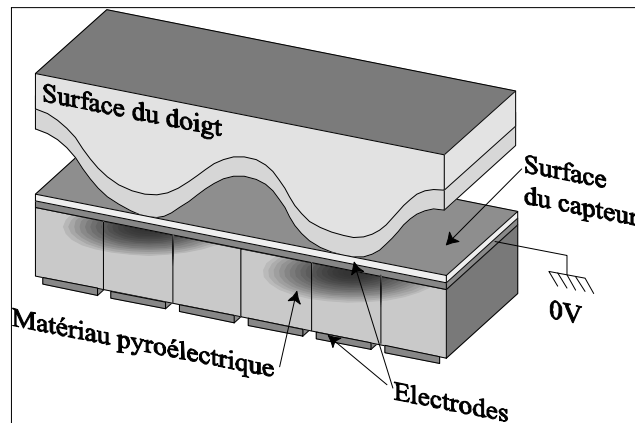


Figure II-7: Schéma de principe du capteur d'empreintes pyroélectrique.

Le capteur utilisant cette technologie, développé par la société Atmel ([12]) se compose d'une matrice partielle et utilise le principe de recouvrement des images pour obtenir une image entière du doigt. La matrice d'éléments sensible se compose de 8 lignes de 280 pixels. La Figure II-8 montre une photo du capteur ainsi que la mesure d'une empreinte et sa reconstruction.

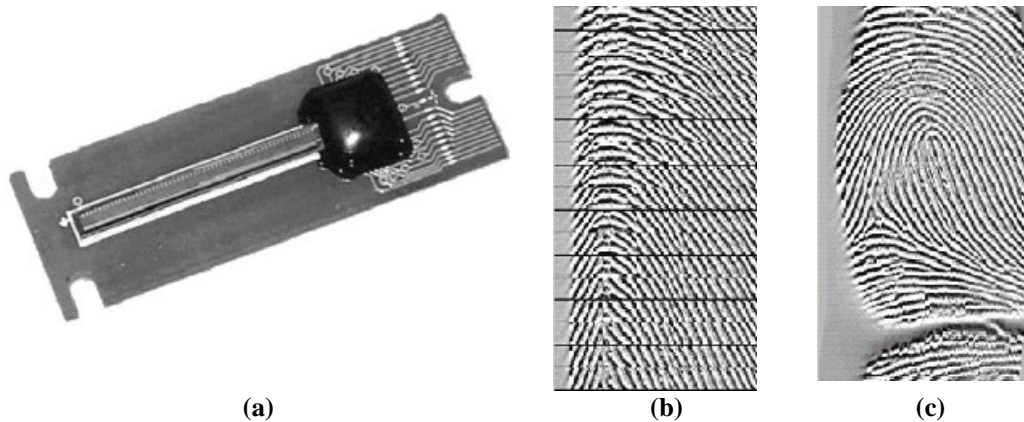


Figure II-8: Photo du capteur pyroélectrique de la société Atmel (a), image produite par succession d'image partielle (b) et reconstruction de l'image (c).

II.1.3.4. Les capteurs intégrés optiques

Nous avons vu que la plupart des capteurs optiques sont utilisés dans les systèmes macroscopiques en utilisant des capteurs vidéo du type CCD ou APS. Il existe cependant quelques exemples de capteurs intégrés utilisant l'optique comme méthode de mesure des empreintes digitales. Le système que nous allons décrire a été développé par la société canadienne Kinetic Sciences ([13]). Il se compose d'une barrette de photo détecteurs en silicium qui est couplée à une pièce en matière plastique transparente qui fait office de guide d'onde pour la source de lumière à base de diode électroluminescente et également pour la lumière réfléchiée à la surface du capteur (voir Figure II-9).

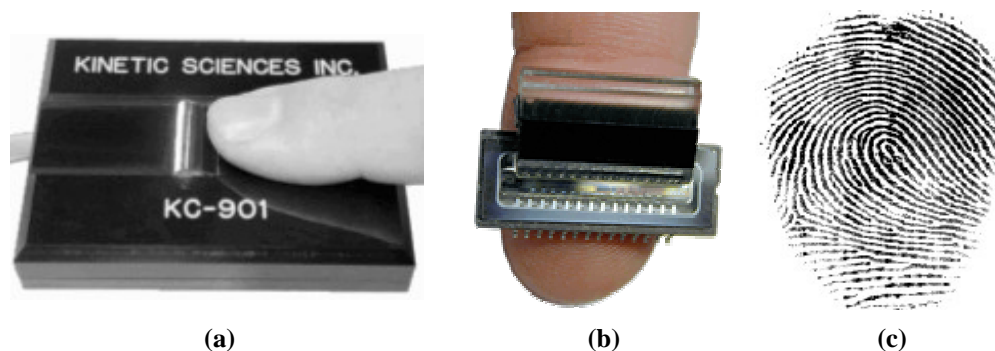


Figure II-9: Capteur intégré optique à balayage de la société Kinetic, système de capteur (a), détail du capteur (b) et image d'une empreinte réalisée à partir de ce capteur (c).

II.1.3.5. Les capteurs intégrés tactiles

Plusieurs solutions de *mesure mécanique* des empreintes digitales ont été développées, cependant peu de ces capteurs ont réellement débouché sur une mesure exploitable ou sur un dispositif concurrentiel.

Une première solution ([14]) consiste à utiliser un réseau de plaques suspendues par des bras de flexion. Ces plaques forment ensuite, avec une électrode fixe sous la structure mobile, un condensateur plan dont la pression de la peau va modifier la capacité. Ce capteur a de nombreux inconvénients comme sa fragilité ainsi qu'une absence d'électronique de balayage intégré.

Une autre solution basée sur l'emploi d'un réseau de capteurs de pressions à membrane a été développée par le LETI ([15], [16]). La Figure II-10 montre une vue des éléments sensibles, ce sont des membranes circulaires qui se déforment lors de l'appui du doigt à la surface. La mesure de la pression locale se fait par l'intermédiaire d'un condensateur plan formé d'une électrode fixe et d'une électrode mobile solidaire de la membrane. Les membranes d'un pas de 50 μ m sont fabriquées au dessus d'un circuit intégré qui gère l'adressage et la lecture des jauges capacitives.

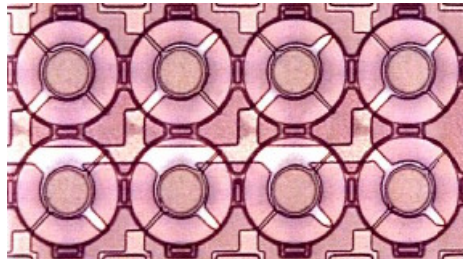


Figure II-10: Photo d'un capteur d'empreintes mécanique et détail du réseau de capteurs de pression.

II.1.4. Récapitulatif

Le tableau ci-dessous dresse une liste des principaux capteurs du marché ainsi que leurs caractéristiques.

<i>Fabricant</i>	<i>modèle</i>	<i>Transduction</i>	<i>Type de balayage</i>	<i>Taille de la matrice</i>	<i>Dimensions [mm]</i>	<i>Technologie de l'ASIC</i>	<i>Résolution</i>
NTT	Fingerquick	Capacitif DC	Contact	224x256	11.2x12.8	0,25 μ m CMOS 3M	508
BMF	BLP-100	pressure	Contact	384 x 256	23.4 x 16.0	CMOS	440
Fujitsu	MBF 310	Capacitif DC	balayage	32x256	1.7x12.8	0,5 μ m CMOS 3M	500
Authentec	Entrépad AES2510	Capacitif AC	balayage	16x192	0.81x9.75	0,35 μ m CMOS	500
Atmel	Fingerchip AT77C104	Pyroelectrique	balayage	8x232	0.4x11.6	0,8 μ m CMOS	508
UPEK/ST	TouchStrip TCS3B	Capacitif AC	balayage	2x248	0.2x12.4	0,25 μ m CMOS 5M	508
Kinetic	KC901	Optique	balayage	-	19.2	CMOS	257/ 901
Digital persona	optical roller FireFly	Optique	balayage	345	14.5	-	600
Fidelica	FIS-3002	pression	Contact	256x256	12.8x12.8	-	508
Melfas	MFCS1000	capacitif	balayage	150	17x8	CMOS	400
Infineon		Capacitif	Contact	288x224	14.3x11		500
LETI	-	Mécanique	Contact	92x92	6x6	0,35 μ m	391

Tima	-	Mécanique	balayage	1x256 (x3)	1.5x16	CMOS 0,6µm CMOS 3M	508
------	---	-----------	----------	------------	--------	--------------------------	-----

Tableau II-1: Caractéristiques des principaux capteurs d'empreintes digitales.

II.2. Le capteur tactile d'empreintes digitales à micropoutres

II.2.1. Introduction

Dans cette partie nous allons présenter le capteur d'empreintes qui a été utilisé au cours de cette thèse. Ce capteur d'empreintes digitales a été développé au laboratoire TIMA ([17]) par Fabien Parrain au cours de sa thèse qui a été soutenue en Décembre 2002 ([18]). Deux prototypes ont été développés dans le cadre de ce travail. Un premier prototype, de longueur réduite a servi à prouver le mécanisme de mesure tactile des empreintes digitales ([19]). Un second capteur, de plus grande taille (couvrant la largeur d'un doigt) a été développé sans pour autant être caractérisé ni exploité ([20]).

L'électronique de ce second prototype de capteur d'empreinte est assez complexe et a fait l'objet d'une étude très détaillée dans le manuscrit de M. Fabien Parrain, c'est pourquoi nous ne donnerons ici qu'une vue d'ensemble pour en éclaircir le mode de fonctionnement.

II.2.2. Principe général de fonctionnement

La Figure II-11 montre le schéma du capteur tactile d'empreintes digitales qui a été développé, il se compose de trois rangées de 256 micropoutres et d'un bloc d'électronique rapporté sur la partie droite du capteur et entouré d'une couronne de plots de connexions. Le long des rangées de micropoutres se trouve une électronique de balayage composée d'un registre à décalage et de quelques éléments permettant la lecture de la jauge de contrainte de chaque micropoutre. Le registre à décalage permet de balayer la rangée et de commuter le signal issu de chaque micropoutre vers une ligne de transmission reliée à l'entrée de la section analogique. Chaque rangée comporte 256 micropoutres régulièrement espacées avec un pas de 50µm, elles sont indépendantes et une seule rangée est active pendant la lecture.

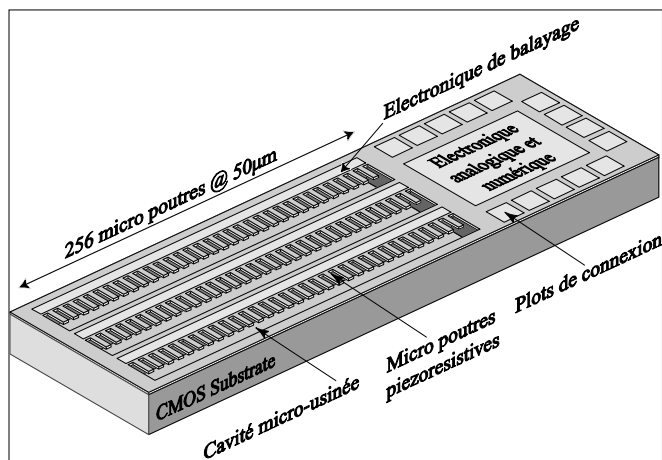


Figure II-11: Schéma du capteur tactile d'empreintes digitales

La Figure II-12 détaille le processus de mesure d'une empreinte digitale avec ce capteur. Lors du passage du doigt à la surface du capteur, le registre à décalage connecte séquentiellement les cellules analogiques de chaque micropoutres à la ligne de transmission. La lecture de la jauge se fait par un système à capacités commutées et le signal est commuté en mode courant. Le signal est ensuite transformé en tension puis amplifié et enfin numérisé sur 8 bits.

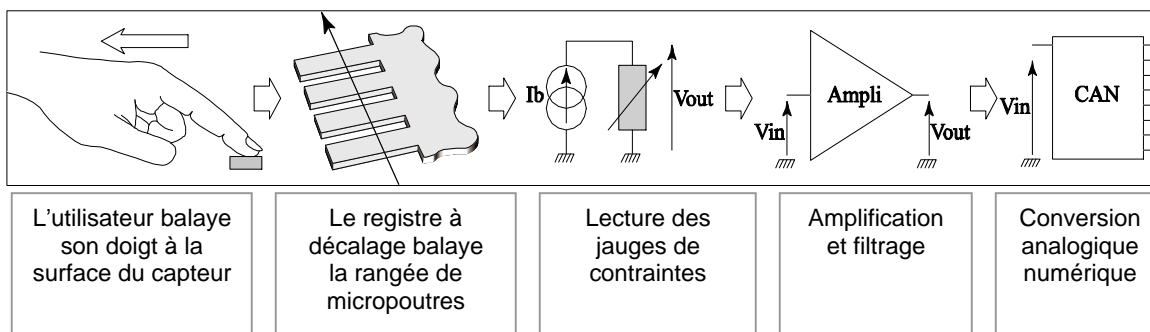


Figure II-12: Processus d'acquisition d'une empreinte digitale.

II.2.2.1. Technologie de fabrication

Le capteur a été fabriqué en utilisant une technologie CMOS 0,6µm provenant de la fonderie *austriamicrosystems*. La puce, une fois procédée a été plongée dans une solution de TMAH de manière à opérer le micro-usinage par gravure anisotrope du silicium du substrat. Cette méthode appelée micro-usinage en volume permet de suspendre des microstructures sans avoir recours à une étape de lithographie additionnelle et cela au niveau puce (c'est-à-dire sans avoir à travailler à partir d'un wafer entier). La gravure du silicium au TMAH est sélective, c'est-à-dire que la solution va attaquer le silicium et laisser intact les couches d'oxyde de silicium, de nitrure de silicium et d'aluminium. L'anisotropie de la gravure est un phénomène qui intervient dans un matériau monocristallin (le silicium), la réaction de gravure est dépendante de l'orientation cristalline des surfaces présentées à la solution. Dans le cas du silicium, les faces d'orientation (111) ont une

cinétique de gravure beaucoup plus faibles que les autres faces. Il en résulte une gravure qui est dépendante de l'orientation cristalline de la surface à graver et qui donne pour résultat des cavités de formes pyramidales composées des plans (111). Le principal intérêt de ce mode de gravure est qu'il permet de suspendre des microstructures tout en confinant la gravure au plus grand rectangle défini par le masque de gravure. Ce dernier étant composé des ouvertures dans les couches d'oxydes de silicium définies au moment du layout. La Figure II-13 montre un schéma en coupe d'une technologie de micro-usinage en volume à partir d'une technologie CMOS.

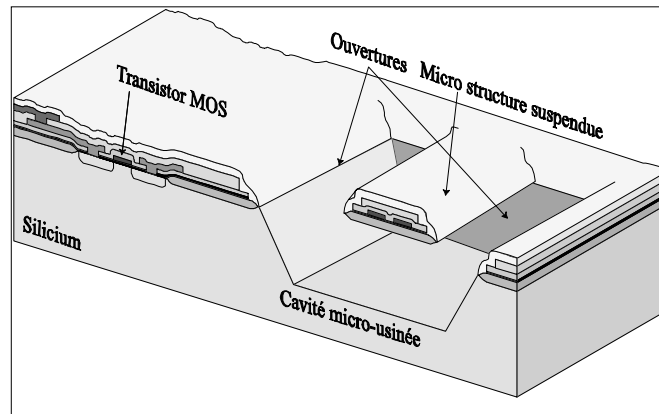


Figure II-13: Schéma en coupe d'une technologie de micro usinage en volume à partir d'un procédé CMOS.

Les micropoutres sont composées d'un empilement de couches d'oxyde de silicium contenant des lignes de polysilicium et d'aluminium. Les jauges de contraintes sont formées d'un serpentín de polysilicium, matériau utilisé pour former les grilles de transistors et présentant un caractère piezorésistif. La Figure II-14 montre une vue au microscope électronique à balayage des micropoutres piézorésistives formant les éléments sensibles du capteur tactile, on aperçoit en arrière plan la cavité obtenue par gravure anisotrope du silicium.

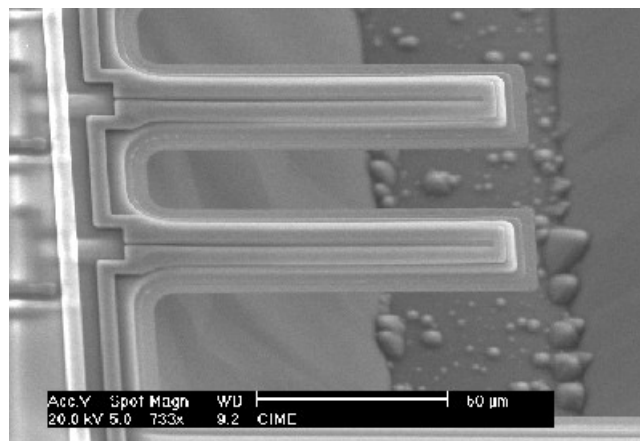


Figure II-14: Vue au microscope électronique à balayage des micropoutres piézorésistives.

II.2.2.2. Mesure mécanique des empreintes digitales

Le principe de mesure mécanique des empreintes digitales repose sur la flexion des micropoutres lors de la pression exercée par la peau sur ces dernières. Lorsque le doigt de l'utilisateur est balayé à la surface, la peau va s'immiscer dans l'ouverture définissant la cavité micro-usinée. Suivant que l'on soit en présence d'une crête ou d'une vallée de l'empreinte, la pression exercée sur la micropoutre sera d'intensité différente. Pour des raisons de protection du capteur, une fine feuille de polymère est tendue à la surface de ce dernier. Le polymère choisit est fin (6 à 12 μm) et assez plastique pour ne pas lisser le signal mécanique tout en protégeant le capteur. Des essais sous pression statique ont montrés que la feuille de polymère, plus flexible que les micropoutres, ne détruisait pas le signal mécanique.

La courbure des micropoutres, induite par la pression exercée par la peau, est limitée par la largeur de la cavité. Cette courbure entraîne une contrainte dans la micropoutre, contrainte de compression sous le niveau de fibre neutre et contrainte d'élongation au dessus. La jauge de contrainte, serpentín de polysilicium est placée à la base de la poutre, à l'endroit du maximum de contraintes et sous le niveau de fibre neutre. La jauge est comprimée lorsque la poutre est courbée vers le bas par le passage du doigt. La jauge de contrainte va alors voir sa résistance électrique changer grâce à ses propriétés piézorésistives. La piézorésistivité étant le phénomène liant la contrainte mécanique d'un matériau à sa résistivité électrique. A ne pas confondre avec la piézoélectricité qui est l'apparition d'une polarisation électrique suite à l'application d'une contrainte mécanique.

La fréquence de résonance mécanique de la poutre, premier mode de flexion, a été calculée autour de 690Khz. Cette valeur élevée autorise l'utilisation d'une fréquence de balayage de la rangée importante (de 100 à 200KHz).

La Figure II-15 illustre le mécanisme de lecture tactile des empreintes digitales.

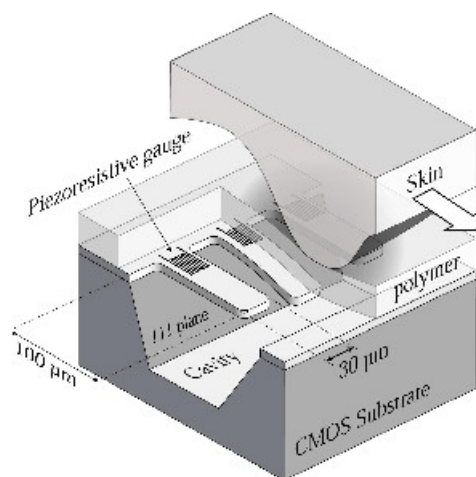


Figure II-15: Schéma en coupe de la lecture tactile des empreintes digitales.

Le Tableau II-2 résume les différents paramètres des micropoutres du capteur.

Paramètres des micropoutres	valeur
Longueur des micropoutres	100µm
Largeur des micropoutres	30µm
Epaisseur	~4µm
Pas	50µm
Résolution	508 dpi
Sensibilité	171 – 295 N ⁻¹
Fréquence de résonance	690kHz
Largeur de la cavité	210µm
Paramètres de la jauge en polysilicium	valeur
Largeur	1.2µm
Longueur	8x28µm
Résistance nominale	6.5kΩ
Dispersion sur la résistance	1.73%
Coefficient piezorésistif longitudinal	-1.3 10 ⁻¹⁰ Pa ⁻¹
Coefficient piezorésistif transverse	7.6 10 ⁻¹¹ Pa ⁻¹

Tableau II-2: Caractéristiques des micropoutres du capteur.

II.2.2.3. Circuit électronique de lecture

La Figure II-16 montre un schéma des entrées/sorties du capteur. Il se pilote uniquement à l'aide de signaux numériques, mis a part quelques sources de tensions nécessaires à la section analogique (Vrefp, Vrefn, Vpol).

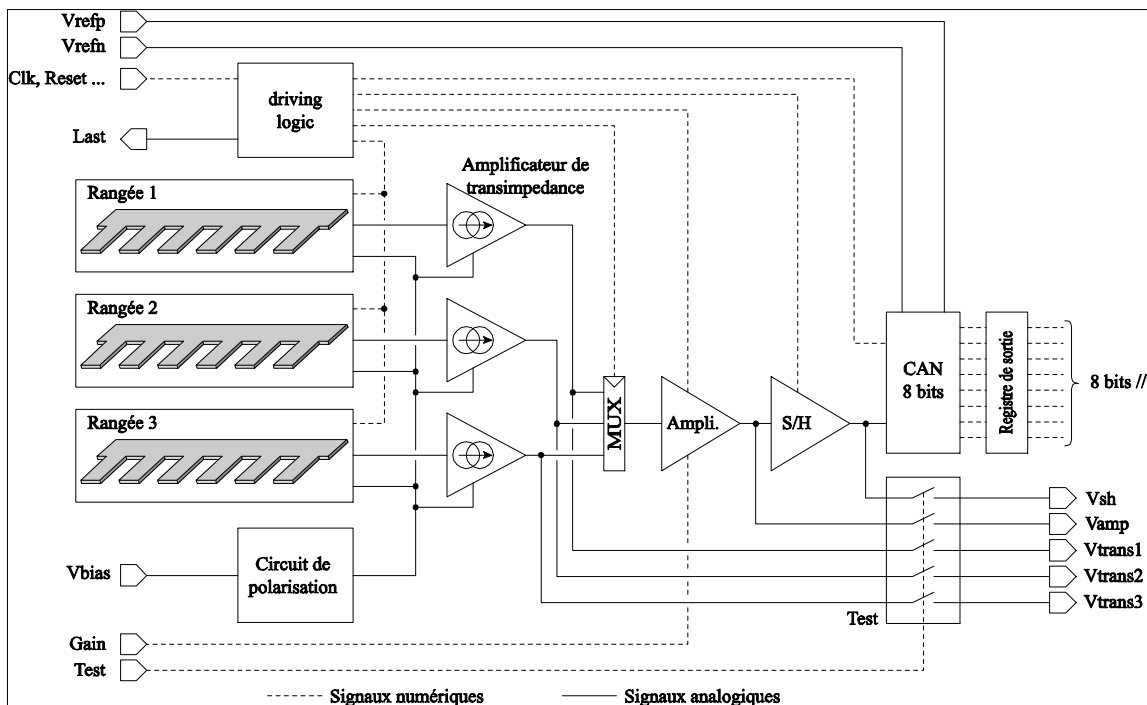


Figure II-16: Architecture de commande du second prototype réalisé.

Suite aux mesures effectuées sur le premier capteur qui ne comportait qu'une section d'amplification du signal, il a été jugé important de doter ce second prototype d'une fonction d'annulation du bruit de fond issu des dispersions dont souffraient les résistances de jauge ainsi que certains autre éléments de la chaîne de mesure. Ainsi l'architecture à capacités commutées permet d'amplifier le signal à faible niveau de bruit ce qui améliore le rapport signal sur bruit par rapport au premier capteur. La seconde propriété de cette architecture analogique est de permettre d'éliminer les offsets produits par les amplis opérationnels et ainsi d'éliminer la phase de calibration (élimination du l'image sans signal), nécessaire au premier prototype.

La Figure II-17 montre le schéma de la chaîne analogique.

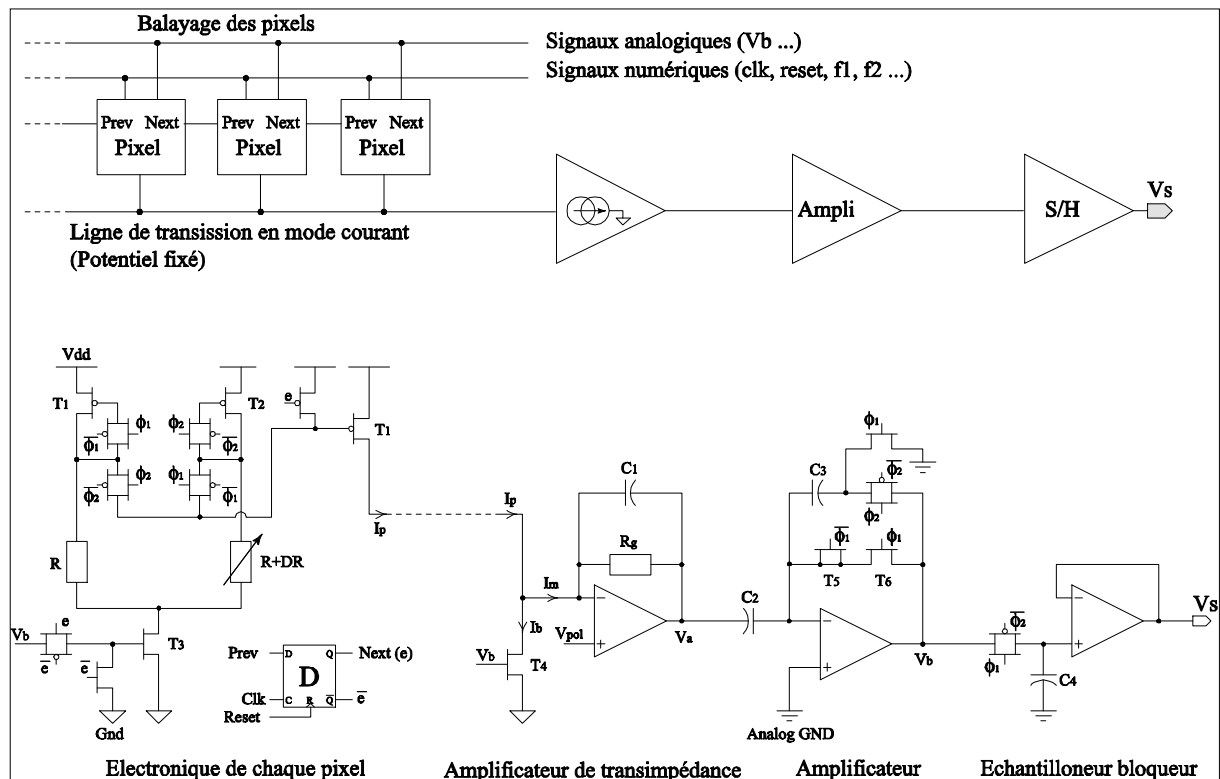


Figure II-17: Schéma de la chaîne de lecture.

Le balayage de la rangée est opérée par un registre à décalage composé de cellules D mises bout à bout. L'horloge de balayage (100-200KHz) active les pixels un par un de manière séquentielle. Lorsqu'un pixel n'est pas sélectionné son alimentation est coupée et sa sortie est isolée de manière à réduire la consommation du capteur. Un signal *Last* indique par un état logique à 1 que la dernière micropoutre de la rangée a été atteinte.

Le circuit de lecture de la jauge est composé d'une architecture à capacité commutée à double échantillonnage corrélé pilotée par deux horloges non recouvrantes. Ces deux horloges sont formées sur la puce à partir de l'horloge de balayage.

Le principe est de lire dans un premier temps le signal issu de la jauge de la micropoutre, puis ensuite de lire une résistance fixe placée près de la jauge et de même forme et même orientation. La résistance de jauge est transformée en signal en courant et est commuté à la ligne de transmission en courant qui est polarisée à tension constante. Ceci permet d'éviter des problèmes de couplage et de capacité parasite sur la ligne de transmission, de grande dimension ($\sim 1,28$ cm).

A la fin de la ligne de transmission se trouve le premier étage du bloc d'amplification. Ce premier étage est un amplificateur de trans-impédance qui va transformer le signal en courant en un signal en tension.

Le second étage est composé d'un amplificateur à capacités commutées. L'amplificateur différentiel à capacités commutées utilisé amplifie le signal émanant de l'amplificateur de transimpédance suivant un gain déterminé. Cet amplificateur, de par sa nature différentielle, permet, grâce au principe du double échantillonnage corrélé, d'annuler les diverses tensions de décalage imputables aux circuits présents en amont.

Le troisième étage est un échantillonneur bloqueur. Le rôle de ce circuit est d'échantillonner le signal issu de l'amplificateur différentiel durant la phase Φ_2 afin que la tension appliquée à l'entrée du convertisseur analogique/numérique soit stable durant la numérisation.

Enfin le signal est appliqué au convertisseur analogique/numérique. Ce dernier a été développé entièrement par Fabien PARRAIN au cours de sa thèse. Le convertisseur est de type à approximations successives (convergence par dichotomie), ce qui autorise une vitesse d'échantillonnage importante d'au moins 200kech/s (*kilo échantillons par seconde*). Le signal est numérisé sur 8bits à l'aide d'une horloge indépendante dont la fréquence doit être dix fois supérieure à la fréquence de l'horloge de balayage (typiquement 2Mhz fourni par un quartz). La fenêtre de numérisation (correspondant aux valeurs 0 et 255) est réglable de l'extérieur par les deux tensions V_{refn} et V_{refp} . La sortie se fait par un bus parallèle.

Sur la Figure II-18 on peut voir la tension de sortie de l'amplificateur (V_{trans}), ainsi que le bit de poids fort (b7) et le bit de poids 1 (b1) de la sortie numérique correspondante. On peut noter que en l'absence de doigt (Figure II-18-a) certains bits sont à 1. Cela correspond à des poutres cassées, ce qui se traduit par une mise à 1 de tous les bits et un pixel correspondant de couleur noire (II.3.2). En positionnant fixement un doigt sur le capteur (Figure II-18-b) on peut voir une oscillation de V_{trans} dans la plage de numérisation. Les bosses correspondent aux zones en contact avec les micropoutres (stries), tandis que les creux représentent les vallées de l'empreinte.

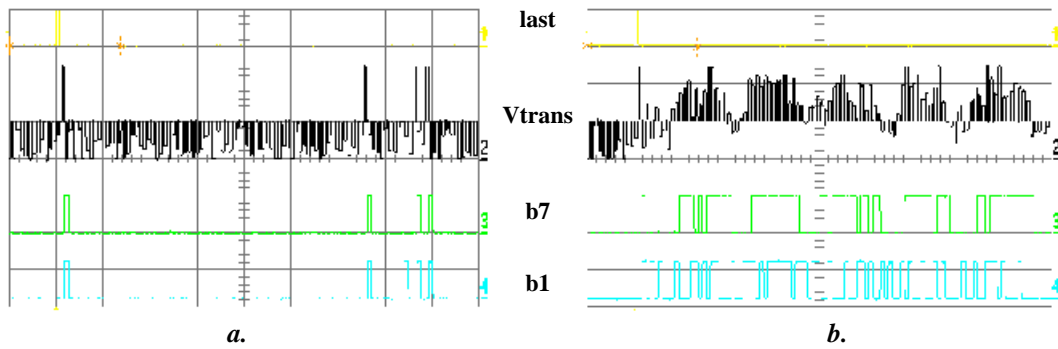


Figure II-18: Oscillogramme de différents signaux du capteur en l'absence de doigt (a), et avec un doigt en position fixe (b).

II.2.2.4. Implémentation et packaging

Tous ces circuits ont été simulés puis implémentés sur silicium à partir d'une bibliothèque de composants standard pré caractérisés provenant du fondeur (*austriamicrosystems*). La Figure II-19 montre le layout final du capteur. Le circuit contient au final environ 53 000 transistors et mesure 1,5 x 16 mm. Le capteur a été fabriqué à travers le service de prototypage de circuits intégrés et microsystèmes CMP.

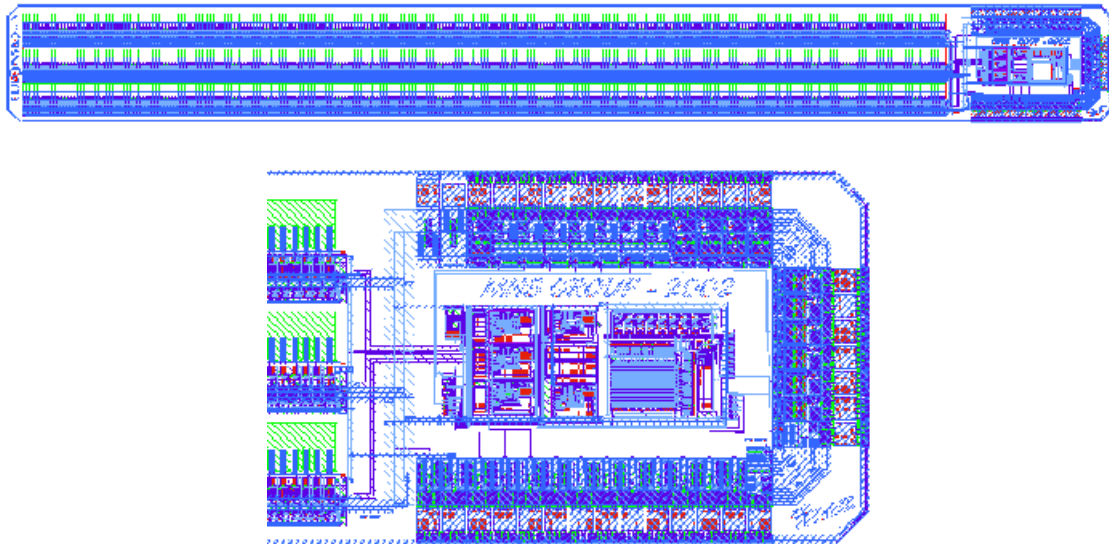


Figure II-19: Layout du capteur.

La puce, une fois gravée, est collée sur un circuit imprimé spécifique en céramique. De la résine permet de protéger électriquement et mécaniquement les fils de câblage. La Figure II-20 montre une vue de la puce câblée et montée en *Chip on board*

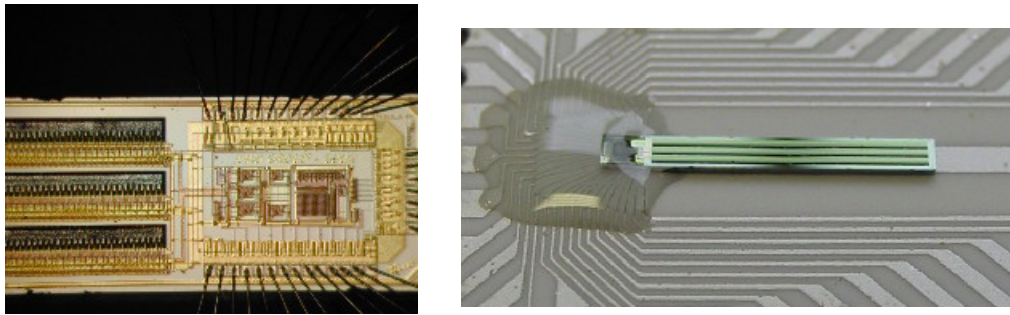


Figure II-20: Packaging de la puce.

II.3. Impact des caractéristiques du capteur sur les images résultantes

II.3.1. Remarques générales

De nombreuses images ont pu être obtenues au moyen du capteur et ont permis de mettre en évidence les problèmes dus aux spécificités du capteur tels que la fragilité des micropoutres, le placement du doigt et la vitesse de glissement du doigt. Le système d'acquisition utilisé pour récupérer l'image sera abordé dans le chapitre V. La Figure II-21 illustre les principales caractéristiques des images obtenues. Le spectre de l'image montre bien les caractéristiques locales (fréquence et orientation), nous y reviendrons plus en détails dans le chapitre III. D'après l'histogramme on voit également que les images sont très contrastées (on a quasiment une image binaire).

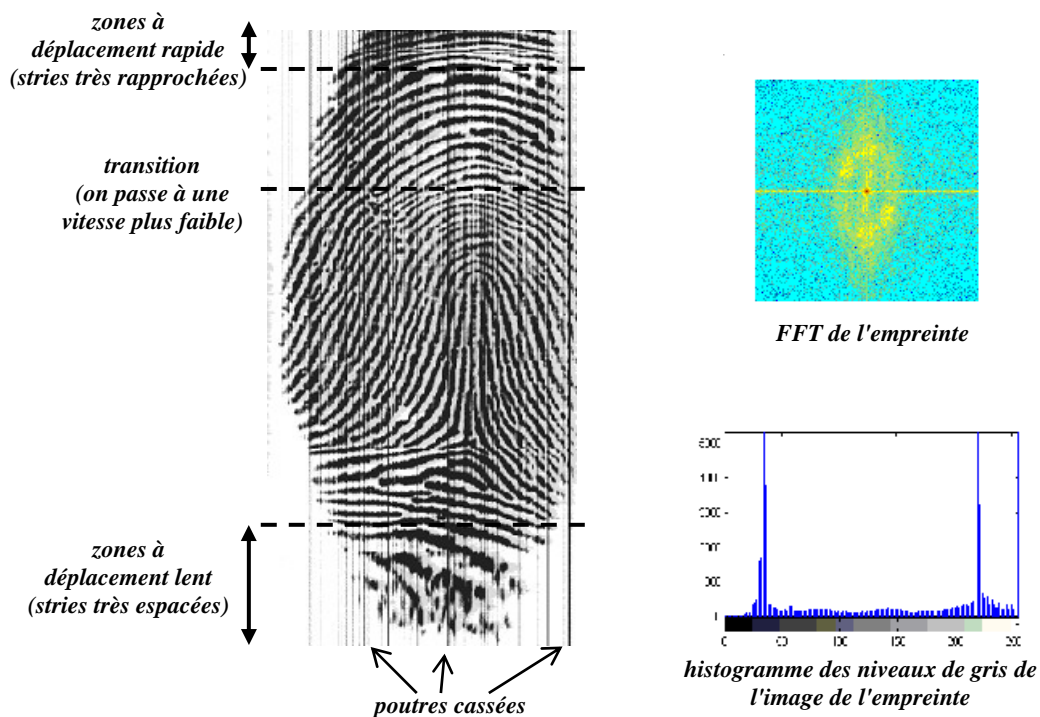


Figure II-21: Caractéristiques des images obtenues.

II.3.2. La fragilité des micropoutres

La Figure II-22 illustre le problème de la fragilité des poutres sur différents prototypes que nous avons pu tester. Les trois premières images ont été obtenues sans le passage du doigt. Sur la Figure II-22-a on peut observer un nombre très important de poutres cassées qui sont regroupées au centre de l'image (segment noir). Certaines de ces poutres étaient cassées dès la réception du capteur après fabrication mais au cours d'une utilisation fréquente du capteur il est possible d'en arracher certaines en exerçant une pression trop forte pendant l'acquisition comme on peut le voir sur la Figure II-22-d. La fragilité de notre capteur a été un problème majeur et nous n'avons pas trouvé de solutions convenables. Les premiers essais ont été effectués en enveloppant le doigt dans un fin film plastique ce qui s'est avéré peu efficace et a provoqué la destruction de nombreux prototypes. Finalement la solution adoptée a été l'application de ce film plastique directement sur le capteur et les acquisitions ont été effectuées en enduisant le doigt d'eau savonneuse pour une glisse optimale sans accrochement. Cette méthode a permis de diminuer fortement la fréquence de casse des poutres (sur plus de 200 acquisitions seules 2 poutres ont été cassées pour le dernier prototype utilisé) mais elle serait insuffisante et inadaptable dans le cadre d'une application commerciale. La Figure II-22-b montre les poutres cassées sur le prototype utilisé pour la majorité de nos acquisitions, on peut y observer également que certaines poutres semblent répondre mal (ligne verticale pointillée), comme un effet de tremblement. Enfin la Figure II-22-c montre le résultat obtenu par un capteur qui fonctionnait mal dès le départ, le fond blanc étant remplacé par un dégradé de gris croissant de gauche à droite. Ce prototype a tout de même permis d'obtenir des images (Figure II-22-d) mais les images obtenues n'ont pas été exploitées car un paramétrage spécifique aurait été nécessaire lors du traitement algorithmique.

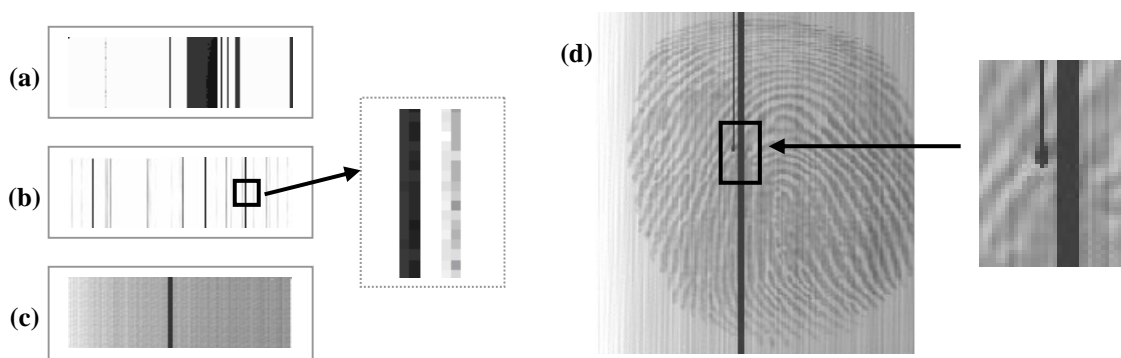


Figure II-22: Illustration de la fragilité des micropoutres.

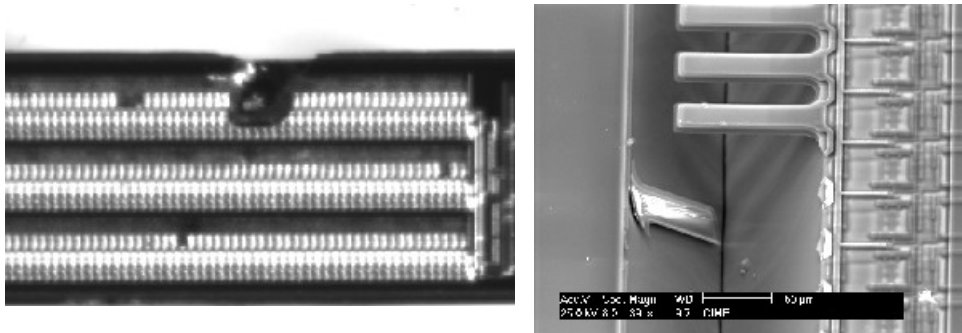


Figure II-23: Vue au microscope électronique à balayage de micropoutres cassées.

II.3.3. La vitesse variable

La Figure II-24 illustre les conséquences de la vitesse de déplacement du doigt sur l'image finale. En effet lors d'un déplacement très rapide l'image est très compressée en hauteur (Figure II-24-b) tandis que lors d'un déplacement plus lent l'image est très étendue en hauteur (Figure II-24-c). Ainsi l'image finale a une largeur fixe et une hauteur variable. A noter également que dans le cas d'un utilisateur peu expérimentée ou peu coopératifs une vitesse totalement irrégulière peut être obtenue lors du processus d'acquisition et provoquer ainsi une forte distorsion locale dans l'image. Ce cas peut être observée sur la Figure II-24-a (succession de zones à vitesses lente et rapide).

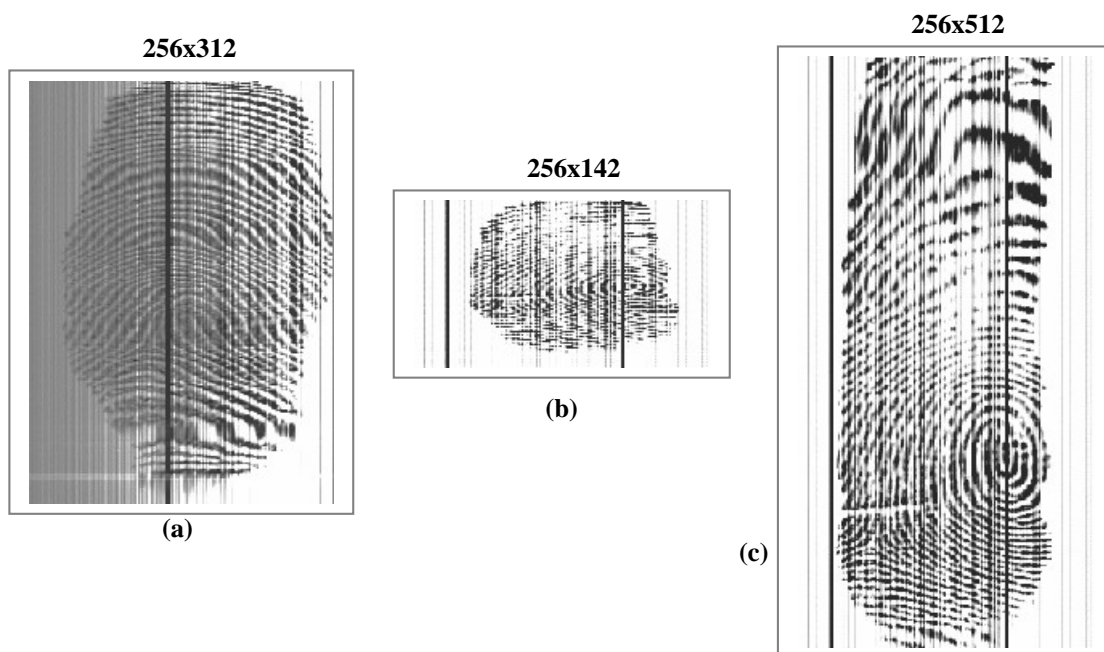


Figure II-24: Illustration de la vitesse de déplacement du doigt.

II.3.4. Le placement du doigt

Le placement du doigt lors de l'acquisition peut être également source de problème. En effet un utilisateur peu coopératif peut décider de n'utiliser que le bord du capteur, ainsi on obtient qu'une fraction de l'empreinte et une grande partie de l'information utile à la phase de reconnaissance est

perdue (Figure II-25-b). De plus l'utilisateur peut déplacer son doigt diagonalement ce qui provoque une forte distorsion verticale et latérale (Figure II-25-c). Ce sont deux cas extrêmes qui peuvent être évités en utilisant par exemple un conduit permettant le guidage du doigt (Figure II-26)

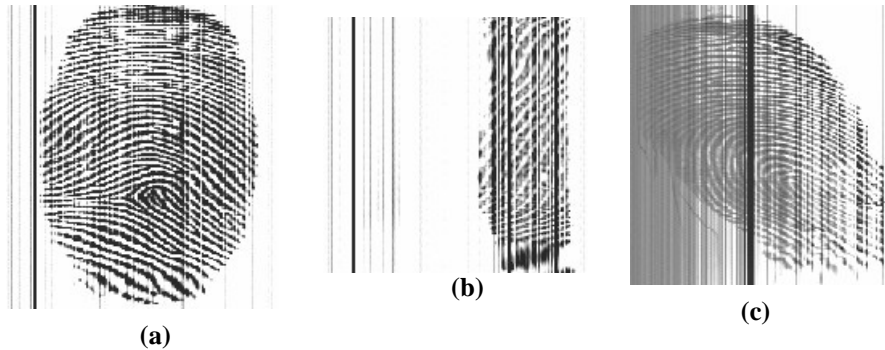


Figure II-25: Illustration des problèmes de placement du doigt.

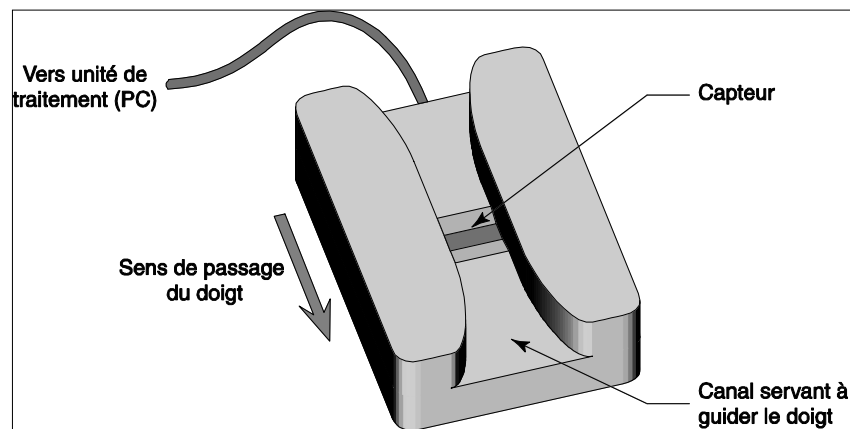


Figure II-26: Système de guidage du doigt.

II.4. Conclusion

Ce chapitre a été dédié aux capteurs d'empreintes digitales. Nous avons d'abord présenté un état de l'art des capteurs intégrés puis nous avons décrit le fonctionnement général du capteur tactile à base de micropoutres qui a été utilisé au cours de cette étude et développé par M. Parrain durant sa thèse ([18]). Finalement les problèmes engendrés par les spécificités de ce capteur ont été illustrés par le biais des images obtenues. Ces problèmes doivent être traités lors du traitement algorithmique de l'image et ils sont abordés dans la suite de ce manuscrit.

II.5. Références

- [1] X. Xia and L. O'Gorman, "Innovations in fingerprint capture devices", *Pattern Recognition*, Vol. 36, pp. 361-369, 2003.
- [2] Dermalog company, website: www.dermalog.de
- [3] Identification Services from Identix company, website : www.identix.com/iis
- [4] Morpho civil Automatic Fingerprint Identification System from Sagem company, website: www.sagem.com
- [5] N. Manaresi, R. Rambaldi, M. Tartagni, Z.M.K. Vajna and R. Guerrieri, "A CMOS-Only Micro Touch Pointer", *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, Vol. 34, No. 12, pp. 1860-1868, December 1999.
- [6] Authentec company, website : www.authentec.com/products
- [7] S. Shigematsu, H. Morimura, Y. Tanabe, T. Adachi, and Katsuyuki Machida, "A Single-Chip Fingerprint Sensor and Identifier", *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, Vol. 34, No. 12, pp. 1852-1859, December 1999.
- [8] J.W. Lee, D.J. Min, J. Kim and W. Kim, "A 600-dpi Capacitive Fingerprint Sensor Chip and Image-Synthesis Technique", *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, Vol. 34, No. 4, pp. 469-475, April 1999.
- [9] H. Morimura, S. Shigematsu and K. Machida, "A High-Resolution Capacitive Fingerprint Sensing Scheme with Charge-Transfert Technique and Automatic Contrast Emphasis", *1999 Symposium on VLSI Circuits Digest of Technical Papers*, pp. 157-160, 1999.
- [10] TCS3 TouchStrip Strip Sensor from UPEK company, website: www.upek.com/products
- [11] O. Vermesan et al. , "A 500-dpi AC Capacitive Hybrid Flip-Chip CMOS ASIC/Sensor Module for Fingerprint, Navigation, and Pointer Detection With On-Chip Data Processing", *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, Vol. 38, No. 12 , pp. 2288-2296, December 2003.
- [12] Fingerchip product datasheet from Atmel Company, website: www.atmel.com/products
- [13] KC-901 fingerprint sensor from Kinetic Science Inc., website: www.kinetic.bc.ca
- [14] G.Prophet, "Touch and Go: swapping PINs for fingerprints", *EDN Europe*, pp. 24-35, May 2002.
- [15] P. Rey, P. Charvet, M.T. Delaye, S. Abou Hassan, "A High Density Capacitive Pressure Sensor Array For Fingerprint Sensor Application", *TRANSDUCERS '97, 1997 International Conference on Solid-State Sensors and Actuators*, Chicago, June 16-19 1997.
- [16] P. Rey, "A Capacitive Pressure Sensor Array for Fingerprint Sensors", From LETI's Annual Meeting 2002.
- [17] Techniques of Informatics and Microelectronics for Computer Architecture (TIMA Laboratory), website: tima.imag.fr
- [18] F.Parrain, "Capteur intégré tactile d'empreintes digitales à microstructures piezorésistives", *Ph.D. dissertation*, INPG, TIMA Laboratory, 2002.

[19] F.Parrain, B.Charlot, N.Galy, B.Courtois, "A CMOS Micromachined Tactile Fingerprint Sensor", *DTIP of MEMS/MOEMS*, 6-8 May 2002, Cannes–Mandelieu, France.

[20] B.Charlot, F.Parrain, N.Galy, B.Courtois, "A Sweeping Mode Tactile Integrated Fingerprint Sensor", *12th International conference on solid-state sensors, actuators and microsystems, TRANSDUCERS '03*, Boston, 8-12 June 2003.

CHAPITRE III

LE TRAITEMENT DE L'IMAGE

La reconnaissance d'une empreinte digitale est directement liée à la qualité de l'image obtenue au moyen du capteur. Ainsi dans la plupart des cas, un prétraitement (Figure III-1) est nécessaire pour améliorer la qualité de l'image. Pour limiter les calculs des étapes suivantes du système l'image brute de l'empreinte est tout d'abord redimensionnée verticalement. Une opération de filtrage utilisant les caractéristiques locales de l'empreinte est ensuite appliquée à l'image de manière à améliorer sa qualité en éliminant le bruit.

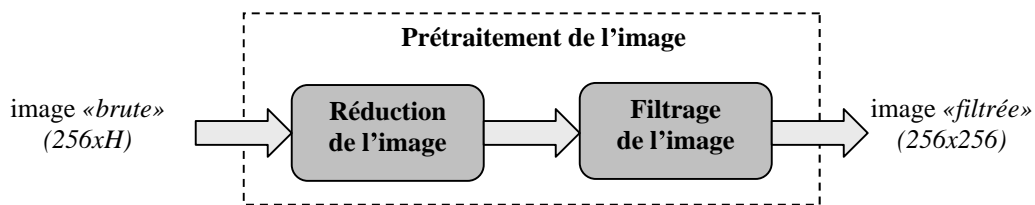


Figure III-1: Principe du prétraitement de l'image.

Dans ce chapitre nous allons présenter le prétraitement de l'image où six méthodes de filtrage seront étudiées. Les caractéristiques fréquentielles et directionnelles des empreintes seront également abordées.

III.1. Le rééchantillonnage de l'image

III.1.1. Intérêt

En raison du mode de balayage de notre capteur l'image brute de sortie fait 256 pixels de large et a une hauteur H variable dépendante de la durée de l'acquisition (relative à la vitesse de déplacement du doigt). En théorie la seule contrainte est $H > 1$. En pratique nous limitons la plage de valeurs que peut prendre H : $H_{\min} \leq H \leq H_{\max}$. En effet une hauteur trop faible (cas d'un déplacement rapide du doigt) rend l'image inexploitable car l'information utile est beaucoup trop concentrée. Nous imposons donc une limite inférieure de 192 pixels ($H_{\min} = 192$). Il est également nécessaire de fixer la limite supérieure (cas d'un déplacement lent du doigt) de H afin de limiter l'espace mémoire nécessaire au stockage de l'image, c'est pourquoi nous avons choisi de limiter la hauteur à deux fois la largeur de l'image: $H_{\max} = 512$. Le protocole d'acquisition de l'image au moyen du capteur sera détaillé dans le chapitre V.

L'opération de filtrage va nécessiter de stocker une image temporaire de taille identique à l'image d'origine. Afin de limiter l'espace mémoire et les opérations de calcul nécessaires au traitement de l'image nous avons donc envisagé de rééchantillonner les images de sortie de hauteur trop grande. Ainsi toute image de hauteur $H > 256$ est réduite pour former une image carrée de 256 pixels de large. Les images de hauteur $H \leq 256$ sont conservées sans subir d'agrandissement car dans ce cas il conduirait à l'augmentation du nombre d'opérations de calcul dans la chaîne de traitement suivante.

Cette étape n'étant pas primordiale au fonctionnement du système complet, elle doit être rapide. Nous nous sommes donc intéressés à la *méthode du plus proche voisin* (PPV) et à la *méthode d'interpolation bilinéaire* car elles sont simples et relativement peu coûteuses en temps de calcul. Les performances du système complet de reconnaissance en fonction du choix de la méthode de réduction seront abordées ultérieurement dans le chapitre V.

III.1.2. La méthode d'interpolation du plus proche voisin

Soit I_0 l'image d'origine de hauteur $H > 256$ et I_1 l'image après réduction. La méthode du PPV consiste à attribuer à chaque pixel (x, y) de I_1 la valeur du pixel de I_0 le plus proche par homothétie de rapport $\frac{H}{256}$:

$$I_1(x, y) = I_0\left(x, \left\lfloor y \times \frac{H}{256} \right\rfloor\right) \quad (\text{Equ.1})$$

Ce type de sous-échantillonnage privilégie un seul pixel et est donc particulièrement sensible au bruit.

III.1.3. La réduction de l'image par interpolation bilinéaire

Soit $I_1(X, Y)$ un pixel de l'image réduite d'un facteur $k = \frac{H}{256}$. On note $a = k \cdot Y - \lfloor k \cdot Y \rfloor$. La valeur de (X, Y) dans la nouvelle image est alors définie par:

$$I_1(X, Y) = (1-a) \times I_0(x, \lfloor k \cdot Y \rfloor) + a \times I_0(x, \lceil k \cdot Y \rceil) \quad (\text{Equ.2})$$

Cette méthode est un peu plus complexe que la précédente mais elle est moins sensible au bruit car elle tient compte de la valeur des pixels voisins.

III.2. Le filtrage de l'image

III.2.1. Introduction

Le filtrage de l'image est une étape cruciale car les performances du système complet sont directement liées à la qualité de l'image filtrée. Bien qu'un filtrage classique permette d'éliminer une partie du bruit

il est beaucoup plus performant d'adapter le filtre en fonction des caractéristiques locales des empreintes. Ces caractéristiques sont présentées dans la section suivante.

L'opération de filtrage devra également tenir compte des problèmes relevés dans le chapitre précédent. En effet nous avons pu constater que nous devons traiter des images très bruitées, présentant des zones de vitesse variable (capteur à balayage) et des lignes verticales noires (poutres cassées). Les études effectuées dans le cadre de l'amélioration de la qualité des empreintes sont très variées ([1]) et étroitement liées à la qualité des images utilisées. Au début de ce travail, les images du capteur n'étaient pas disponibles. Nous nous sommes donc intéressés à différentes approches afin de pouvoir choisir finalement la méthode la plus appropriée au traitement du capteur. Nous nous sommes focalisés sur six méthodes de filtrage différentes. Les performances de chacune de ces opérations de filtrage seront évaluées dans le chapitre V.

III.2.2. Caractéristiques fréquentielles des empreintes

L'image d'une empreinte digitale a pour particularité d'avoir *localement* des lignes parallèles, cette propriété s'apprécie particulièrement dans le domaine fréquentiel (voir Figure III-2). En effet la transformée de Fourier de lignes parallèles va donner idéalement deux fonctions de Dirac symétriques par rapport à l'origine, centrés sur la fréquence du motif de base et orientés perpendiculairement à la direction des lignes parallèles. En pratique l'image est bruitée et les lignes ne sont pas parfaitement parallèles, ce qui provoque un étalement de l'information autour du Dirac (Figure III-2-c).

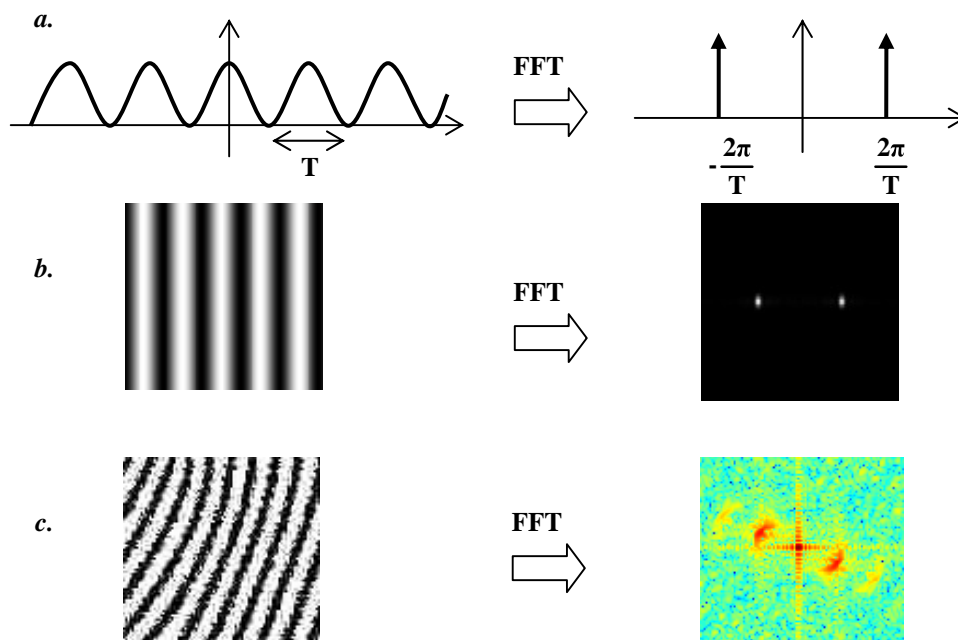


Figure III-2: La transformée de Fourier d'une sinusoïde 1D (a), d'une sinusoïde 2D (b), d'un ensemble de stries localement parallèles (c).

Soit \bar{d} la distance moyenne entre les stries présentes dans l'image. Il est communément admis que la distance inter-strie locale au sein d'une image est globalement constante et ne subit que de légères variations ($d_{\min} \leq \bar{d} \leq d_{\max}$) notamment au niveau des minuties. Localement la distance inter-strie d est associée à la direction des stries et va donc provoquer dans le spectre de l'image un pic de fréquence r de direction perpendiculaire à celle des stries. Si N correspondant à la largeur du spectre de l'image on a $r_{\min} \leq \bar{r} \leq r_{\max}$ avec $r_{\min} = \frac{N}{d_{\max}}$, $r_{\max} = \frac{N}{d_{\min}}$ et $\bar{r} = \frac{N}{\bar{d}}$.

L'ensemble des pics de fréquence va alors produire idéalement un anneau centré (voir Figure III-3 et Figure III-5-a) contenant toute l'information utile de l'image ([2]), le reste étant du bruit.

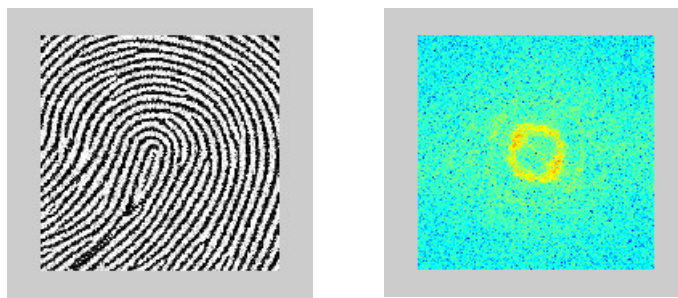


Figure III-3: Représentation fréquentielle d'une empreinte digitale.

La valeur de \bar{d} varie selon les personnes et selon leur âge, elle évolue avec la croissance pour se stabiliser à l'âge adulte. De plus elle peut varier localement durant l'étape d'acquisition en raison de l'élasticité de la peau. Pour beaucoup de méthodes de prétraitements la détermination de ce paramètre est très critique car une mauvaise estimation risque d'éliminer des fréquences importantes et donc de dégrader l'image. Généralement \bar{d} est estimé statistiquement sur une population donnée, le cas des enfants n'est pas pris en compte et sa plage de variation est considérée comme faible (inférieure à *octave*).

Néanmoins la particularité de notre capteur rend ces estimations très difficiles car les variations de vitesse dans le déplacement du doigt influencent sensiblement la valeur de d_{\min} et d_{\max} . Sur la Figure III-4 par exemple on peut voir une accélération du déplacement du doigt (déplacement lent à rapide de bas en haut) ce qui se traduit par une information utile aussi bien dans les très basses fréquences (r_{\min} petit) que dans les hautes fréquences (r_{\max} grand). Dans l'ensemble des images que nous avons obtenues nous avons pu observer des écarts inter-stries entre 2 et 30 pixels. Cet écart très important s'explique par un manque d'habitude de l'utilisateur lors des premiers essais car après une phase d'entraînement on arrive à éviter les grosses variations de vitesse au sein de l'image, en particulier les déplacements très lents ($d_{\max} \sim 30$). L'augmentation de la vitesse de balayage des micropoutres permet également de limiter les très hautes fréquences du spectre.

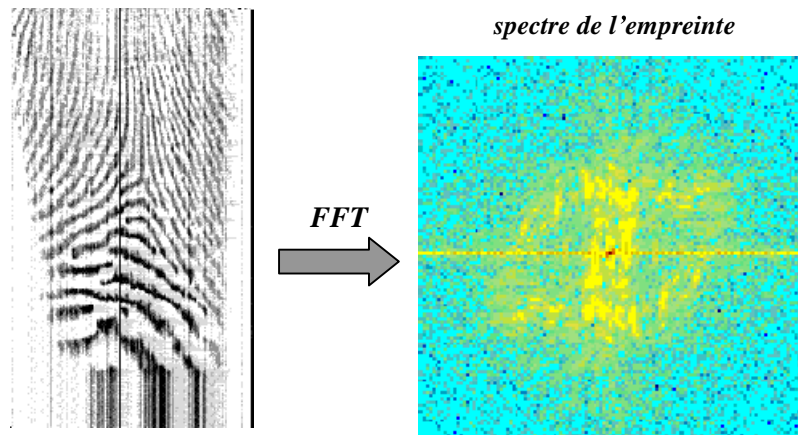


Figure III-4: Effet de la variation de la distance inter-stries sur le spectre de l'image.

En observant le spectre de l'ensemble des images obtenues au moyen du capteur nous constatons que la période inter-strie varie dans une zone grossièrement définie par la Figure III-5-b, par rapport au modèle habituel pour les capteurs classiques (Figure III-5-a) on observe donc nettement les variations de vitesse de déplacement du doigt.

On peut également noter que l'on retrouve le modèle habituel pour les fréquences horizontales. En effet celles-ci correspondant à des stries de direction verticale la vitesse de déplacement du doigt n'aura pas d'effet sur leur période car le doigt est déplacé verticalement. Par contre plus on se rapproche d'une direction horizontale des stries et plus la fréquence est sensible à la vitesse de déplacement du doigt.

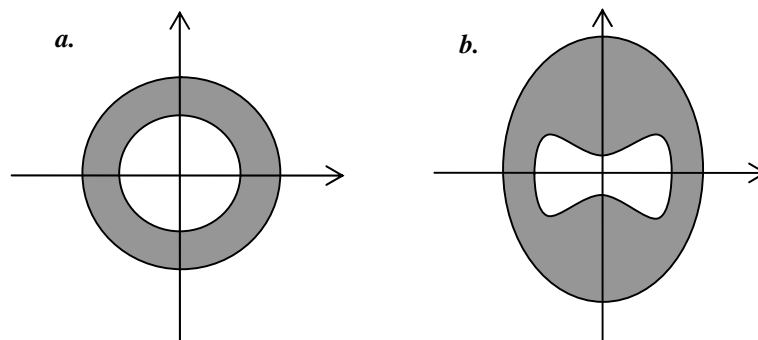


Figure III-5: Variation spectrale idéale (a) et observée (b) d'une empreinte digitale.

Dans le travail qui suit nous considérerons que nous avons à faire à un utilisateur coopératif et entraîné permettant d'éviter le cas extrêmes des très basses fréquences (déplacement très lent du doigt). Ainsi on suppose que \bar{d} varie dans la plage de valeurs $[d_{\min}..d_{\max}] = [3..15]$. Pour les zones où les stries sont verticales nous considérerons une variation plus faible telle que $[d_{\min}..d_{\max}] = [6..12]$.

III.2.3. Méthodes basées sur l'estimation spatiale des caractéristiques locales d'une empreinte digitale

III.2.3.1. Traitements préliminaires

III.2.3.1.1 Estimation spatiale de la carte directionnelle de l'image

a. Introduction

Comme nous l'avons déjà signalé dans le Chapitre I la direction locale des stries est régulièrement utilisée dans la reconnaissance d'empreintes (filtrage directionnel, caractérisation d'une minutie, critère de correspondance dans la phase d'appariement...). Dans les trois approches qui suivent la direction est utilisée pour choisir un filtre adapté localement aux caractéristiques locales fréquentielles et directionnelles de la zone filtrée. Nous présentons ici le calcul de la carte directionnelle de l'empreinte.

Cette mesure doit être fiable, car dans le cas d'un filtrage directionnel une mauvaise évaluation de la direction provoquerait une dégradation de l'image. Nous utilisons ici la méthode basée sur l'approximation des moindres carrée ([3], [4]) qui s'avère très efficace dans le cas de nos images très bruitées.

b. Le calcul de la direction locale d'un pixel

Pour calculer la direction associée à un pixel (x, y) de l'image on considère son voisinage V de taille $W \times W$ pixels. On calcule les gradients $G_x(i, j)$ en x et $G_y(i, j)$ en y (Equ.3) pour chaque pixel (i, j) du voisinage V . Pour le calcul du gradient l'utilisation des masques de Sobel s'est avérée la plus efficace dans le cas de nos images. Ainsi la direction locale au voisinage V est estimée par la relation suivante (la démonstration de cette formule est détaillée dans l'article de M. Bazen et H. Gerez [3]):

$$\theta(x, y) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W 2 \cdot G_x(i, j) \cdot G_y(i, j)}{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W (G_x^2(i, j) - G_y^2(i, j))} \right) \quad (\text{Equ.3})$$

avec $G_x = V(x, y) \otimes \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ et $G_y = V(x, y) \otimes \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$

Il est ainsi possible de calculer la direction locale en chaque pixel de l'image ([5]) mais ceci est très coûteux en temps de calculs, ainsi il est beaucoup plus efficace de diviser l'image en blocs adjacents et d'évaluer la direction moyenne locale au bloc quitte à interpoler la direction pour chaque pixel.

Le choix de la taille du bloc est problématique, celui-ci devant être suffisamment grand pour contenir au moins une strie et suffisamment petit pour que la direction des stries soit à peu près constante dans le bloc. Ces deux conditions sont nécessaires pour une bonne fiabilité de l'estimation, mais malheureusement elles ne sont pas toujours réunies (cas des centres et des deltas de l'empreinte, zones a vitesse lente...). L'utilisation de blocs de taille comprise entre 8 pixels et 16 pixels de large s'est montrée suffisamment efficace dans le cas d'images standard (faible variation de la distance inter-strie). Pour notre capteur à balayage nous avons vu que la distance inter-strie varie dans l'intervalle $[d_{\min}..d_{\max}] = [3..15]$. Pour que l'estimation directionnelle soit suffisamment efficace nous avons donc choisi des blocs de 16 pixels de large.

c. Le lissage de la carte directionnelle

Pratiquement il est possible d'avoir localement un bloc tellement bruité que l'estimation directionnelle soit complètement faussée. Ceci provoque alors une très importante variation angulaire entre deux blocs adjacents. Or une empreinte possède une certaine continuité directionnelle, une telle variation entre deux blocs adjacents est alors représentative d'une mauvaise estimation. Pour éliminer de telles discontinuités un filtre passe-bas est appliqué à la carte directionnelle. Cette opération de lissage ne pouvant être effectuée directement sur les valeurs d'angle en raison de la discontinuité de la fonction arc tangente on calcule la table des sinus (Equ.4) et des cosinus (Equ.5) au lieu de la table des angles (Equ.3):

$$\sin(2\theta) = \frac{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W (G_x^2(i, j) - G_y^2(i, j))}{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W (G_x^2(i, j) + G_y^2(i, j))} \quad (\text{Equ.4})$$

$$\cos(2\theta) = \frac{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W 2 \cdot G_x(i, j) \cdot G_y(i, j)}{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W (G_x^2(i, j) + G_y^2(i, j))} \quad (\text{Equ.5})$$

Un filtre binomial 3×3 est ensuite appliqué à la carte des sinus et cosinus.

Cette méthode fonctionne généralement bien pour les capteurs classiques, mais dans notre cas nous avons une source de bruit supplémentaire qui influence sensiblement les estimations. En effet nous avons pu observer dans le chapitre précédent la présence de poutres cassées et de poutres qui répondent mal. Ceci se traduit par l'apparition de nombreuses lignes verticales sur l'image et provoque une convergence de la direction calculée dans le sens vertical (90°). La Figure III-6 montre que cette déviation peu fausser sensiblement l'estimation directionnelle malgré l'opération de lissage.

L'idée est donc de préfiltrer chaque bloc de l'image (Equ.6) afin de limiter l'effet des lignes verticales dans l'estimation des directions. Pour cela la valeur moyenne M du bloc est calculée, si la valeur du pixel est inférieure à M sa valeur reste inchangée, sinon il est possible que ce pixel soit situé sur une ligne verticale parasite et sa valeur est alors remplacée par la moyenne de ses deux voisins horizontaux.

$$M = \frac{1}{W \times W} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W I_0(i, j)$$

$$I_1(i, j) = \begin{cases} I_0(i, j) & \text{si } I_0(i, j) < M \\ (I_0(i-1, j) + I_0(i+1, j))/2 & \text{si } I_0(i, j) \geq M \end{cases} \quad (\text{Equ.6})$$

Bien entendu ce préfiltrage n'annule pas entièrement l'effet indésirable (dans le cas d'un regroupement de lignes verticales il est inefficace), mais il a l'avantage de le diminuer sensiblement. Cumulé avec l'opération de lissage il s'est avéré suffisant dans notre cas (voir Figure III-6). Il est à noter que ce préfiltrage est uniquement utilisé pour le calcul de la carte directionnelle, les traitements suivants utilisent l'image d'origine.

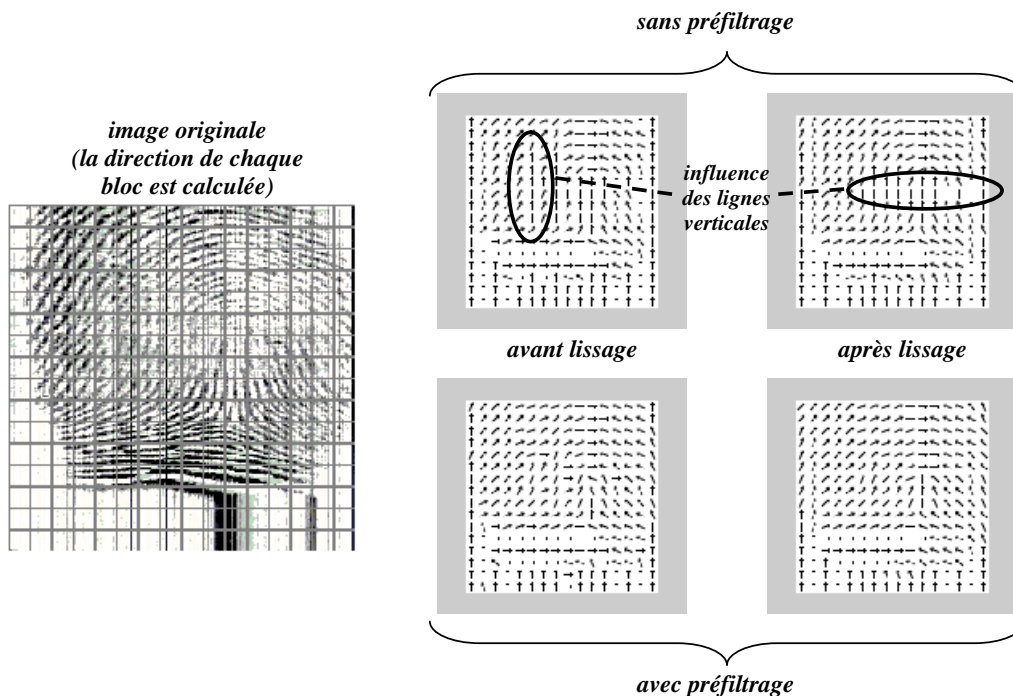


Figure III-6: Elimination des discontinuités locales et de l'effet des lignes verticales.

Un exemple de cartes directionnelles pour les trois catégories principales d'empreinte est présenté sur la Figure III-7.

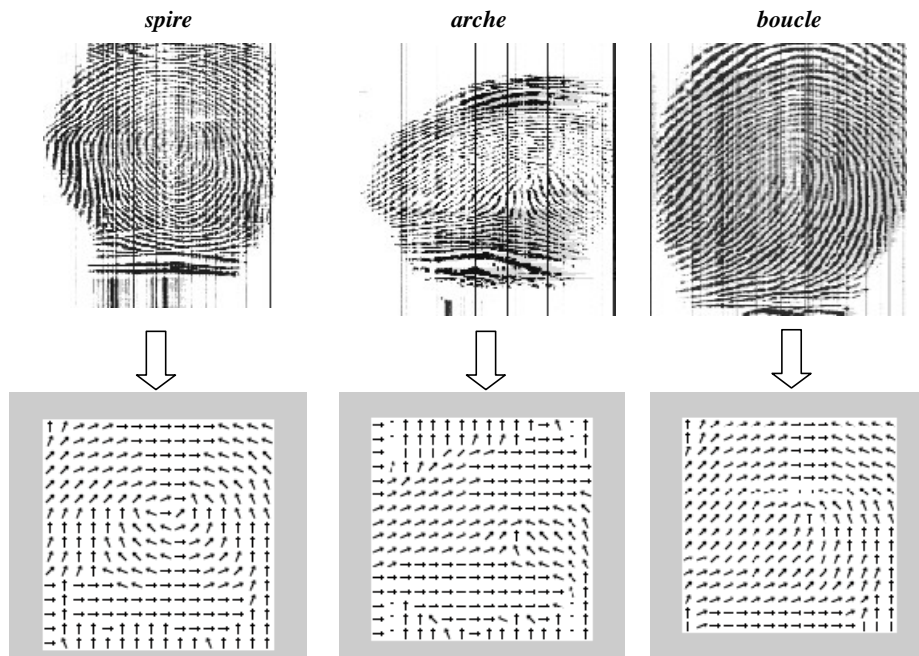


Figure III-7: Exemples de carte directionnelle sur des images en provenance de notre capteur.

d. Quantification de la carte directionnelle

Dans les algorithmes de traitement que nous allons présenter la direction est utilisée pour choisir un filtre, or θ peut prendre une infinité de valeurs ce qui nécessiterait de calculer un filtre différent pour chaque nouveau bloc. Bien que cela soit tout à fait faisable une puissance de calcul très importante serait nécessaire, c'est pourquoi nous limitons le nombre de filtres utilisés. Si on choisit d'utiliser N_d filtres, l'espace angulaire est divisée en N_d parties distinctes et chaque valeur d'angle est quantifiée selon sa zone d'appartenance (voir Figure III-8).

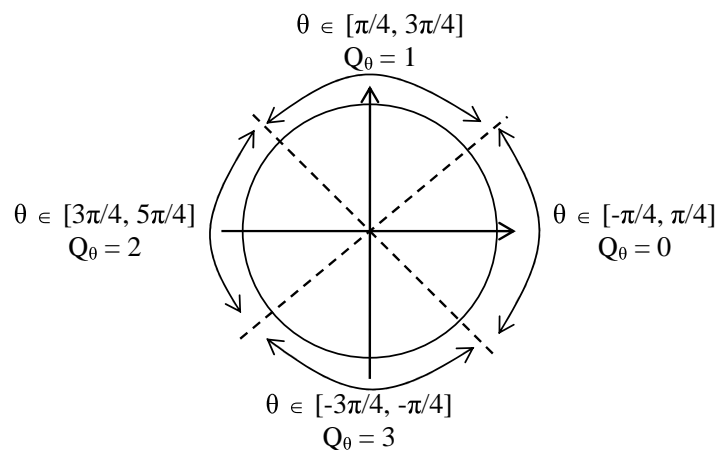


Figure III-8: Quantification Q_α de l'orientation α selon 4 directions.

La taille T des blocs et du nombre de filtres N_d sont liés et doivent être choisis avec précaution. En effet si T est trop grand la variation directionnelle à l'intérieur du bloc sera importante, il faudra choisir alors N_d suffisamment petit pour que la variation angulaire (π/N_d) du filtre puisse couvrir celle du bloc.

III.2.3.1.2 Estimation spatiale de la carte fréquentielle de l'image

a. Le calcul de la fréquence d'un bloc

La carte fréquentielle de l'image consiste, de manière similaire à la carte directionnelle, à estimer la fréquence locale des stries en chaque pixel. Cette carte est souvent utilisée dans le calcul des filtres directionnels ([6]), la détection des minuties ([7]) et la phase de reconnaissance ([8]).

La fréquence locale à un bloc peut être facilement calculée lorsque l'on dispose de la direction du bloc ([6], [9], [10]). La direction θ de chaque bloc est connue grâce au calcul de la carte directionnelle. En effectuant la projection du bloc orthogonalement à sa direction (c'est à dire dans la direction $\frac{\pi}{2} - \theta$) on obtient un vecteur V présentant un ensemble d'extrema (Figure III-9). Les maxima correspondent aux centres des stries) et les minima aux centres des vallées. La période locale inter-stries est alors estimée en calculant la distance moyenne entre deux maxima consécutifs.

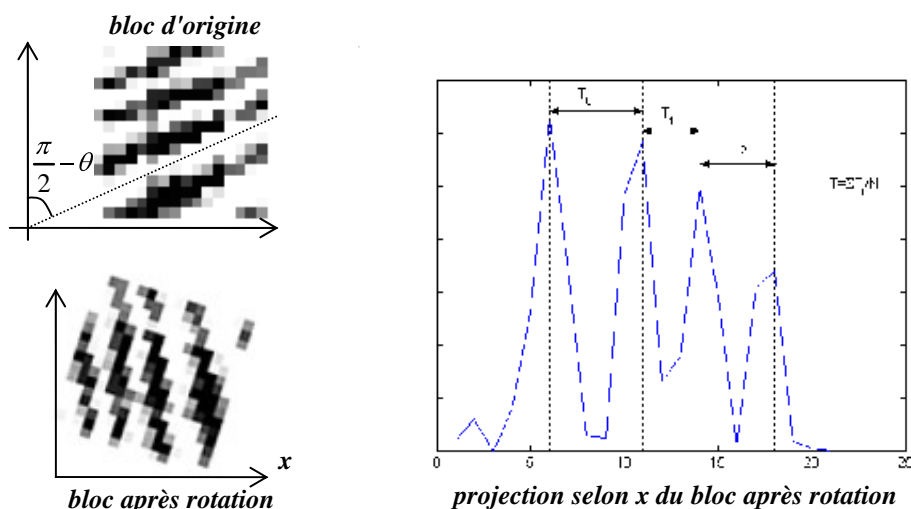


Figure III-9: Evaluation de la distance inter-stries.

La détection des extrema étant très sensible au bruit, le vecteur V issu de la projection est d'abord filtré par un filtre gaussien 1D. Les maxima (M_j) et les minima (m_j) sont extraits en détectant les passages par zéro de la dérivée du vecteur V , ce qui permet d'obtenir la suite $\{M_1, m_1, \dots, M_k, m_k, M_{k+1}\}$. Si la différence entre un maximum M_j et un minimum m_j est inférieure à un seuil T alors on considère que M_j correspond à du bruit et il est éliminé.

Si le vecteur résultant contient au moins deux maxima alors la période inter-stries est calculée par la moyenne des distances entre deux maxima consécutifs, dans le cas contraire la période prend la valeur de zéro. Lorsque la période estimée vaut zéro cela signifie que le bloc ne contient aucune strie (fond de l'image) ou qu'il est trop bruité pour estimer de manière fiable la fréquence locale.

Dans la suite de ce chapitre la carte fréquentielle est systématiquement calculée pour les méthodes utilisant la carte directionnelle, ainsi les blocs de fréquence nulle sont supprimés pour séparer l'image de l'empreinte du fond: c'est la phase de segmentation ([11]).

b. Le lissage de la carte fréquentielle

Pour éliminer d'éventuelles discontinuités locales la carte fréquentielle obtenue est lissée. Habituellement la variation de la distance inter-stries est faible dans l'image et un filtre passe-bas 3×3 classique est suffisant. Dans notre cas les caractéristiques du capteur font que la fréquence des stries peut subir localement de fortes variations en fonction de la direction (Figure III-5), il faut donc adapter le filtre en fonction de la direction des blocs adjacents.

Pour chaque bloc B_0 de direction quantifiée θ_0 et de fréquence locale f_0 on considère l'ensemble VB des blocs adjacents de direction équivalente et on effectue une moyenne de leurs fréquences locales (Equ.7).

$$\begin{aligned}
 VB &= \{B_i(f_0^i, \theta_i), i \in [1..8] \mid \theta_i = \theta_0\} \\
 D &= \{B_i \in VB \mid f_0^i \neq 0 \text{ et } \theta_i = \theta_0\} \\
 f_0 &= \begin{cases} \frac{1}{|D|} \sum_D f_0^i & \text{si } f_0 = 0 \\ f_0 & \text{si } |D| = 0 \\ \frac{1}{|D|+1} \left(f_0 + \sum_D f_0^i \right) & \text{si } f_0 \neq 0 \end{cases}
 \end{aligned} \tag{Equ.7}$$

Un exemple de carte fréquentielle obtenue sur nos images est représenté sur la Figure III-10. La fréquence est fonction du niveau de gris (zones sombres=fréquence faible, zones claires=fréquences élevées), les zones noires correspondent aux blocs de fréquence nulle. Comme on peut le voir cette méthode est très sensible au bruit (fiabilité de l'estimation directionnelle, qualité de l'image, bruit ajouté au cours de la rotation du bloc), une meilleure estimation de la direction et de la fréquence du bloc est possible en analysant le spectre de chaque bloc ([10], [12]) mais nous n'avons pas implémenté cette possibilité.

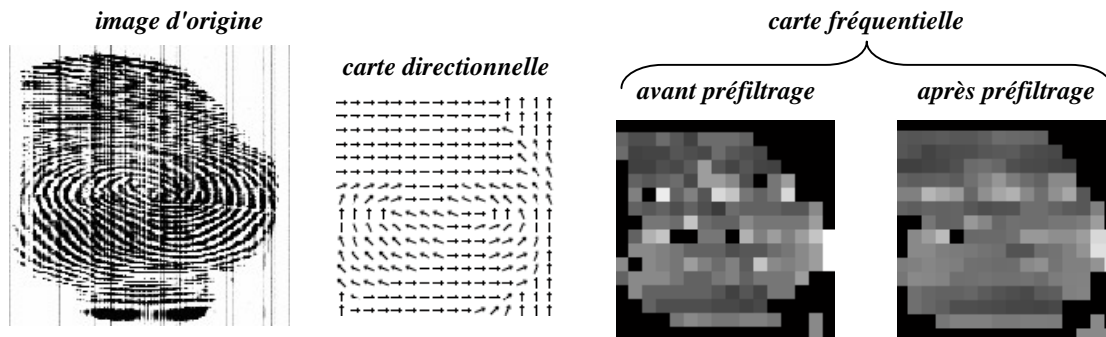


Figure III-10: Exemple de carte fréquentielle.

III.2.3.1.3 La segmentation de l'image

Dans la section précédente nous avons utilisé les blocs de fréquence nulle pour séparer l'image de l'empreinte du fond. Comme on peut le voir sur la Figure III-10 ceci n'est pas tout à fait satisfaisant car de nombreux blocs ne contenant aucune information utile persistent. Pour éviter cela nous avons décidé d'éliminer les blocs appartenant au fond de l'image en fonction de leur valeur moyenne. La valeur moyenne locale M_l de chaque bloc est calculée et comparée à un seuil T :

- Si $M_l < T$, alors on considère que le bloc ne contient aucune information utile et il est éliminé.
- Si $M_l \geq T$, alors le bloc contient une partie de l'empreinte et est conservé.

Le seuil T a été choisi en fonction de la valeur moyenne M_g de l'image globale tel que $T = \frac{M_g}{2}$.

Le masque subit ensuite deux traitements:

- Tout bloc non bruité ayant au moins 3 blocs adjacents définis comme bruités est éliminé (cela correspond à une zone fortement bruitée ou au bord de l'empreinte).
- L'ensemble des blocs au bord de l'image est supprimé.

Un exemple de segmentation est illustré sur la Figure III-11.

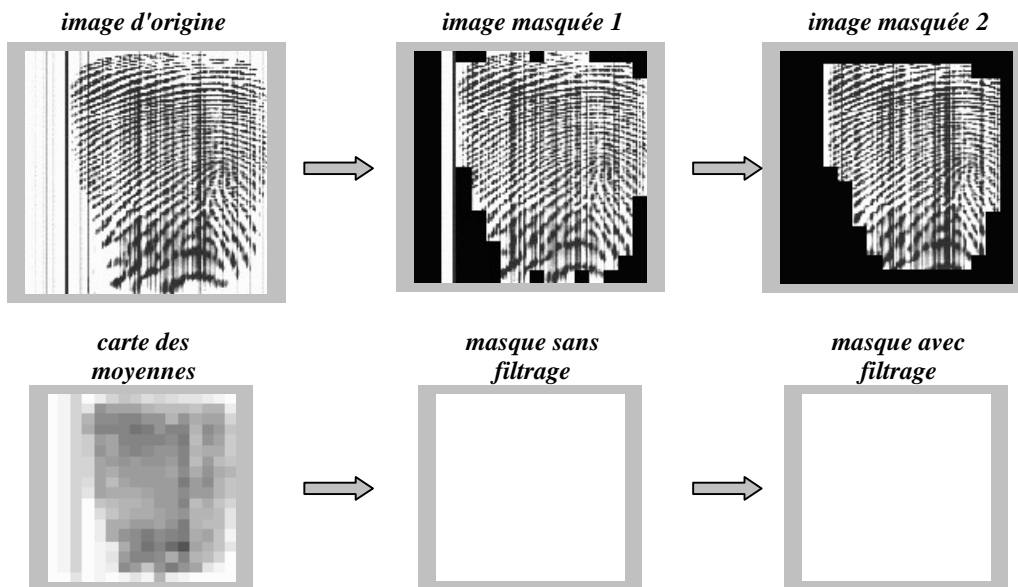


Figure III-11: Effet de la segmentation sur l'image.

III.2.3.1.4 Résumé

Dans cette partie la nécessité d'une segmentation de l'image a été mise en évidence. Cette segmentation sera appliquée systématiquement à tous les algorithmes de filtrage décrit dans ce chapitre. De plus toute la zone ne contenant aucune information ne sera pas traitée dans la suite (cela permet de limiter les calculs).

Nous avons également expliqué le calcul spatial des cartes fréquentielle et directionnelle de l'image, et une méthode de lissage spécifique a du être utilisée pour tenir compte du mode de balayage de notre capteur. Ces deux cartes sont utilisées par les trois algorithmes suivants, et elles seront également nécessaires dans l'extraction des minuties (chapitre IV).

III.2.3.2. Masquage fréquentiel directionnel

III.2.3.2.1 Principe

Nous avons vu que le spectre d'une empreinte est constitué d'un anneau contenant l'information utile (Figure III-3 et Figure III-4). Bien qu'il soit tout à fait possible d'extraire directement cet anneau en utilisant un masque fréquentiel en anneau ([13]), il est plus efficace d'utiliser un ensemble de masques directionnels ([12], [14], [15]). En effet, en privilégiant une direction particulière on élimine l'influence du bruit originaire des autres directions.

Pour filtrer l'image dans une direction donnée nous utilisons un masque fréquentiel directionnel passe-bande ([14]) constitué du produit (Equ.8) d'une composante radiale $H_{radial}(r)$ (Equ.9) agissant sur le caractère fréquentiel des stries, et d'une composante angulaire $H_{angle}(\theta)$ (Equ.10) agissant sur l'orientation des stries.

$$H(r, \theta) = H_{radial}(r) \cdot H_{angle}(\theta) \quad (\text{Equ.8})$$

$$H_{radial}(r) = \sqrt{\frac{(r \cdot r_{BW})^{2n}}{(r \cdot r_{BW})^{2n} + (r^2 - r_0^2)^{2n}}} \quad (\text{Equ.9})$$

$$H_{angle}(\theta) = h_{\theta_c}(\theta) \times \cos^2\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{\theta - \theta_c}{\theta_{BW}}\right) \text{ avec } h_{\theta_c}(\theta) = \begin{cases} 1 & \text{si } |\theta - \theta_c| < \theta_{BW} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{Equ.10})$$

La *composante radiale* utilisée est un filtre de Butterworth passe-bande (Figure III-12) et a trois paramètres:

- L'ordre n du filtre: plus n est grand et plus la pente de la zone de rupture entre fréquences acceptées et fréquences rejetées est raide
- La fréquence centrale r_0 de la composante radiale correspond à la fréquence moyenne des stries de l'image
- La bande passante radiale r_{BW} permet de définir la plage de fréquences désirées $\left[r_0 - \frac{r_{BW}}{2}, r_0 + \frac{r_{BW}}{2}\right]$.

Ce paramètre permet de pallier aux différences de fréquences localisées dues à l'élasticité de la peau par exemple ainsi qu'aux variations de vitesse de déplacement du doigt.

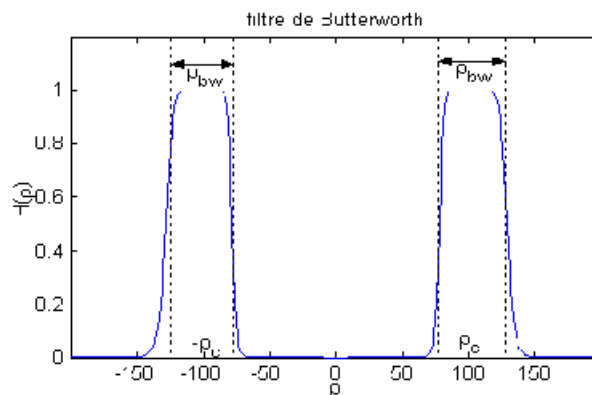


Figure III-12: Représentation 1-D du filtre de Butterworth.

La *composante angulaire* permet d'orienter le masque dans une direction spécifique et comporte deux paramètres:

- L'angle θ_c définit la direction principale du masque
- La bande passante angulaire θ_{BW} permet de définir une plage d'orientations

Comme nous l'avons déjà spécifié (III.2.3.1.1) la carte directionnelle est quantifiée de sorte que l'espace soit divisée en N_d directions et un masque H_i est associé à chacune des directions quantifiées i . Ainsi en choisissant $\theta_{BW} = \pi/N_d$ et $\theta_c = k\pi/N_d, k \in [0..N_d - 1]$ on remarque que la somme des N_d composantes angulaires est égale à 1 (Equ.11). L'ensemble des masques recouvre donc l'espace entier.

$$\begin{aligned}
 \sum_{k=1}^N H_k(\theta) &= \sum_{k=1}^N h_k(\theta) \times \cos^2\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{\theta}{\theta_{BW}} + \frac{k\pi}{2}\right) \\
 &= \left(\sum_{k=1}^{N/2} h_{2k}(\theta)\right) \times \cos^2\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{\theta}{\theta_{BW}}\right) + \left(\sum_{k=0}^{N/2-1} h_{2k+1}(\theta)\right) \times \cos^2\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{\theta}{\theta_{BW}} + \frac{\pi}{2}\right) \\
 &= 1 \times \cos^2\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{\theta}{\theta_{BW}}\right) + 1 \times \sin^2\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{\theta}{\theta_{BW}}\right) \\
 &= 1
 \end{aligned}
 \tag{Equ.11}$$

Le masque ainsi créé par le produit des deux composantes est représenté sur la Figure III-13.

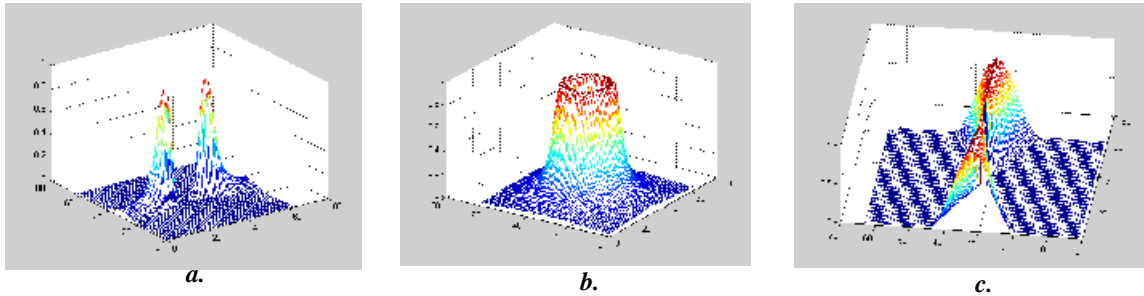


Figure III-13: Représentation 3-D du masque directionnel (a), de la composante radiale (b) et de la composante angulaire (c).

Le principe du filtrage de l'image (Figure III-14) consiste à calculer la transformée de Fourier F de l'image d'origine f , ensuite on obtient N_d nouvelles images TF_i en multipliant F par les masques H_i , puis on calcule leur transformée inverse. On dispose alors de N_d images Tf_i dont chacune est améliorée dans la direction qui lui est associée.

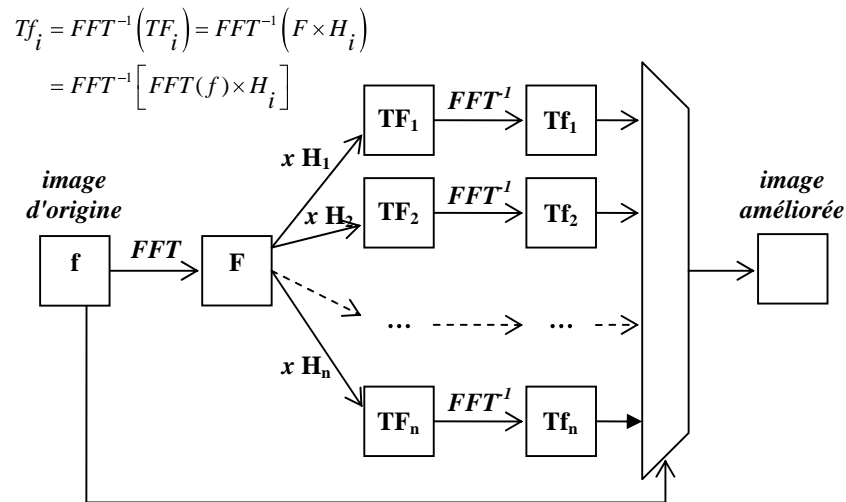


Figure III-14: Principe du filtrage fréquentiel.

Un exemple est montré sur la Figure III-15 dans le cas de $N_d = 4$.

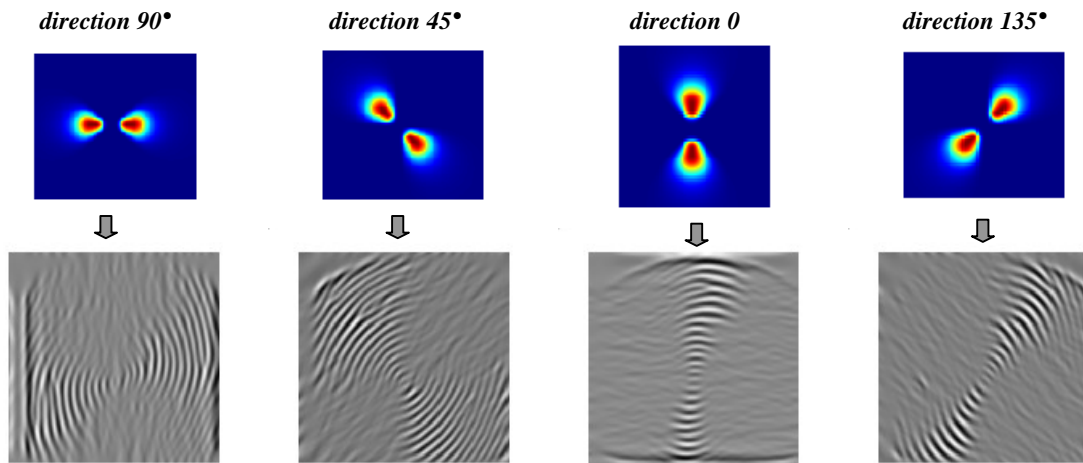


Figure III-15: Résultat d'un filtrage fréquentiel avec 4 directions.

Cette approche étant très coûteuse en espace mémoire et en opérations de calcul, l'étape de réduction présentée au début de ce chapitre est systématiquement appliquée aux images de hauteur supérieure à 256 pixels. Pour accélérer les calculs on utilise l'algorithme de la Transformée de Fourier Rapide (*TFR*) qui est optimal lorsque la dimension de l'image est un multiple d'une puissance de 2. Les images ayant une taille $H < 256$ sont complétées par des pixels blancs pour former une image carrée de 256 pixels de large.

Pour construire l'image finale nous utilisons la carte directionnelle de l'image d'origine. En effet chaque pixel (x, y) appartient à un bloc de direction θ_i , on peut donc lui faire correspondre le pixel $TF_i(x, y)$ puisque TF_i correspond à l'image d'origine améliorée dans la plage de directions contenant θ_i . Vu que l'on dispose de toutes les images un meilleur résultat peut être obtenu en effectuant une interpolation des deux images les plus proches de θ_i (Equ.12). Ceci permet notamment d'éliminer les effets de bord entre blocs adjacents.

$$I(x, y) = a(x, y) \cdot TF_{j(x, y)}(x, y) + (1 - a(x, y)) \cdot TF_{k(x, y)}(x, y) \quad (\text{Equ.12})$$

avec $j(x, y) = \left\lfloor \frac{\theta(x, y)}{\pi/N} \right\rfloor$, $k(x, y) = (j(x, y) + 1) \equiv N$ et $a(x, y) = \frac{\theta(x, y)}{\pi/N} - j(x, y)$

III.2.3.2.2 Réglage des paramètres du filtre

Le réglage des paramètres du filtre de Butterworth est critique pour le bon fonctionnement du filtrage. On peut voir différents essais de filtrage fréquentiel dans la direction $\pi/2$ sur l'empreinte de la Figure III-16-a:

- $r_0 = 20$ et $r_{BW} = 25$ (Figure III-16-b): on a une bande passante étroite et on sélectionne les basses fréquences, les zones à vitesse lente sont améliorées tandis que les zones à vitesse rapide sont effacées.

- $r_0 = 80$ et $r_{BW} = 25$ (Figure III-16-c): on a une bande passante étroite et on sélectionne les hautes fréquences, les zones à vitesse rapide sont améliorées tandis que les zones à vitesse lente sont effacées.
- $r_0 = 50$ et $r_{BW} = 85$ (Figure III-16-d): la bande passante et la fréquence centrale sont choisies de telle manière à sélectionner les zones à vitesse lente *et* rapide. On peut noter que les fréquences de (b) et (c) sont bien sélectionnées mais on a une baisse de qualité

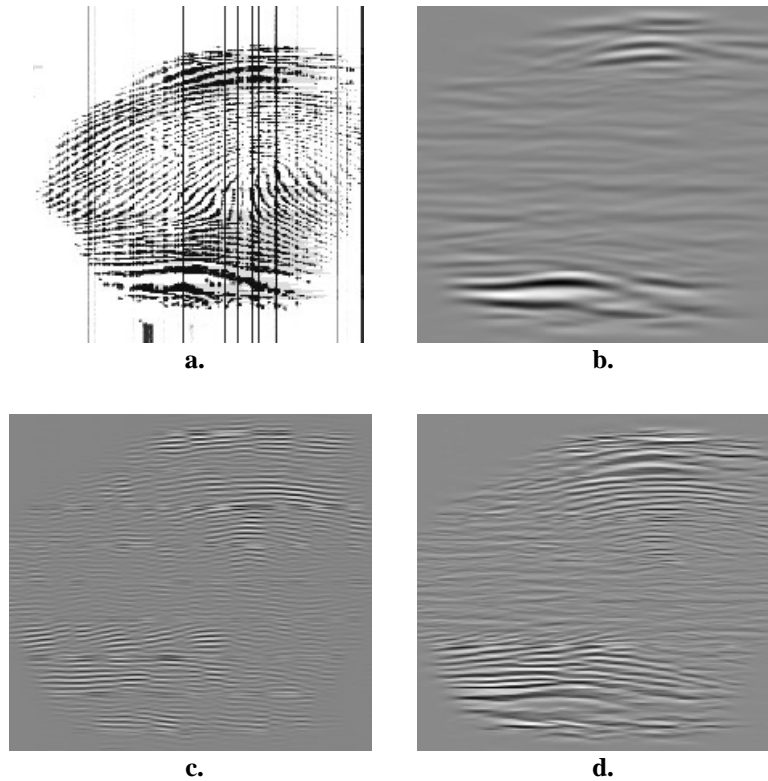


Figure III-16: Influence de la fréquence et de la bande passante radiale d'un filtre de Butterworth dans le cas d'un filtrage de direction horizontale.

Dans le paragraphe III.2.2 nous avons vu que la distance inter-strie varie au sein de l'image dans la plage de valeurs $[d_{\min}..d_{\max}] = [4..16]$. Les paramètres du filtre doivent permettre de couvrir cette plage

de valeurs, idéalement il faut donc choisir $\rho_{BW} = \frac{256}{d_{\min}} - \frac{256}{d_{\max}} \simeq 48$ et $\rho_0 = \frac{1}{2} \times \left(\frac{256}{d_{\min}} + \frac{256}{d_{\max}} \right) \simeq 40$.

Dans le paragraphe III.2.2 nous avons également pu remarquer que $[d_{\min}..d_{\max}] = [6..12]$ dans le cas des fréquences horizontales. Pour le masque H_0 correspondant à des stries verticales on peut donc limiter la bande passante fréquentielle telle que $r_0 = 32$ et $r_{BW} = 22$. Cela permet de limiter l'effet des lignes verticales de l'image dans les zones de direction verticale.

Concernant l'ordre n du filtre une valeur de 2 s'est avérée suffisante.

Pour le nombre N_d de directions, on obtient des résultats corrects visuellement dès que $N_d \geq 6$, ensuite plus N_d est élevé et plus la carte directionnelle quantifiée est précise mais l'espace mémoire nécessaire est également plus élevé car on doit pouvoir stocker N_d images intermédiaires de taille 256×256 octets. Par précaution nous avons choisi $N_d = 8$.

III.2.3.2.3 Bilan

Dans cette partie un masquage fréquentiel utilisant des masques directionnels de Butterworth a été présenté. Cette approche nécessite l'estimation préalable de la carte directionnelle de l'image et elle est appliquée systématiquement après réduction de l'image. Le réglage des différents paramètres (Tableau III-1) a pris en compte les caractéristiques du capteur à balayage utilisé (variation fréquentielle importante).

<i>Paramètres</i>	<i>notation</i>	<i>valeur</i>
<i>Nombre de directions</i>	N_d	8
<i>Fréquence centrale du filtre pour $\theta \leq \pi/8$</i>	r_0	32
<i>Bande passante du filtre pour $\theta \leq \pi/8$</i>	r_{BW}	22
<i>Fréquence centrale du filtre pour $\theta > \pi/8$</i>	r_0	48
<i>Bande passante du filtre pour $\theta > \pi/8$</i>	r_{BW}	40
<i>Ordre du filtre</i>	n	2

Tableau III-1: Résumé des paramètres du filtrage de Butterworth.

Cette technique de filtrage a été la première à être étudiée et a fourni de bons, y compris sur des images de qualité moyenne (Figure III-17). Néanmoins dans le cadre du développement d'une application aux ressources limitées elle est peu adaptée. En effet elle nécessite d'importantes ressources mémoires car il faut pouvoir stocker $N_d + 1$ images temporaires de taille 256×256 contenant des nombres réels codés sur 4 octets. Dans le cas de $N_d = 8$ cela correspond à 2.25 Mo. De plus elle est coûteuse en temps de calcul car les masques de taille 256×256 sont calculés en temps réel.

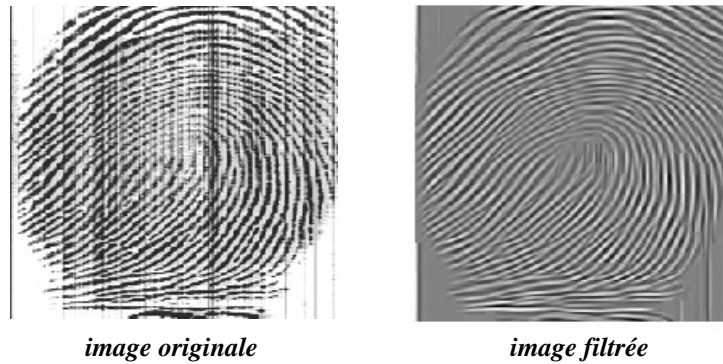


Figure III-17: Résultat obtenu par un masquage fréquentiel directionnel de Butterworth.

III.2.3.3. Filtrage spatial directionnel

III.2.3.3.1 Principe du filtrage

La méthode précédente fonctionne correctement mais nécessite d'importantes ressources, nous nous sommes donc intéressés au filtrage spatial. L'image est tout d'abord découpée en blocs de taille fixe de telle sorte que le bloc contienne suffisamment d'information utile (orientation et fréquence des stries). Pour que le filtrage soit efficace, il faut donc au moins une strie dans le bloc. Pour chaque bloc B on estime la direction α qui lui est associée au moyen de la carte directionnelle et un filtre directionnel passe-bande F_α lui est associé. Ensuite chaque bloc est convolué (Equ.13) avec le filtre correspondant.

$$FB_\alpha(x, y) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N B(i, j) \cdot F_\alpha(x-i, y-j) \quad (\text{Equ.13})$$

Pour éviter les effets de bord le voisinage du bloc est utilisé au cours du filtrage.

On a déjà vu que plus la taille des blocs est grande et plus l'orientation des stries varie à l'intérieur du bloc, ceci diminue la fiabilité de l'estimation directionnelle mais cela va également provoquer une dégradation de l'image car l'ensemble des directions présentes ne sera pas entièrement pris en compte par le filtre. Mais plus les blocs sont petits et plus les temps de calculs sont importants (augmentation exponentielle) car la convolution est une opération très coûteuse. Ces considérations nous ont donc amené à choisir une taille de 16 pixels ce qui s'est avéré le meilleur compromis.

III.2.3.3.2 Utilisation d'un filtre à fréquence centrale variable

Le filtrage directionnel a pour objectif d'extraire l'information utile dans la direction recherchée. Pour cela les *filtres de Gabor* (Equ.14) sont très souvent utilisés ([6], [16]-[18]) car ce sont des filtres passe bande simples à créer et ils ont une résolution conjointe spatiale/fréquentielle optimale (c'est-à-dire qu'ils sont très performant pour sélectionner à la fois une fréquence et une orientation).

Le filtre spatial de Gabor (Figure III-18.a) est composé du produit (Equ.14) d'un filtre passe bas gaussien agissant suivant la direction locale θ des stries et d'un filtre passe bande agissant perpendiculairement aux stries (il s'agit en fait d'un filtre de Gabor à une dimension).

$$h(x', y') = \left\{ \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \frac{y'^2}{\sigma_y^2}\right) \right\} \times \left\{ \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \frac{x'^2}{\sigma_x^2}\right) \times \cos(2\pi \cdot f_0 \cdot x') \right\} = h_x(x') \times h_y(y') \quad (\text{Equ.14})$$

avec $\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$

Le calcul de la transformée de Fourier du filtre (Equ.15) se traduit par deux gaussiennes centrées sur les fréquences f_0 et $-f_0$ (Figure III-18.b),

$$H(u', v') = K \cdot \left[\exp\left(-2\pi^2 \sigma_x^2 (u' - f_0)^2\right) + \exp\left(-2\pi^2 \sigma_x^2 (u' + f_0)^2\right) \right] \cdot \exp\left(-2\pi^2 \sigma_y^2 v'^2\right) \quad (\text{Equ.15})$$

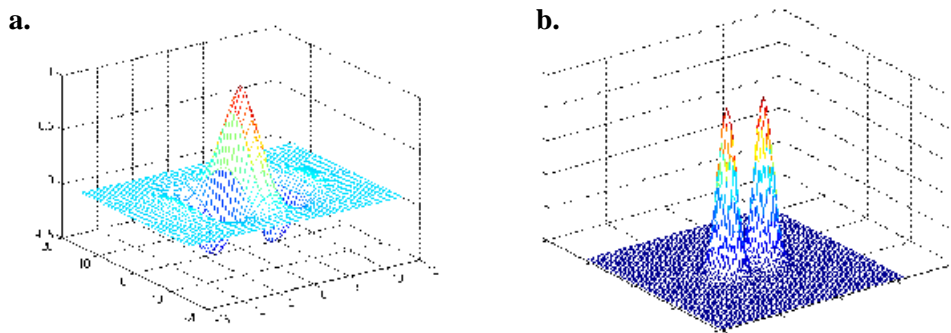


Figure III-18: Les réponses spatiale (a) et fréquentielle (b) d'un filtre de Gabor.

Le filtre directionnel de Gabor a quatre degrés de liberté:

- L'orientation θ du filtre
- La fréquence centrale f_0 que l'on cherche à extraire
- Les écarts types σ_x et σ_y permettant de régler les bandes passantes fréquentielle et directionnelle

Le choix de la fréquence de Gabor est très important: la qualité de l'image finale dépend directement du bon choix de ce paramètre, en effet si f_0 est trop grand des stries sont créées et si f_0 est trop petit des stries sont fusionnées. Il est souvent considéré que la distance inter-stries entre différentes personnes d'âge adulte est similaire, une analyse de la base de données permet alors d'estimer f_0 et de fixer définitivement les autres paramètres du filtre ([16], [17]). L'avantage de cette considération est de pouvoir calculer les filtres à l'extérieur du système et de gagner en temps de calcul.

Néanmoins nous avons vu dans la section III.2.2 que la variation fréquentielle n'est pas négligeable ($[d_{\min} .. d_{\max}] = [3..15]$) en raison du mode de balayage du capteur utilisé. Ceci implique de définir une grande bande passante fréquentielle de 2.3octaves (les systèmes classiques admettent généralement une bande passante de 1octave). Malheureusement les filtres de Gabor ne sont pas adaptés pour une

bande passante fréquentielle supérieure à 1 octave car il y a alors un recouvrement des gaussiennes en l'origine dans l'espace fréquentiel (Figure III-19), ce qui laisse passer les très basses fréquences (le filtre passe-bande se transforme en simple filtre passe-bas).

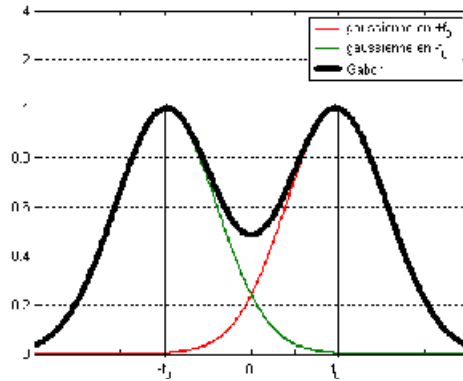


Figure III-19: Composante radiale fréquentielle pour un filtre de Gabor avec $B=2.3$ octaves.

Dans notre cas le filtre de Gabor peut tout de même être utilisé. Cela nécessite alors de réduire la bande passante fréquentielle à 1 octave et d'adapter localement le filtre en utilisant la fréquence locale f_0 du bloc ([6]) estimée au moyen de la carte fréquentielle.

Le choix des paramètres σ_x et σ_y des gaussiennes est délicat et nécessite quelques précautions. En effet si l'on considère le terme h_x (Equ.14) on voit qu'avec une valeur trop faible pour σ_x les deux gaussiennes de l'espace fréquentiel finissent par se recouvrir à l'origine pour former une composante continue non négligeable, le terme en exponentielle finit par annuler l'effet de la modulation en cosinus et h_x devient un simple filtre passe-bas. Avec une valeur élevée de σ_x le filtre devient très sélectif car la bande passante est alors très étroite (Equ.16)

σ_y définit le degré de lissage du terme passe-bas gaussien h_y agissant perpendiculairement aux stries. Il agit également sur la bande passante directionnelle $\Delta\Omega$ du filtre. Une valeur trop grande va lisser trop fortement les minuties en diminuant $\Delta\Omega$, une valeur trop faible va dégrader l'image car h_y sera alors trop sélectif par rapport à la largeur des stries.

L'analyse de l'équation fréquentielle du filtre (Annexe A) permet de définir mathématiquement les bandes passantes radiale ΔF et angulaire $\Delta\Omega$ (Equ.16)

$$\Delta F (\text{octaves}) = \log_2 \frac{f_0 \cdot \sigma_x + C}{f_0 \cdot \sigma_x - C} \quad \text{avec } C = \frac{\sqrt{\ln 2/2}}{\pi} \quad (\text{Equ.16})$$

$$\Delta\Omega = 2 \tan^{-1} \left(\frac{C}{\sigma_y \cdot f_0} \right)$$

et permet ainsi de calculer les paramètres σ_x et σ_y des gaussiennes (Equ.17)

$$\sigma_x = \frac{2^{\Delta F} + 1}{2^{\Delta F} - 1} \cdot C \cdot T_0 \quad \text{avec } C = \frac{\sqrt{\ln 2/2}}{\pi} \text{ et } T_0 = \frac{1}{f_0} \quad (\text{Equ.17})$$

$$\sigma_y = \frac{C \cdot T_0}{\tan(\Delta\Omega/2)}$$

Dans notre cas l'espace est divisée en N directions ($N=8$) on cherche donc à avoir une bande passante angulaire $\Delta\Omega = \pi/8$. En imposant une bande passante fréquentielle de une octave chaque filtre est entièrement défini (Equ.14) par les paramètres suivants:

- La direction θ du filtre est fournie par la carte directionnelle
- La fréquence centrale $f_0 = T_0^{-1}$ du filtre est fournie par la carte fréquentielle
- Les paramètres de la gaussienne valent: $\sigma_y = 0.94 \times T_0$ et $\sigma_x = 0.56 \times T_0$

Les calculs peuvent être légèrement diminués en considérant le fait que la variation fréquentielle des stries dans la direction verticale est connue et égale à une octave (voir section III.2.2). Ainsi le filtre de direction verticale peut être calculé à l'extérieur du système en prenant $[T_{\min}, T_{\max}] = [6..12]$ et $f_0 = 8$.

Concernant la taille $[L, H]$ du filtre défini par (θ, f_0) une taille trop grande augmente sensiblement le nombre de calculs et le nombre d'accès mémoires dus à la convolution, mais une taille trop petite risque d'éliminer la composante passe-bande. La taille du filtre doit donc être suffisamment grande pour contenir les gaussiennes. Nous avons observé empiriquement que en choisissant $L = \lceil 2\sigma_x \rceil + 1$ et $H = \lceil 2\sigma_y \rceil + 1$ la taille du filtre est limitée au minimum tout en conservant la partie passe bande.

On peut observer sur la Figure III-20 un exemple de filtrage obtenu avec cette méthode. On peut noter que cette méthode est très sensible au bruit, les bords de l'image et quelques blocs très bruités au centre de l'image ont été dégradés en raison d'une mauvaise estimation de la fréquence locale.

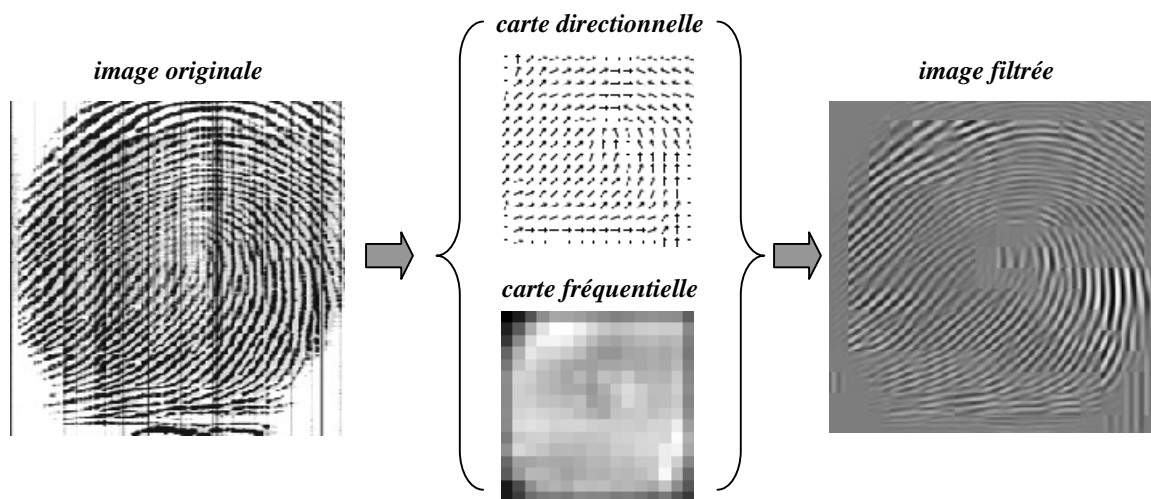


Figure III-20: Résultat du filtrage directionnel adaptatif.

III.2.3.3.3 Utilisation d'un filtre à fréquence centrale fixe

La méthode précédente nécessite d'importantes ressources pour calculer les filtres et le résultat obtenu est fortement dépendant de la bonne estimation de la carte fréquentielle. Une alternative consiste à utiliser à la place un filtre de Log-Gabor ([20], [21]) dont le masque fréquentiel en coordonnées polaires est défini par l'équation suivante:

$$H(f, \theta) = H_r(f) \times H_\theta(\theta)$$

$$\text{avec } H_r(f) = \exp \left\{ -\frac{[\ln(f/f_0)]^2}{2[\ln(\sigma_r/f_0)]^2} \right\} \quad (\text{Equ.18})$$

$$\text{et } H_\theta(\theta) = \exp \left\{ -\frac{(\theta - \theta_0)^2}{2\sigma_\theta^2} \right\}$$

Contrairement aux filtres de Gabor simples, les filtres de Log-Gabor ont toujours une composante continue nulle et permettent donc de gérer une bande passante fréquentielle supérieure à 1 octave. Ainsi ils peuvent être calculés à l'extérieur du système ce qui diminue sensiblement les temps de calcul par rapport à la méthode précédente.

Ces filtres sont entièrement définis par quatre paramètres (voir Annexe A.):

- σ_r définit la bande passante radiale en octaves $B = 2\sqrt{2/\ln 2} \times |\ln(\sigma_r/f_0)|$
- La fréquence centrale $f_0 = 2^{-B/2} \cdot f_{\max}$
- θ_0 correspond à la direction du filtre
- σ_θ définit la bande passante angulaire du filtre $\Delta\Omega = 2\sigma_\theta\sqrt{2\ln 2}$

Pour limiter le nombre de filtres nécessaires nous avons choisi de diviser l'espace en $N_d = 8$ directions. Nous avons donc N_d filtres de directions $\theta_j = j\pi/N_d$, $j \in \llbracket 0..N-1 \rrbracket$ ayant chacun une bande passante angulaire $\Delta\Omega = \pi/N_d$.

La distance inter-strie variant entre 3 et 15 pixels nous avons une bande passante fréquentielle $B = 2.33$ octaves. Cela permet de calculer la période centrale $T_0 = 1/f_0$ et le paramètre radial σ_r .

L'ensemble des paramètres du filtre est résumé dans le tableau suivant:

<i>paramètres</i>	<i>notation</i>	<i>valeur</i>
<i>Nombre de directions</i>	N_d	8
<i>Bande passante radiale</i>	B	2.32
<i>Paramètre radial pour $\theta > \pi/8$</i>	σ_r	0.29
<i>Période centrale pour $\theta > \pi/8$</i>	T_0	6.7

Paramètre radial pour $ \theta \leq \pi/8$	σ_r	0.29
Période centrale pour $ \theta \leq \pi/8$	T_0	6.7
Bande passante angulaire	$\Delta\Omega$	22.5°
Paramètre angulaire	$\sigma_\theta = 0.17$	0.17

Tableau III-2: Résumé des paramètres utilisés pour un filtrage de Log-Gabor.

Une fois les paramètres définis le masque est calculé (Equ.18) dans le domaine fréquentiel. Ensuite la partie réelle de la transformée de Fourier inverse du masque fréquentiel est calculée pour avoir un masque symétrique et le filtre obtenu est stocké dans le système. Pour limiter l'espace mémoire nécessaire au stockage seule la partie centrale de taille 16×16 est extraite et stockée. Le masque spatial $h(x, y)$ obtenu est normalisé tel que $\|h\| = 1$ (voir Annexe A.), puis l'ensemble des points (x, y) tels que $|h(x, y)| < SEUIL$ est annulé. Ainsi la multiplication de la convolution (Equ.13) est effectuée uniquement quand $h(x, y) \neq 0$. Cela permet de limiter les calculs et les accès mémoires de la convolution.

Un exemple de traitement obtenu avec les paramètres précédents est montré sur la Figure III-21.

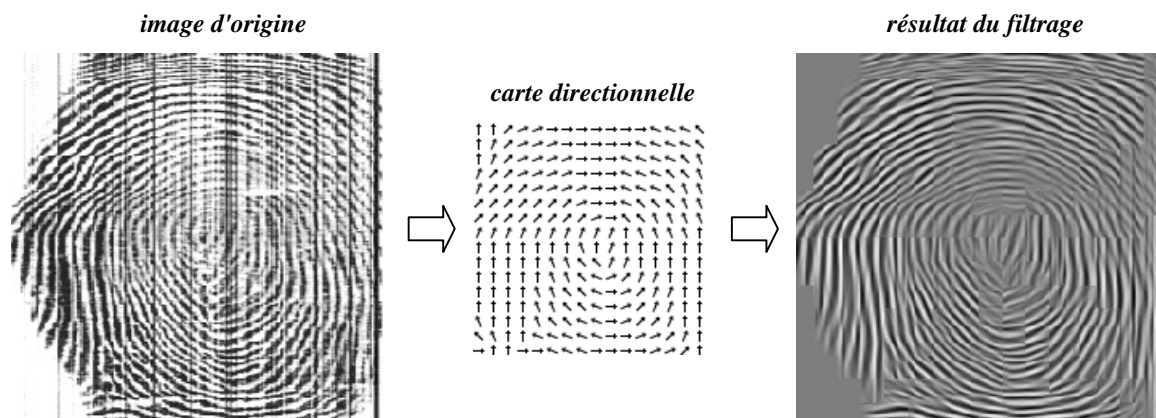


Figure III-21: Résultats du filtrage par un ensemble de filtres de Log-Gabor.

III.2.3.4. Bilan

Dans cette section nous avons présenté 2 méthodes de filtrage spatial directionnel.

La première approche utilise des filtres de Gabor directionnels et nécessite au préalable l'estimation des cartes directionnelle et fréquentielle. En raison du mode de balayage propre à notre capteur la possibilité d'une variation importante de la distance inter-strie au sein de l'image impose de calculer ces filtres en temps réel car les paramètres du filtre sont directement liés aux caractéristiques locales des stries (fréquence et orientation).

Bien que les filtres de Gabor aient prouvé leur efficacité, ils souffrent de quelques défauts. En effet nous avons vu que leur bande passante maximale est limitée à une octave, ce qui nécessite de les recalculer pour chaque bloc de l'image afin de les adapter aux caractéristiques locales. Ceci est coûteux en nombre d'opérations (calcul des filtres en temps réel). Et de plus cela rend la méthode très sensible au bruit car la bonne estimation de deux paramètres (fréquence et direction locales) est obligatoire pour assurer l'amélioration de chaque bloc. C'est pourquoi nous avons également envisagé l'utilisation de filtres de Log-Gabor.

Ces derniers autorisent une bande passante fréquentielle beaucoup plus importante ce qui permet d'éviter la dépendance du filtre de la fréquence locale. L'ensemble des filtres peut alors être calculé à l'extérieur du système pour y être ensuite stocké. Cela permet d'accélérer grandement les calculs en contrepartie d'une augmentation de l'espace mémoire nécessaire et d'une moins bonne sélectivité en fréquence.

III.2.4. Approche fréquentielle auto-adaptative

III.2.4.1. Principe

Comme nous l'avons déjà vu la très grande majorité des algorithmes de traitement de l'image est basée sur l'estimation de l'orientation et de la fréquence locales des stries. Ces estimations ont l'obligation d'être très fiables pour assurer un filtrage correct, mais dans le cas d'image très bruitée ces estimations sont plus qu'aléatoire et peuvent provoquer l'effet inverse de celui recherché: une dégradation de l'image. Nous utilisons ici la méthode proposée par A.J. Willis et L. Myers ([22]) qui ne nécessite pas ces deux estimations et s'avère plus efficace pour traiter les images de mauvaise qualité.

De manière similaire au calcul d'une carte directionnelle l'image est divisée en blocs de telle sorte que les stries du bloc soient localement parallèles, puis la transformée de Fourier Discrète (*TFD*) est calculée pour chaque bloc (Equ.19).

$$F(u, v) = \frac{1}{N^2} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cdot e^{-i2\pi(ux+vy)/N} \text{ pour } (u, v) \in \llbracket 0, N-1 \rrbracket^2 \quad (\text{Equ.19})$$

La composante continue $F(0,0)$ est d'abord annulée puis chaque pixel du bloc fréquentiel obtenu est multiplié par une puissance p de son amplitude (Equ.20). C'est cette simple multiplication qui permet d'améliorer le bloc (nous y reviendrons dans la section suivante).

$$G(u, v) = F(u, v) \times |F(u, v)|^p \quad (\text{Equ.20})$$

Finalement la partie réelle de la transformée de Fourier discrète inverse (Equ.21) est calculée pour chaque nouveau bloc et fournit l'image finale.

$$g(x, y) = \Re \left(\frac{1}{N^2} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} G(u, v) \cdot e^{i \cdot 2\pi (ux+vy)/N} \right) \text{ pour } (x, y) \in \llbracket 0, N-1 \rrbracket^2 \quad (\text{Equ.21})$$

III.2.4.2. Explication de l'amélioration

La *TFD* du bloc contient des pics en fréquence suivant les directions dominantes du bloc, donc si le bloc contient des stries parallèles les pics en fréquence vont correspondre à la direction des stries locales au bloc (voir section III.2.2). En multipliant la *TFD* du bloc par son spectre on accentue les stries car le bruit devient négligeable par rapport aux fréquences dominantes comme on peut le voir sur la Figure III-22. Partant de ce principe, le bloc est amélioré de manière *auto-adaptative* à ses caractéristiques locales sans aucun besoin de calcul de carte directionnelle ou fréquentielle.

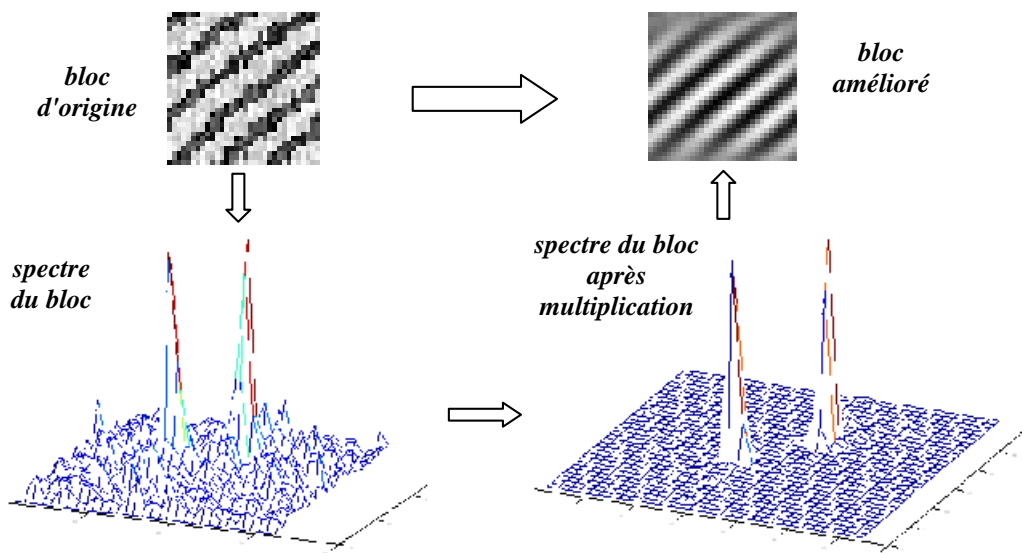


Figure III-22: Principe de la méthode auto-adaptative.

III.2.4.3. Problème des lignes verticales

Les lignes verticales caractéristiques de notre capteur posent problème avec cette méthode. En effet, celles-ci introduisent une information fréquentielle non négligeable qui se traduit par des pics dans les fréquences horizontales du spectre. En appliquant la méthode telle que décrite ci-dessus les lignes verticales peuvent persister après l'amélioration (Figure III-23) car on ne privilégie aucune fréquence particulière. Au final c'est la fréquence dominante qui va s'imposer.

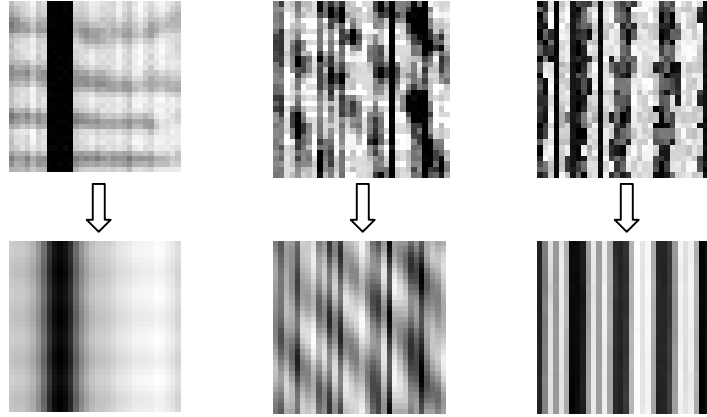


Figure III-23: Effet des lignes verticales.

Pour pallier à ce problème une méthode radicale consiste à annuler ou à ne pas effectuer la multiplication pour les fréquences de direction horizontale, mais cela pose problème dans les zones où les stries ont une direction verticale (Figure III-24). Pour éviter cela nous allons conditionner la multiplication en fonction de la direction du bloc.

Nous avons déjà vu que la variation fréquentielle des stries verticales se situe dans un intervalle $[d_{\min}..d_{\max}] = [6..12]$ (III.2.2). Donc pour chaque bloc de taille $N \times N$ on commence par annuler les fréquences horizontales du spectre en dehors de cet intervalle (Equ.22).

$$F(r, \theta) = 0 \text{ pour } \theta \equiv 0[\pi], \frac{N}{r} < d_{\min} \text{ et } \frac{N}{r} > d_{\max} \quad (\text{Equ.22})$$

Ceci limite une grande partie des effets provoqués par les lignes verticales mais ce n'est pas suffisant dans tous les cas. On poursuit donc par la recherche du maximum $P_1(r_1, \theta_1)$ du spectre de direction θ_1 non horizontale ainsi que du maximum $P_2(r_2, \theta_2)$ de direction horizontale (Equ.23).

$$\begin{aligned} P_1(r_1, \theta_1) &= \max_{r, \theta} (|F(r, \theta)| \mid \theta \neq 0[\pi]) \\ P_2(r_2, \theta_2) &= \max_{r, \theta} (|F(r, \theta)| \mid \theta \equiv 0[\pi]) \end{aligned} \quad (\text{Equ.23})$$

Un maximum est considéré comme *véritable* si sa valeur est supérieure à un seuil P_SEUIL . Pour éliminer l'influence des lignes verticales on agit alors selon la méthode suivante:

- $P_1 \leq P_SEUIL$ $P_2 \leq P_SEUIL$: il n'y a pas de vrai maximum, nous sommes dans le cas d'un bloc très bruité (probablement le fond de l'image), celui-ci est supprimé en annulant l'ensemble du spectre. Ce cas ne devrait normalement pas se produire si la segmentation de l'image (III.2.3.1.3, p.52) s'est effectuée correctement.
- $P_1 \leq P_SEUIL$ $P_2 > P_SEUIL$: P_2 est le vrai maximum du spectre. Les stries du bloc ont localement une direction verticale ($\theta_2 = \pi/2$) et une fréquence r_2/N . La multiplication (Equ.20)

est effectuée sur le spectre après annulation des hautes et basses fréquences sur l'axe horizontal (Equ.22).

- $P_1 > P_SEUIL$: P_1 est le vrai maximum du spectre. La direction dominante du bloc vaut $\pi/2 + \theta_1$, on étudie alors la différence angulaire entre θ_1 et θ_2 par rapport à une valeur seuil θ_{max}
 - Si $|\sin(\theta_1)| > \sin(\theta_{max})$ la différence angulaire est suffisante pour considérer que les fréquences horizontales ne sont que du bruit, c'est pourquoi on annule complètement l'axe fréquentiel horizontal.
 - Si $|\sin(\theta_1)| \leq \sin(\theta_{max})$ alors on ne peut annuler entièrement les fréquences horizontales car dans le cas de blocs contenant par exemple une minutie (zones présentant une légère variation directionnelle) dans une direction verticale l'information fréquentielle utile s'étale légèrement (un exemple de ce cas est visible dans le haut de la Figure III-24). Dans ce cas la multiplication est effectuée après annulation des hautes et basses fréquences sur l'axe horizontal (Equ.22).

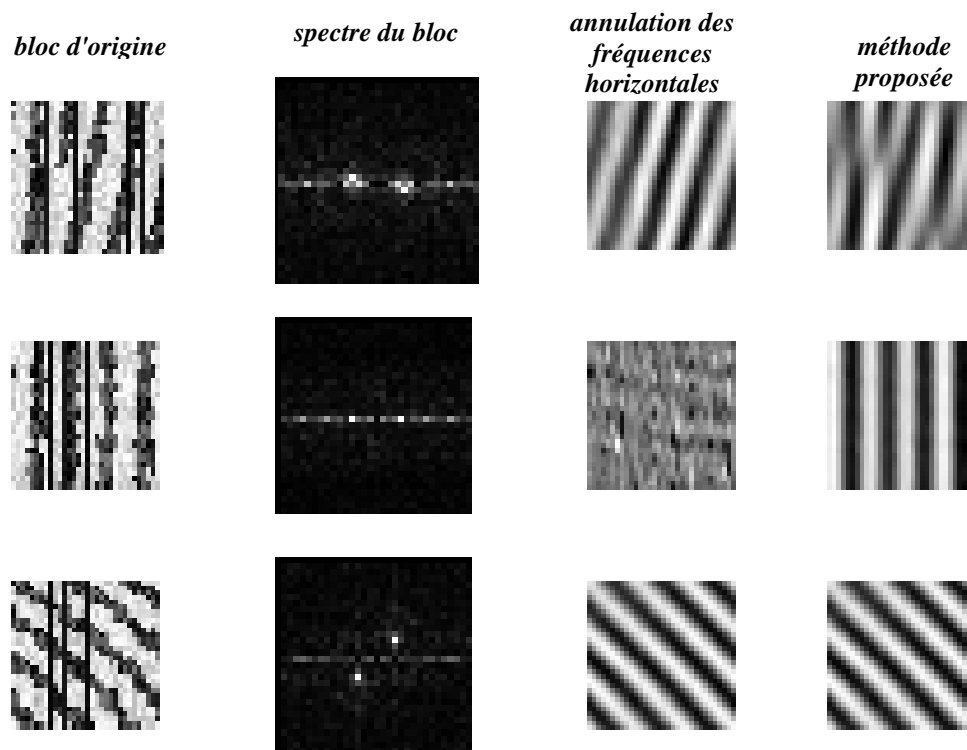


Figure III-24: Elimination des lignes verticales.

Nous avons choisi $\theta_{max} = \pi/8$ et $P_SEUIL = 5.0$. P_SEUIL a été défini empiriquement à partir de plusieurs essais sur les images de notre capteur.

III.2.4.4. Les cartes directionnelle et fréquentielle de l'image

Le maximum $P(r, \theta)$ du spectre obtenu précédemment permet d'extraire très simplement les cartes directionnelle et fréquentielle de l'image car la direction du bloc vaut alors θ et la fréquence locale au bloc vaut r/N (N étant la taille du bloc). Dans le cas où il n'y a pas de maximum la fréquence associée vaut zéro et est utilisée pour supprimer les zones trop bruitées. Ces deux cartes étant utilisées dans la phase de reconnaissance (chapitre IV), elles sont extraites. Pour éliminer d'éventuelles discontinuités elles sont ensuite lissées de manière identique au calcul spatial (III.2.3.1.1 et III.2.3.1.2).

III.2.4.5. Réglage des paramètres

Cette méthode a l'avantage de ne posséder que deux paramètres à régler: la taille des blocs où est calculée la transformée de Fourier et la puissance p de l'amplitude.

Concernant le calcul de la TF du bloc les temps de calculs peuvent être sensiblement diminués en utilisant l'algorithme de la Transformée de Fourier Rapide (TFR) de J.W. Cooley et J.W. Tuckey ([23]). Pour cela la taille des blocs doit être égale à une puissance de 2, nous devons donc choisir N tel que $N = 2^k$ $k \in \mathbb{N}$.

La division en blocs provoque l'apparition de gros effets de bord à la frontière des blocs adjacents (voir Figure III-25). Ceux-ci sont éliminés en appliquant la TFR en complétant le bloc avec son voisinage immédiat. Plusieurs essais ont permis de trouver un résultat optimal pour un sous bloc de 8pixels de large que l'on complète avec son voisinage pour obtenir un bloc de 32pixels de large auquel on applique la TFR ($N = 32$, $k = 5$).



Figure III-25: Effets de bord provoqués par la taille des blocs.

Il est à noter que la phase de segmentation décrite précédemment (III.2.3.1.3, p.52) est appliquée sur le bloc de 32pixels de large avant le calcul de la TFR . Si au cours de cette étape le bloc est considéré trop bruité, alors on élimine seulement le bloc central intérieur de 8pixels de large. Ceci permet une segmentation plus précise.

Concernant la valeur de la puissance p une valeur trop faible a peu d'effet sur le résultat final, tandis qu'une valeur trop élevée va uniformiser le bloc selon la direction dominante (Figure III-26). Comme on peut le voir une valeur trop élevée provoque la quasi disparition des minuties car ces zones contiennent une légère variation directionnelle qui tend ainsi à disparaître avec p élevé. Une valeur de $p = 1.4$ s'est montré suffisante pour nos images.

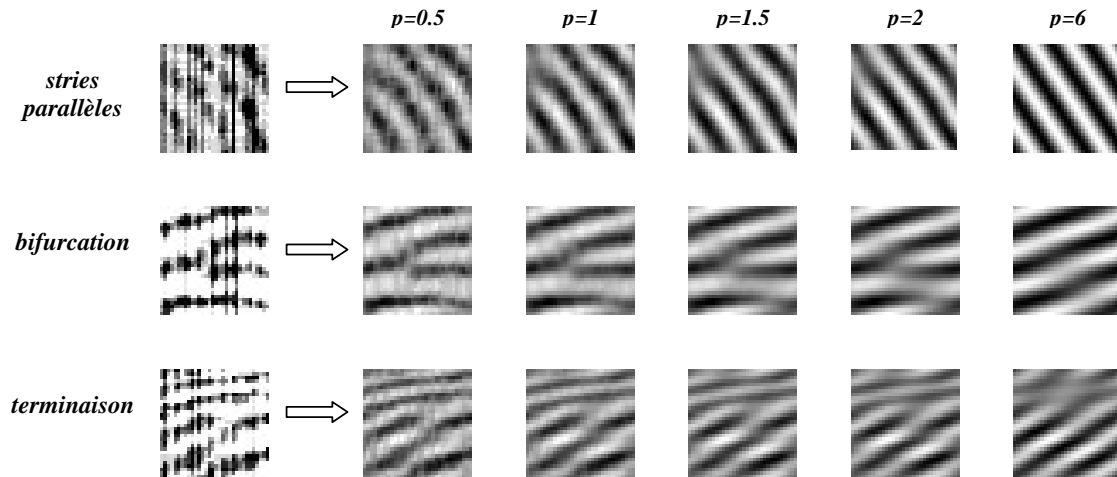


Figure III-26: Influence du facteur de puissance du spectre.

III.2.4.6. Bilan

Dans cette section un filtrage auto-adaptatif a été étudié. Contrairement aux approches précédentes il est indépendant de toute estimation fréquentielle ou directionnelle, ce qui s'avère très efficace dans le cas d'images de très mauvaise qualité. Pour gérer le problème des lignes verticales noires (poutres cassées) une étape supplémentaire a du être ajoutée au procédé habituel.

L'utilisation du spectre des blocs a permis l'extraction des cartes directionnelle et fréquentielle qui seront utilisées dans le chapitre suivant.

III.2.5. Méthodes basées sur une estimation fréquentielle des caractéristiques locales de l'empreinte

III.2.5.1. Intérêt

Dans l'approche précédente nous avons vu que la fréquence et l'orientation locales d'un bloc peuvent être facilement extraits à partir de son spectre. Cette méthode d'estimation nous a semblé plus fiable que celle proposée dans la section III.2.3.1.1 (p.46), notamment dans le cas de blocs très bruités où contenant de nombreuses lignes verticales noires. C'est pourquoi nous avons voulu essayer d'adapter fréquemment les 2 méthodes de filtrage spatial proposées dans la section III.2.3.3 (p.59).

Cette approche reprend dans son ensemble ce qui a été dit dans les parties précédentes, c'est pourquoi nous n'en expliquerons que brièvement le fonctionnement global. Nous reviendrons plus précisément sur les performances de ces 2 masquages dans le chapitre V.

III.2.5.2. Opération de masquage

L'opération de masquage pour chaque bloc de l'image est résumée sur la Figure III-27. Le spectre B du bloc b_0 est d'abord calculée par TFR , puis il est multiplié par le masque directionnel H correspondant avant de calculer la TFR inverse.

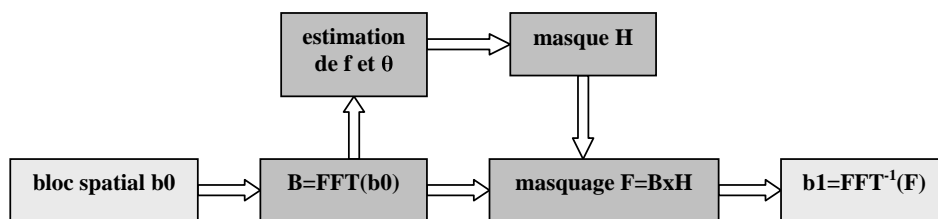


Figure III-27: Principe du masquage fréquentiel directionnel.

La direction θ et la fréquence f du bloc sont calculées à partir du spectre en utilisant la méthode proposée précédemment (III.2.4.4, p.69). Le choix et les paramètres du filtre sont similaires au filtrage spatial (III.2.3.3, p.59):

- Le masque de Gabor (Equ.15, p.59) est calculé en temps réel pour chaque bloc en fonction de f et θ .
- Le masque de Log-Gabor (Equ.18, p.63) est calculé à l'extérieur du système et est choisi en fonction de l'estimation de θ .

La taille des blocs utilisés est identique à la méthode adaptative.

Dans le calcul spatial des cartes directionnelle et fréquentielle nous avons vu la nécessité de lisser les cartes obtenues pour éliminer d'éventuelles discontinuités locales. Dans le cas ici présent les cartes complètes ne sont disponibles qu'à la fin du filtrage complet de l'image, une discontinuité de f ou θ ne peut donc pas être corrigée au cours du filtrage du bloc.

III.3. Résumé

Nous avons présenté dans ce chapitre la première étape d'un système de reconnaissance d'empreintes consistant à améliorer la qualité des images fournies par notre capteur.

Le mode de balayage conduisant à des images de taille variable, nous avons dans un premier temps envisagé une opération de réduction de l'image (III.1, p.41) afin de limiter les calculs des étapes suivantes. Deux approches différentes (méthode du *plus proche voisin* et méthode *bilinéaire*) ont été étudiées.

L'image a subi ensuite une étape de segmentation (III.2.3.1.3, p.52) permettant d'éliminer les bords de l'image ainsi que les zones trop bruitées, ces zones étant souvent une source d'erreurs dans la phase de reconnaissance. De plus l'élimination de la partie non utile de l'image permet d'alléger le processus de filtrage puisque ces zones ne sont alors pas traitées.

L'analyse des caractéristiques locales des empreintes nous a conduit à étudier six opérations de filtrage au cours desquels un effort tout particulier a été mis en œuvre pour gérer le problème des poutres cassées du capteur (lignes verticales noires) et les variations de vitesse du doigt lors de l'acquisition (distance inter-strie variable):

- 3 méthodes basées sur l'estimation spatiale d'une carte directionnelle
 - Un masquage fréquentiel utilisant des filtres de Butterworth directionnels (voir III.2.3.2, p.53)
 - Un filtrage spatial utilisant des filtres de Gabor directionnels et nécessitant le calcul de la carte fréquentielle de l'image (voir III.2.3.3.2, p.59)
 - Un filtrage spatial utilisant des filtres de Log-Gabor directionnels (voir III.2.3.3.3, p.63)
- 1 méthode générale basée sur un filtrage fréquentiel auto-adaptatif (voir III.2.4, p.65)
- 2 méthodes basées sur l'estimation fréquentielle d'une carte directionnelle (voir III.2.5, p.70)

Chacune de ces opérations fournit une carte directionnelle et une carte fréquentielle représentant les caractéristiques locales de l'image de l'empreinte. Ces deux cartes seront utilisées dans la phase de reconnaissance présentée dans le chapitre suivant.

Chacune de ces méthodes a fourni de bons résultats (appréciation visuelle). L'influence du choix d'une méthode particulière sur les performances de reconnaissance du système complet sera étudiée plus rigoureusement dans le chapitre V.

III.4. Références

- [1] H. Ailisto and M. Lindholm, "A Review Of Fingerprint Image Enhancement Methods", *International Journal of Image and Graphics*, Vol. 3, No. 3, pp. 401-424, 2003.
- [2] J. Li, M. Testorf and M.A. Fiddy, "Fourier Properties of Fingerprints", *Proc. SPIE Enforcement and Security Technologies*, Vol. 3575, pp. 201-210, 1998.
- [3] A.M. Bazen and S.H. Gerez, "Directional Field Computation for Fingerprints Based on the Principal Component Analysis of Local Gradients", in *Proceedings of ProRISC2000, 11th Annual Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing*, Veldhoven, Netherland, November 2000.
- [4] T. Aach, I. Stuke, C. Mota and E. Barth, "Estimation of Multiple Local Orientations in Image Signals", *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Quebec, 2004.
- [5] A.K. Jain, L. Hong, S. Pankanti and R. Bolle, "An Identity-Authentication System Using Fingerprints", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 85, No. 9, pp. 1365-1388, 1997.
- [6] L. Hong, Y. Wan and A.K. Jain, "Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation", *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No. 8, pp. 777-789, August 1998.
- [7] A. Farina, Z. Kovács-Vajna and A. Leone, "Fingerprint minutiae extraction from skeletonized binary images", *Pattern Recognition*, Vol. 32, No. 5, pp. 877-889, April 1999.
- [8] A.Senior and R.Bolle, "Improved Fingerprint Matching by Distortion Removal", *IEICE Transactions on Information and Systems*, pp. 825-831, 2001.
- [9] N.K. Ratha, S. Chen and A.K. Jain, "Adaptive Flow Orientation-Based Feature Extraction in Fingerprint Images", *Pattern Recognition*, Vol. 28, No. 11, pp. 1657-1672, 1995.
- [10] Zs.M. Kovács-Vajna, R. Rovatti and M. Frazzoni, "Fingerprint ridge distance computation methodologies", *Pattern Recognition*, Vol. 33, pp. 69-80, 2000.
- [11] A.M. Bazen and S.H. Gerez, "Segmentation of Fingerprint Images", *ProRISC 2001 Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing*, Veldhoven, The Netherlands, November 2001.
- [12] S. Chikkerur, C. Wu and V. Govinaraju, "A systematic approach for Feature Extraction in Fingerprint Images", *Proceedings of International Conference on Biometric Authentication*, pp. 344-350, China, Hong-Kong, 15-17 July, 2004.
- [13] D.M. Weber, "A Cost Effective Fingerprint Verification Algorithm for Commercial Applications", in *Proceedings of the IEEE Southern African Conference on Communications and Signal Processing*, pp. 99-104, 1992.
- [14] B.G. Sherlock, D.M. Monro and K.Millard, "Fingerprint enhancement by directional Fourier filtering", *IEEE Proc.-Vis. Image Signal Process.*, Vol.141, No2, pp. 87-94, 1994.

- [15] T. Kamei, M. Mizoguchi, "Image filter design for fingerprint enhancement", *In: Proc. Internat. Symp. On Computer Vision*, Finland, pp. 109–114, 1995.
- [16] A.K. Jain et al., "FingerCode: A Filterbank for Fingerprint Representation and Matching", *Proc. IEEE Conference on CVPR*, Vol. 2, pp. 187-193, Colorado, June 23-25, 1999.
- [17] H. Hong, Z. Hong and W. Le-yu, "Optimal design of Gabor filters for fingerprint recognition", *Proceedings of the SPIE*, Vol. 4790-85, pp. 351-356, Seattle, Washington, USA, Annual Meeting 2002.
- [18] J. Yang, L. Liu, T. Jiang and Y. Fan, "A modified Gabor filter design method for fingerprint image enhancement", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 24, No 12, pp. 1805-1817, 2003.
- [19] D.A. Clausi and M. Ed Jernigan, "Designing Gabor filters for optimal texture separability", *Pattern Recognition*, Vol. 33, No. 11, pp. 1835-1849, December 2000.
- [20] D.J. Field, "Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells", *Journal of the Optical Society of America*, Vol. 4, No. 12, pp. 2379-2394, December 1987.
- [21] D. Boukerroui, J.A. Alison and M. Brady, "On the Choice of Band-Pass Quadrature Filters", *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, Vol. 21, Issue 1, pp. 53-80, July 2004.
- [22] A.J. Willis and L. Myers, "A cost-effective fingerprint recognition system for use with low-quality prints and damaged fingertips", *Pattern Recognition*, Vol. 34, pp. 255-270, 2001.
- [23] J.W. Cooley and J.W. Tukey, "An Algorithm for the Machine Computation of Complex Fourier Series," *Mathematical Computations*, pp. 297-301, 19 April 1965.

CHAPITRE IV

LA RECONNAISSANCE D'EMPREINTES

Dans le chapitre précédent nous avons présenté le prétraitement de l'image fournie par le capteur. Suite à cette étape nous disposons d'une image filtrée rectangulaire de *256 pixels* de largeur.

Dans ce chapitre nous présentons les deux étapes suivantes permettant de réaliser un système complet de reconnaissance d'empreinte digitale (voir Figure I-1):

- La phase d'extraction: l'ensemble des minuties de l'empreinte (signature) est extrait à partir de l'image filtrée de l'empreinte. Pour cela nous étudierons deux méthodes:
 - La méthode classique consiste à extraire l'information sur un squelette binaire (noir et blanc) de l'image filtrée.
 - La méthode directe consiste à extraire les minuties directement sur l'image filtrée.
- L'appariement: c'est l'étape de reconnaissance qui consiste à calculer le degré de similarité entre deux signatures pour décider si oui ou non elles peuvent être considérées comme identiques.

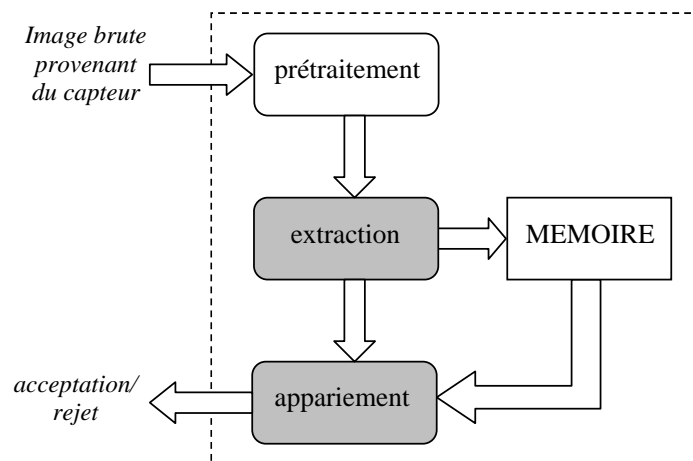


Figure IV-1: Schéma général des différentes étapes d'un système de reconnaissance.

IV.1. L'extraction des minuties

IV.1.1. La méthode classique

IV.1.1.1.Principe

La méthode la plus répandue consiste à extraire les minuties à partir d'un squelette de l'image. Comme le montre la Figure IV-2 l'image est d'abord préparée à l'étape d'extraction au moyen d'une binarisation et d'une squelettisation, ensuite un fichier signature est extrait de l'empreinte après la détection et l'extraction des minuties.

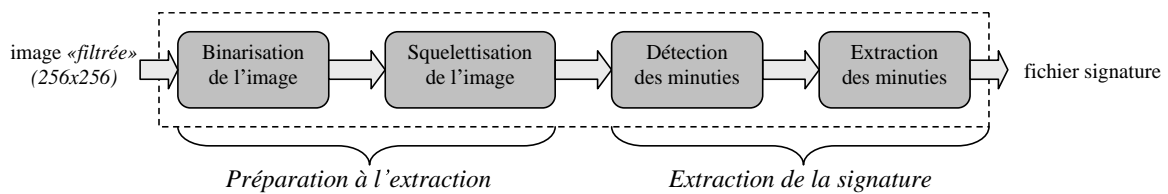


Figure IV-2: La phase d'extraction de la signature.

IV.1.1.2.La binarisation de l'image

Pour permettre la squelettisation, l'image doit d'abord être binarisée, c'est-à-dire que l'image en 256 niveaux de gris dont nous disposons à ce stade est transformée en image binaire où les pixels noirs correspondent aux stries et les pixels blancs aux vallées. Il existe de nombreuses techniques de binarisation d'images ([1]), cette étape n'occupant pas une place très importante dans notre système nous avons choisi d'utiliser une méthode de seuillage simple. Pour effectuer ce traitement la valeur de chaque pixel $P(x, y)$ est comparée à un seuil M et si cette valeur est supérieure au seuil le pixel prend la valeur de *un* (noir), sinon il prend la valeur de *zéro* (blanc).

Le seuil peut être fixé dès le départ (*seuillage global*). Dans ce cas la binarisation s'effectue directement en sortie de l'étape de filtrage (voir chapitre III) en comparant la valeur filtrée obtenue avec le seuil fixé. Ceci permet d'éviter un nouveau balayage de l'image en insérant un simple comparateur en sortie des filtres. Pour le choix du seuil il est à noter que, dans les différentes méthodes de filtrage développées dans le chapitre précédent, les filtres utilisés ont une composante continue nulle. Ceci permet d'annuler la valeur moyenne du bloc filtré et de l'image et donc de choisir $M = 0$. En réalité la valeur moyenne des blocs filtrés n'est pas nulle car le bloc filtré extrait ne tient pas compte du voisinage, néanmoins on s'en approche et les résultats produits sont corrects.

Le seuil peut également être calculé localement (*seuillage local adaptatif*). Dans ce cas l'image est divisée en N blocs et pour chaque bloc la moyenne des pixels du bloc est calculée, le bloc est ensuite binarisé en fonction de cette moyenne qui va correspondre au seuil. Cette méthode est moins rapide

que la précédente car elle nécessite un nouveau balayage complet de l'image et le calcul de N seuils mais.



Figure IV-3: Résultats de l'étape de binarisation.

La performance du système en fonction du choix du type de seuillage sera étudiée dans le prochain chapitre.

IV.1.1.3. La squelettisation de l'image

Pour faciliter l'extraction des minuties l'image doit être squelettisée: une suite d'opérations morphologiques d'érosion va réduire l'épaisseur des stries jusqu'à ce que cette dernière soit égale à un pixel tout en conservant la connexité des stries (c'est-à-dire que la continuité des stries doit être respectée, il ne faut pas introduire de trous). Nous avons utilisé l'algorithme de Rosenfeld ([2]) pour sa simplicité, mais il existe de nombreuses autres méthodes possibles ([3]). Dans le cadre d'une implémentation matérielle il sera utile de revenir au choix de la méthode car les temps de calcul peuvent être diminués de façon significative en fonction de la technique utilisée ([4]).

Pour chaque pixel P_0 on considère son voisinage immédiat $\{P_i \mid i \in \llbracket 1..8 \rrbracket\}$ de 8 pixels (Figure IV-5).

Pour l'algorithme de squelettisation on considère les définitions suivantes :

1. P_0 est un point frontière Nord si $P_2 = 0$.
2. P_0 est un point frontière Est si $P_4 = 0$.
3. P_0 est un point frontière Sud si $P_6 = 0$.
4. P_0 est un point frontière Ouest si $P_8 = 0$.
5. P_0 est un point *8-terminal* si un seul de ses voisins est noir ($\exists ! i \in \llbracket 1..8 \rrbracket \mid P_i = 1$), il s'agit en fait d'une minutie de type *terminaison*.
6. P_0 est un point *8-isolé* si aucun de ses voisins n'est noir ($\forall i \in \llbracket 1..8 \rrbracket, P_i = 0$).
7. P_0 est un point *8-simple* si la *connexité* de ses 8 voisins n'est pas altérée quand on le transforme en pixel blanc.

La squelettisation consiste à répéter les opérations d'érosion suivantes jusqu'à ce que plus aucun pixel ne soit changé:

- Etape 1 : tous les pixels noirs vérifiant (1) et (7) et ne vérifiant pas (5) et (6) sont changés en pixels blancs (érosion des points frontières Nord).
- Etape 2: tous les pixels noirs vérifiant (2) et (7) et ne vérifiant pas (5) et (6) sont changés en pixels blancs (érosion des points frontières Est).
- Etape 3: tous les pixels noirs vérifiant (3) et (7) et ne vérifiant pas (5) et (6) sont changés en pixels blancs (érosion des points frontières Sud).
- Etape 4: tous les pixels noirs vérifiant (4) et (7) et ne vérifiant pas (5) et (6) sont changés en pixels blancs (érosion des points frontières Ouest).

La propriété (7) peut être ignorée dans les étapes d'érosion car bien qu'un point unique corresponde à une minutie sa présence à ce stade du traitement est très probablement due à un résidu de bruit, il vaut donc mieux l'effacer. Il est à noter que plus l'épaisseur des stries sera importante et plus le processus sera long. La Figure IV-4 montre le résultat obtenu à partir d'une image binaire filtrée.



Figure IV-4: Squelette de l'image binaire de l'empreinte.

IV.1.1.4. La détection des minuties

Les deux étapes de préparation à l'extraction (binarisation et squelettisation) ont grandement facilité cette phase. En effet nous disposons maintenant d'une image binaire squelettisée: un pixel noir prend la valeur 1, un pixel blanc prend la valeur 0 et la largeur des stries est égale à 1 pixel. Si l'on calcule le nombre de transitions divisé par 2 entre un pixel blanc et un pixel noir pour chaque point du squelette, on obtient le nombre CN de stries partant de ce point (*Crossing Number*) et nous pouvons donc déterminer simplement le type d'un pixel (voir Figure IV-6).

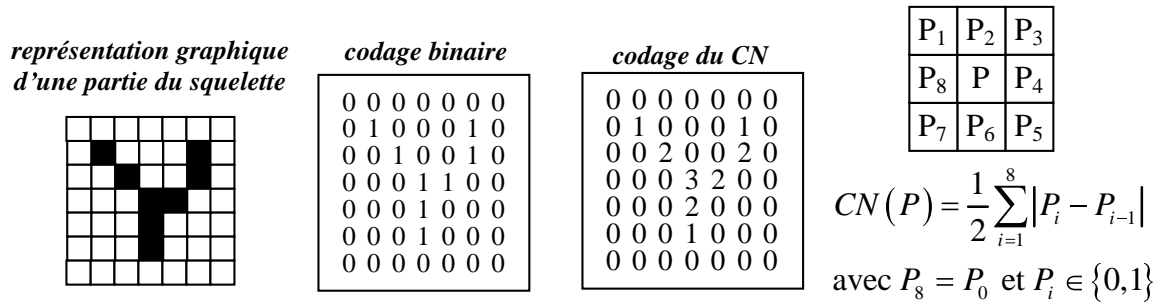
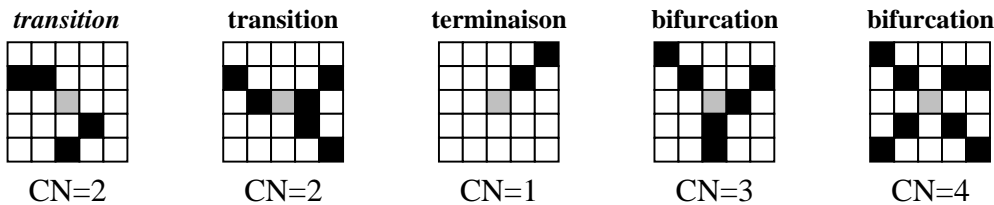


Figure IV-5: Les différentes représentations du squelette.

Ainsi pour chaque pixel P appartenant à une strie (c'est-à-dire pour chaque pixel ayant une valeur de 1) le calcul de CN peut prendre cinq valeurs:

- $CN(P) = 0$: dans ce cas il s'agit d'un pixel isolé et nous n'en tenons pas compte car même si ce type de minutie existe il est très rare et à ce stade du traitement de l'image il est probablement dû à un résidu de bruit.
- $CN(P) = 1$: dans ce cas nous avons à faire à une minutie de type *terminaison*.
- $CN(P) = 2$: c'est le cas le plus courant, le pixel se situe sur une strie, il n'y a pas de minutie.
- $CN(P) = 3$: nous sommes en présence d'une *bifurcation* triple.
- $CN(P) = 4$: nous sommes en présence d'une *bifurcation* quadruple. Ce type de minutie étant assez rare il est probablement dû à du bruit et nous l'ignorons



(Dans chaque cas on considère le pixel gris au centre du carré.)

Figure IV-6: Exemples de détermination du type de minutie en fonction du calcul de CN .

Bien que l'utilisation du nombre CN facilite grandement la détection, elle provoque aussi la détection d'un nombre très important de minuties (quelques centaines) introduites pour la plupart lors des étapes de binarisation et de squelettisation (Figure IV-7). On ne peut donc extraire directement la signature: un traitement supplémentaire est nécessaire pour éliminer le plus de fausses minuties possibles.

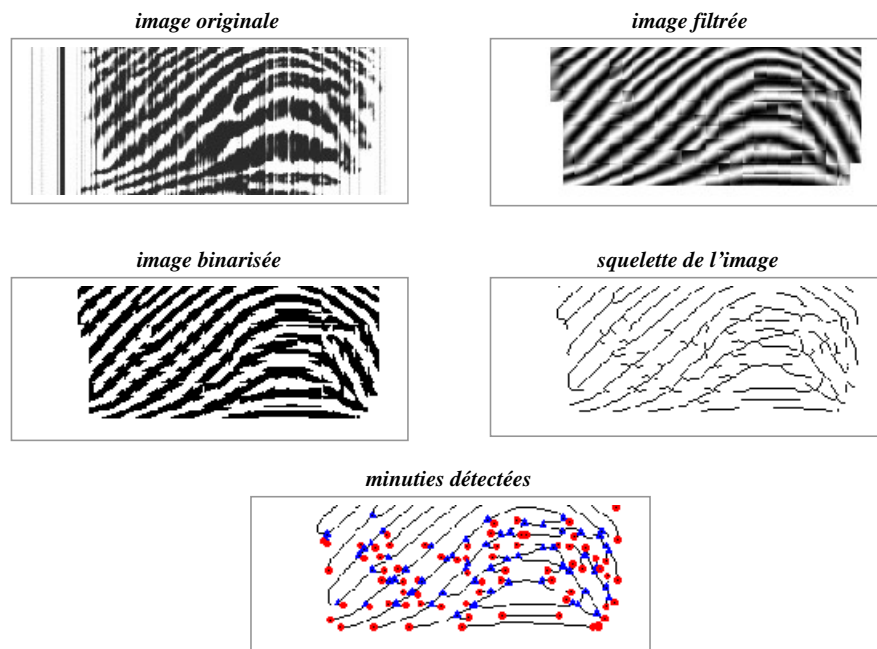


Figure IV-7: Exemple de détection de fausses minuties.

IV.1.1.5.L'élimination des fausses minuties

IV.1.1.5.1 Introduction

Dans la section précédente nous avons vu qu'un traitement supplémentaire est nécessaire pour éliminer la multitude de fausses minuties produites au cours des étapes de binarisation et de squelettisation (Figure IV-7). Comme le montre la Figure IV-8 ces fausses minuties sont diverses et variées. L'objectif de ce processus est d'en éliminer le maximum tout en conservant les vraies minuties détectées. Pour cela on utilise des considérations empiriques ([5]-[6]) basées sur le fait que la distance entre deux minuties voisines est toujours supérieure à un certain seuil. En effet, pratiquement il est extrêmement rare de trouver deux vraies minuties très proches, par contre on a quasiment toujours une concentration locale de plusieurs fausses minuties.

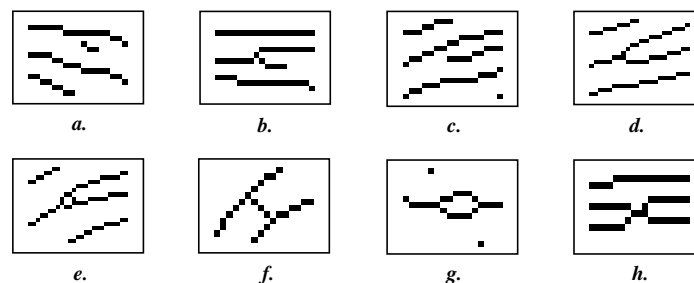


Figure IV-8: Exemples de minuties détectées, segment trop court (a), branche parasite (b), vraie terminaison (c), vraie bifurcation (d), triangle (e), pont (f), îlot (g), segment trop court (h).

Pour faciliter les traitements nous allons travailler non pas sur la représentation binaire du squelette mais sur le codage *CN* du squelette (Figure IV-5, [7]).

IV.1.1.5.2 Le traitement des terminaisons détectées

Lorsque l'on détecte un point $T(x_T, y_T)$ candidat pour le titre de terminaison ($CN(T)=1$), on vérifie d'abord si celui-ci se situe au bord de l'image car la très grande majorité des fausses terminaisons sont provoquées par le bord de l'image (Figure IV-7). Ceci permet d'éliminer de nombreuses fausses terminaisons car les lignes du squelette qui s'arrêtent au bord de l'image provoquent la détection de fausses terminaisons. Le découpage en blocs défini au cours de la segmentation de l'image (Chapitre III) a permis de diviser l'image en deux sous-ensembles: la zone contenant l'information de l'empreinte et son complément qui correspond au bord de l'image et que nous notons S . Si il existe un bloc adjacent au bloc contenant $T(x_T, y_T)$ et appartenant à S , alors on considère que $T(x_T, y_T)$ est une fausse terminaison et on l'élimine. Cette simple considération permet d'éliminer plus de trois quarts des fausses terminaisons détectées.

Pour les terminaisons restantes T on parcourt la strie qui lui est associée sur une distance maximum K_1 jusqu'à atteindre le point A ($d = \widehat{TA} \leq K_1$, Figure IV-9.a). Nous considérons deux cas de fausses terminaisons:

- $d < K_1$ et $CN(A)=3$: on rencontre une bifurcation avant d'avoir parcouru la distance maximum (Figure IV-9.b). On est dans le cas d'une branche parasite, le point $T(x_T, y_T)$ et la bifurcation A rencontrée sont considérés comme de fausses minuties.
- $d < K_1$ et $CN(A)=1$: on rencontre une terminaison avant d'avoir parcouru la distance maximum (Figure IV-9.c). On est dans le cas d'un segment trop court, le point $T(x_T, y_T)$ et la terminaison A rencontrée sont considérés comme de fausses terminaisons.

Dans tous les autres cas $T(x_T, y_T)$ est validée en tant que *vraie terminaison*.

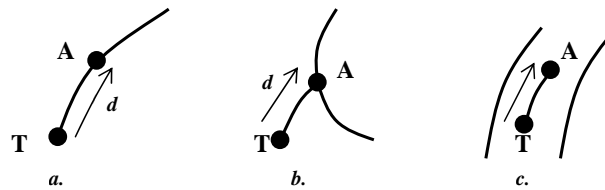


Figure IV-9: Validation des terminaisons détectées, cas d'une vraie terminaison (a), branche parasite (b), segment trop court (c).

Nous avons utilisé la distance moyenne inter-strie (définie dans le chapitre II) pour K_1 :

$$K_1 = \bar{d} = \frac{1}{2}(d_{\min} + d_{\max}) = 9 \text{ pixels}.$$

IV.1.1.5.3 Le traitement des bifurcations détectées

Lorsque l'on détecte un point B candidat pour le titre de bifurcation ($CN(B) = 3$), on parcourt les trois stries qui lui sont associées sur une distance maximum de K_1 jusqu'à atteindre trois points A_1 , A_2 et A_3 (Figure IV-10).

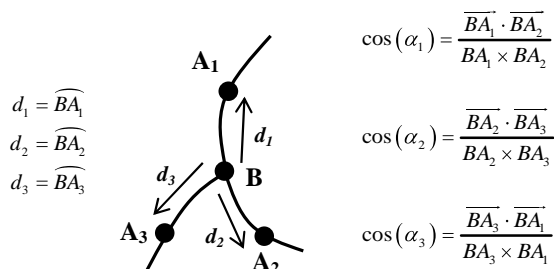


Figure IV-10: Définitions associées à une bifurcation lors de la phase de validation.

Plusieurs cas peuvent se produire et ils sont traités dans l'ordre suivant:

- $d_1 < K_1$, $d_2 < K_1$ et $d_3 < K_1$: la zone circulaire de centre B et de rayon K_1 contient au moins quatre minuties. On considère alors que nous sommes dans une zone très bruitée (regroupement important) et que B est une fausse bifurcation.
- $CN(A_1) = 1$ ou $CN(A_2) = 1$ ou $CN(A_3) = 1$: au moins une des stries mène à une terminaison. On est dans le cas d'une branche parasite, le point B et les terminaisons atteintes ne sont pas validés.
- $A_1 = A_2$ ou $A_2 = A_3$ ou $A_3 = A_1$: deux des stries mènent au même point. On est dans le cas d'un îlot (Figure IV-9-g), le point B et la bifurcation atteinte ne sont pas validés.
- nous avons deux des stries qui mènent à deux bifurcations A_1 et A_2 ($CN(A_1) = 3$ et $CN(A_2) = 3$). Dans ce cas on calcule la différence angulaire α_1 ainsi que la distance $\|A_1A_2\|$ entre les deux bifurcations rencontrées (Figure IV-10). Si les conditions $|\cos(\alpha_1)| > \cos\frac{\pi}{4}$ et $\|A_1A_2\| \leq \lambda$ (B correspond à la distance inter-strie locale du bloc contenant B) sont réunies alors on est dans le cas d'un *triangle* (Figure IV-8-e) et on considère que B est une vraie bifurcation tandis que A_1 et A_2 sont des fausses.
- une seule des stries mène à une bifurcation A_1 ($CN(A_1) = 3$). On calcule les différences angulaires α_2 et α_3 ainsi que la distance entre A_1 et B . Si $|\cos(\alpha_2)| < \cos\frac{\pi}{4}$, $|\cos(\alpha_3)| < \cos\frac{\pi}{4}$ et $|\widehat{BA_1}| \leq \lambda$ alors on est dans le cas d'un *pont* (Figure IV-8-f) et A_1 et B sont considérées comme de fausses minuties

Dans tous les autres cas le point B est validé en tant que vraie bifurcation.

IV.1.1.5.4 Résultats

Sur la Figure IV-11 on peut voir que de très nombreuses fausses minuties sont détectées à partir du squelette de l'image. L'utilisation du *CN* (voir IV.1.1.4) a provoqué la détection de 162 minuties (120 terminaisons et 42 bifurcations). Après la phase de nettoyage il ne reste plus que 31 minuties (17 terminaisons et 14 bifurcations).

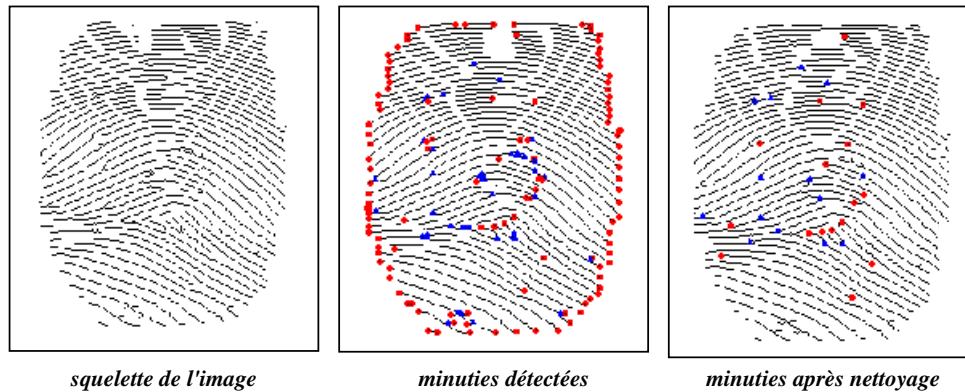


Figure IV-11: Résultat de la phase d'élimination des fausses minuties.

D'autres considérations ([6], [7]) permettent d'améliorer ce traitement aux dépens d'un nombre plus important d'opérations de calcul mais nous ne les avons pas testé.

IV.1.2. L'extraction directe

IV.1.2.1. Intérêt et principe

La plupart des systèmes de reconnaissance utilisent le schéma classique de la méthode précédente dont l'avantage réside dans la simplicité à extraire et détecter les minuties lorsque l'on dispose d'un squelette précis de l'image. L'inconvénient vient de la perte d'information et du bruit introduit au cours de la binarisation, ce qui provoque l'apparition d'une multitude de fausses minuties et nécessite un traitement à posteriori relativement important (IV.1.1.5). De plus l'étape de squelettisation est coûteuse en temps de calcul car plusieurs balayages de l'image sont nécessaires selon l'épaisseur des stries.

Ces considérations nous ont donc amené à étudier une autre méthode proposée par D. Maio et D. Maltoni ([8]) consistant à extraire la carte des minuties *directement* sur l'image brute en niveaux de gris ce qui permet d'éviter les étapes de binarisation et de squelettisation.

Cette technique est basée sur le suivi des stries selon le maximum local. En effet une strie est idéalement une ligne de l'image composée d'un ensemble de maxima locaux reliant deux minuties. Pour suivre une strie il suffit donc de détecter cette suite jusqu'à atteindre les deux points extrêmes. Si l'on considère l'image brute en sortie du capteur les maxima sont mal définis en raison du bruit important présent dans l'image (voir Figure IV-12), c'est pourquoi nous appliquons cette méthode non

pas sur l'image d'origine mais sur l'image filtrée obtenue dans le chapitre III où les maxima sont clairement définis.

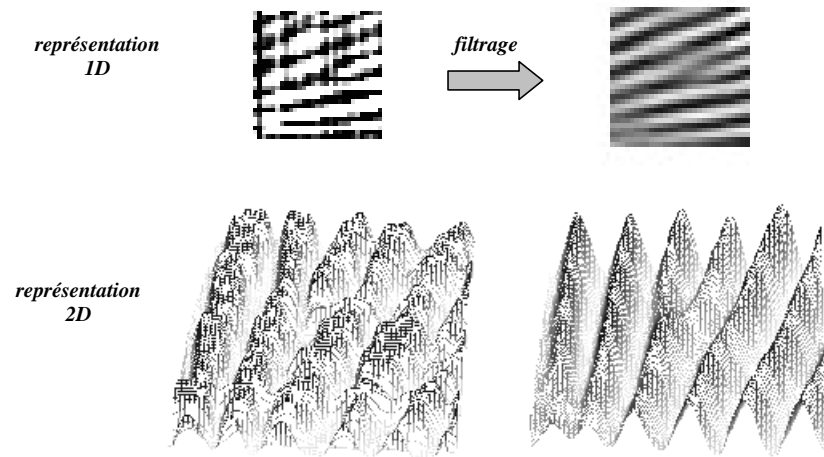


Figure IV-12: Représentation tridimensionnelle d'un morceau d'empreinte et de son image filtrée.

IV.1.2.2. Le suivi des stries

Considérons un point P_0 appartenant à une strie de l'image. Grâce à l'estimation de la carte directionnelle (chapitre III) nous connaissons la direction locale θ_0 associée au point P_0 . Pour suivre la strie on avance d'un nombre μ de pixels dans la direction θ_0 pour atteindre le point P_C . Ensuite on cherche le maximum local P_N le plus proche de P_C sur la section centrée en P_C de longueur σ et perpendiculaire à la direction θ_0 (voir Figure IV-13). On obtient ainsi un nouveau point P_N de la strie.

On recommence les opérations précédentes en prenant comme nouveau point de départ le point P_N obtenu de direction θ_N , jusqu'à ce que l'on atteigne une minutie (la détection d'une minutie sera explicitée dans la section suivante). Pour parcourir entièrement la strie il reste à effectuer le même procédé en sens inverse: on recommence donc ces opérations en partant de P_0 mais en parcourant la strie dans la direction opposée $\theta_0 + \pi$.

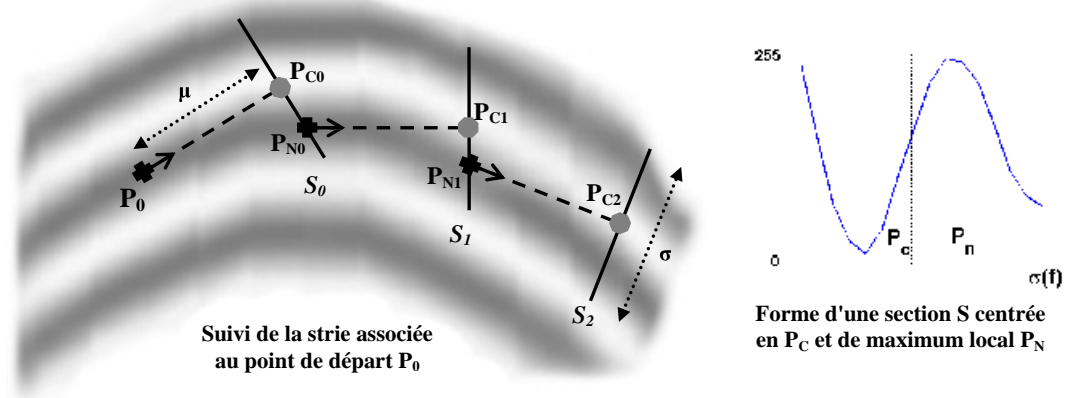


Figure IV-13: Principe de suivi d'une strie.

Le choix des paramètres μ et σ est critique dans le bon déroulement du suivi. Concernant μ une valeur trop faible va augmenter de manière significative les opérations de calcul nécessaires au suivi, et une valeur trop élevée risque de provoquer le "saut" d'une strie (on se retrouverait alors sur une strie différente). Dans leurs travaux D. Maio et D. Maltoni ([8]) fixent la valeur de μ de manière empirique en fonction des caractéristiques globales de leurs images tandis que X.Jiang et al. ([9]) adaptent localement μ en fonction des changements locaux de contraste et de courbure ce qui permet d'accélérer les calculs. Dans notre cas la possibilité d'une variation fréquentielle importante au sein de l'image impose d'adapter dynamiquement ces paramètres en fonction des caractéristiques fréquentielles locales. Soit f la distance inter-strie locale au bloc contenant le pixel P (carte fréquentielle, chapitre III). Pour éviter de "sauter" une strie nous avons choisi $\mu(f) = 1 + f/2$.

Concernant σ , une valeur trop faible risque d'empêcher la détection du maximum local. Pour des raisons similaires au choix de μ nous avons imposé $\sigma(f) = 1 + 3f/2$.

Nous venons de voir comment extraire une strie de l'image en partant d'un point quelconque de cette strie. Il nous reste à définir *comment extraire l'ensemble des stries de l'image*.

On commence par se définir une grille de points de départ à partir desquels on va chercher à suivre la strie la plus proche de sorte que l'on soit sûr de balayer toute l'image. Soit $I_{D_0}(\theta_{D_0}, f_{D_0})$ le premier point de départ correspondant au coin supérieur gauche de l'image. On commence par chercher le maximum local I_{C_0} le plus proche sur la section centrée en I_{D_0} , de direction θ_{D_0} et de longueur $\sigma(f_{D_0})$ (voir Figure IV-14). En appliquant la méthode précédente de suivi on peut suivre entièrement la strie associée à I_{C_0} .

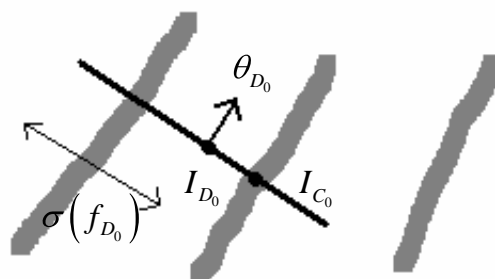


Figure IV-14: Recherche d'une strie à partir d'un point de départ.

Pour suivre l'ensemble des stries la grille de départ est définie par un ensemble de points régulièrement espacés horizontalement et verticalement d'un pas ν . Nous avons choisi $\nu = 5 \text{ pixels}$.

Pour éviter de parcourir plusieurs fois une même strie et pour permettre la détection des minuties, le chemin suivi est mémorisé dans une image auxiliaire T . Avant le début du suivi l'ensemble des pixels de T est initialisé à 0. Ensuite, au cours du suivi d'une strie les pixels de T correspondant au segment

reliant deux maxima locaux de la strie sont réinitialisés à la valeur 1. Pour éviter les erreurs on remplace le segment par un polygone d'épaisseur ε . ε doit être suffisamment grand pour couvrir entièrement la portion de strie reliant les deux maxima locaux et suffisamment petit pour éviter de recouvrir la strie voisine. ε est donc dépendant de la distance inter-strie locale: nous avons choisi

$$\varepsilon(f) = 1 + \frac{f}{2}.$$

IV.1.2.3. La détection des minuties

La méthode de suivi décrite précédemment doit s'arrêter lorsqu'une minutie est détectée. Pour chaque maximum local extrait au cours du suivi on teste donc les critères d'arrêt suivants:

1. *Sortie de l'image*: ce cas se produit quand on atteint une zone trop bruitée définie par la phase de segmentation (Chapitre III). Dans ce cas le suivi est stoppé et aucune minutie n'est détectée.
2. *Absence de maximum local*: aucun maximum local n'est trouvé sur la section. Dans ce cas une terminaison est détectée.
3. *Intersection d'une strie*: le maximum local P_N extrait a déjà été étiqueté suite au précédent suivi d'une strie voisine (image auxiliaire T). P_N est détecté en tant que bifurcation.
4. *Brusque changement directionnel*: Le segment $[I_c, I_n]$ forme avec la direction moyenne de la strie un angle supérieur à un seuil ψ . Ceci permet d'arrêter le suivi quand la direction change brusquement ce qui indique une erreur. Une terminaison est alors détectée.

Avec ces considérations il peut tout arriver que le suivi s'arrête par erreur. En effet, supposons par exemple qu'une terminaison soit détectée par erreur suite à une absence de maximum local (ceci peut se produire si l'estimation fréquentielle locale est erronée). Dans ce cas, le suivi de la même strie en utilisant un point de départ différent s'arrêtera au voisinage de la terminaison détectée (critère d'arrêt 3) et provoquera la détection d'une bifurcation. Ce genre d'erreur se traduit donc par un regroupement d'une bifurcation et d'une terminaison. Pour y remédier, on associe un traitement spécifique lors de la détection d'une bifurcation B: on cherche une terminaison T dans la zone rectangulaire de direction θ centrée en B et de dimensions $[f, 2f]$ (Figure IV-15). Si T existe alors on supprime les 2 minuties détectées et le segment reliant B et T est mémorisé dans l'image auxiliaire. Si T n'existe pas alors la bifurcation B détectée est validée.

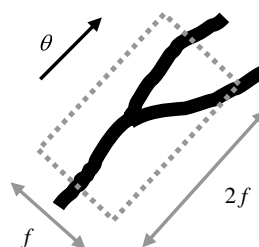


Figure IV-15: Zone de recherche de fausse terminaison lors de la détection d'une bifurcation.

IV.1.2.4. Résultats

Cette technique de suivi a donné de bons résultats sur des images standard ayant une faible variation de la distance inter-strie (Figure IV-16). Néanmoins les résultats obtenus à partir des images du capteur n'ont pas été ceux escomptés, bien que nous ayons adapté les paramètres de suivi aux caractéristiques locales. Des problèmes persistent notamment dans les zones où la distance inter-strie est très faible (la détermination du paramètre ε de l'image auxiliaire en est alors très délicate) et où elle subit une importante variation (problème principalement dû à une erreur d'estimation fréquentielle par blocs). En l'état actuel des choses nous n'avons pas réussi à faire fonctionner cet algorithme efficacement sur les images fournies par le capteur.

Un autre problème dont il faudrait également tenir compte est l'imprécision de la détection. En effet celle-ci se fait avec une précision de l'ordre de $\mu(f)$ ce qui nécessite un réglage plus fin lors de la détection d'une minutie pour avoir une estimation fiable de la position.

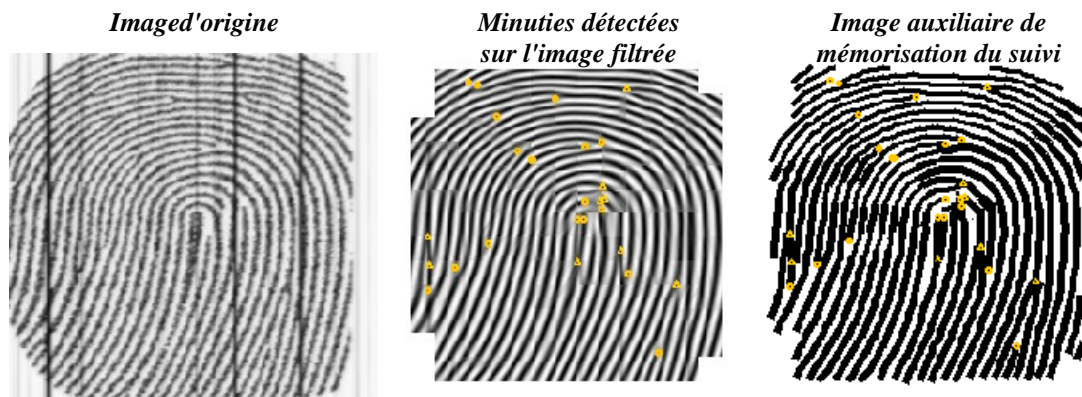


Figure IV-16: Détection des minuties par le suivi des stries de l'image filtrée.

IV.1.3. Le fichier signature

Le fichier signature correspond à l'information utile minimum contenue dans l'image qui est nécessaire à l'identification. Dans notre cas il s'agit de la liste des minuties détectées et validées associées de leurs caractéristiques.

Pour chaque minutie détectée (IV.1.1.4) et validée (IV.1.1.5) on extrait trois caractéristiques (voir Figure IV-17):

- Le type de minutie: *bifurcation* ou *terminaison* (1 bit).
- La position de la minutie dans l'image: *coordonnées* (x, y) (2 octets).
- La direction du bloc local associé à la strie: θ (2 octets).

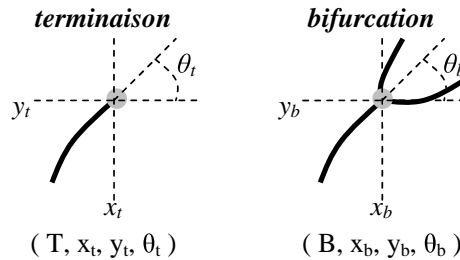


Figure IV-17: Les caractéristiques extraites d'une minutie.

Après la validation des minuties on dispose donc d'un fichier signature S comportant N minuties valides.

$$S = \{M_i = (x_i, y_i, \theta_i, t_i) \mid i \in \llbracket 1..N \rrbracket\} \quad \|S\| = N \quad (\text{Equ.24})$$

Si les différentes étapes de filtrage (chapitre III) et de validation (IV.1.1.5) ont été efficaces S comporte une centaine de minuties au maximum. Le fichier signature a donc une taille inférieure à 0.5ko ce qui est un gain de mémoire non négligeable par rapport à la taille d'une image de 256 pixels de largeur en niveaux de gris (64ko).

IV.1.4. Résumé

Dans cette partie nous nous sommes intéressés à deux approches permettant l'extraction des minuties d'une empreinte digitale. La première méthode détecte les minuties à partir d'un squelette binaire de l'image filtrée (IV.1.1, p.76). Cette technique est couramment utilisée pour sa simplicité et elle a donné de bons résultats. Néanmoins elle est coûteuse en temps de calcul car il est nécessaire de calculer un squelette de l'image, et elle nécessite un traitement spécifique ultérieur pour éliminer les nombreuses fausses minuties détectées. C'est pourquoi nous avons décidé d'étudier une autre approche basée sur l'extraction directement à partir de l'image filtrée sans passer par une étape de squelettisation (IV.1.2, p.83). Bien que beaucoup plus rapide, cet algorithme s'est avéré inefficace sur la plupart des images obtenues à partir du capteur utilisé car le réglage de ses différents paramètres est extrêmement sensible aux fortes variations locales de la distance inter-strie. Elle n'a donc pas été retenue et dans la suite de ce chapitre nous supposons que les minuties ont été extraites et validées par l'approche classique.

IV.2. La phase de reconnaissance

IV.2.1. Principe général

Notre système de reconnaissance est un système de vérification, c'est-à-dire qu'il consiste à confirmer ou infirmer l'identité d'une personne (*suis-je celui que je prétends être?*) par rapport à un enregistrement de référence. On distingue alors deux opérations: l'enregistrement et la vérification.

Lors de l'enregistrement, la signature S_p extraite de l'empreinte est stockée en mémoire. Lors de la vérification la signature S_q de l'utilisateur est comparée à S_p . Bien entendu ces deux signatures ne seront jamais strictement identiques car l'empreinte ne sera jamais acquise de manière similaire (vitesse, poussière, pression...) et des distorsions localisées (élasticité de la peau) apparaîtront. L'authentification de la personne consiste alors à calculer le degré de similarité entre les deux signatures S_p et S_q . Cette similitude quantifiée est ensuite comparée à un seuil défini par avance en fonction de l'application choisie (voir chapitre I) pour déterminer si oui ou non la personne est la bonne.

Habituellement les algorithmes de reconnaissance cherchent à estimer la transformation T permettant d'obtenir S_p à partir de S_q (Equ.25). La recherche d'une transformation affine ([11], [12]) est souvent considérée:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ \theta' \end{pmatrix} = k \cdot \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & k^{-1} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \alpha \end{pmatrix} \quad (\text{Equ.25})$$

Les paramètres $\{k, \alpha, \Delta x, \Delta y\}$ caractérisent la distorsion provoquée par l'acquisition:

- k est un facteur d'échelle constant. Il est généralement considéré égal à 1 lorsque les images proviennent du même capteur mais son estimation peut être nécessaire dans le cas de deux ensembles obtenus par deux moyens d'acquisition différents ([13]).
- α définit la différence d'orientation entre les deux signatures. Dans le cas de capteurs à matrice entière (cf. chapitre II) l'orientation du doigt lors de l'acquisition est quelconque et change donc à chaque fois.
- Δx et Δy définissent la translation en x et y de la position du centre de l'image

Dans notre cas nous supposons que le doigt se déplace toujours dans la même direction, quitte à utiliser un système spécifique pour forcer l'utilisateur, ainsi nous n'avons pas à tenir compte du paramètre de rotation ($\alpha = 0$).

Nous avons vu précédemment que la méthode d'acquisition de notre capteur peut provoquer des zones à vitesse variable dans l'image. Avant d'avoir de vraies images nous avons dans un premier temps minimisé cet effet en supposant une vitesse globalement constante grâce à une phase d'apprentissage de l'utilisateur. Néanmoins les quelques images que nous avons obtenues ont montré que cette supposition est irréaliste. Le facteur k est donc variable et dépendant de la position dans l'image et le modèle de la transformation affine T définie précédemment (Equ.25) n'est plus valable. D'autres modèles tenant compte de la distorsion locale non linéaire introduite par l'élasticité de la peau ont été

étudiés dans la littérature ([14], [15], [16]) mais ils sont très complexes en opérations de calcul et peu adaptés au modèle de distorsion généré par notre capteur.

Dans le cas présent la transformation recherchée est de la forme:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ \theta' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ f(y) \\ g(\theta) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ 0 \end{pmatrix} \quad (\text{Equ.26})$$

où f et g sont des fonctions non linéaires représentatives de la vitesse variable de déplacement vertical du doigt.

Pour déterminer cette non linéarité, nous cherchons à évaluer la distorsion introduite au moyen de l'estimation de la distance inter-stries ([17]) calculée dans le chapitre III.

IV.2.2. La distorsion engendrée par l'acquisition

IV.2.2.1. Estimation du facteur d'échelle local

IV.2.2.1.1 Préambule mathématique

Considérons une zone rectangulaire $ABCD$ contenant deux lignes parallèles de direction θ et espacées d'une distance r (Figure IV-18-a). Si l'on effectue une homothétie verticale de rapport k on obtient une nouvelle zone rectangulaire $A'B'C'D'$ contenant deux nouvelles lignes parallèles de direction θ' et espacées d'une distance r' (Figure IV-18-b).

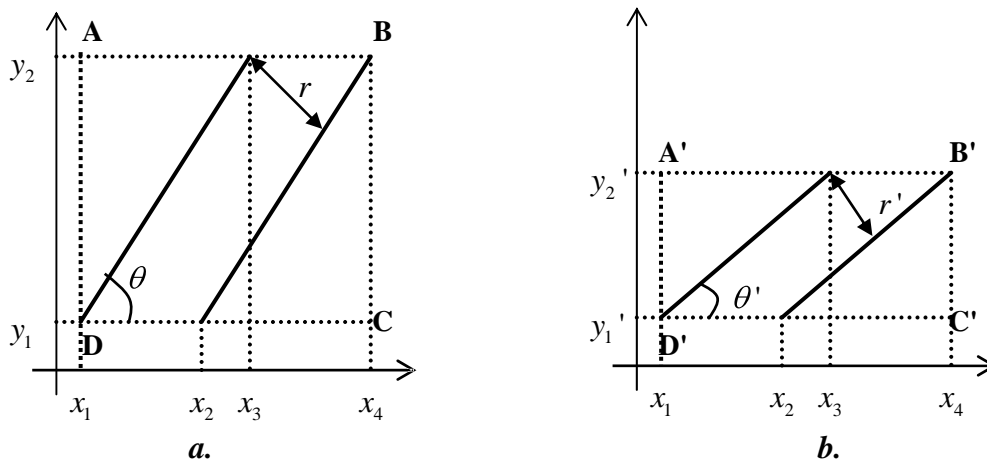


Figure IV-18: Estimation de la distorsion verticale locale à un bloc.

En considérant les deux zones de la Figure IV-18 on obtient les 3 relations suivantes:

$$y_1' - y_2' = k \cdot (y_1 - y_2) \quad (\text{Equ.27})$$

$$\tan \theta = \frac{y_2 - y_1}{x_3 - x_1} \text{ et } \tan \theta' = \frac{y_2' - y_1'}{x_3 - x_1} \quad (\text{Equ.28})$$

$$\sin \theta = \frac{r}{x_2 - x_1} \text{ et } \sin \theta' = \frac{r'}{x_2 - x_1} \quad (\text{Equ.29})$$

En éliminant les coordonnées x, y de ces relations on obtient:

$$k \cdot \tan \theta = \tan \theta' \text{ et } \sin \theta = \frac{r}{r'} \cdot \sin \theta' \quad (\text{Equ.30})$$

Ceci permet de définir le facteur d'échelle k en fonction de r , r' et θ' :

$$\begin{aligned} k^2 &= \left(\frac{\tan \theta'}{\tan \theta} \right)^2 = \left(\frac{1}{\sin^2 \theta} - 1 \right) \times \tan^2 \theta' \\ &= \left(\frac{r'^2}{r^2} \times \frac{1}{\sin^2 \theta'} - 1 \right) \times \tan^2 \theta' \\ &= \frac{r'^2}{r^2} \times \frac{1}{\cos^2 \theta'} \times \left(1 - \frac{r^2}{r'^2} \times \sin^2 \theta' \right) \end{aligned} \quad (\text{Equ.31})$$

IV.2.2.1.2 Application au cas réel

Dans le chapitre III nous avons calculé les cartes directionnelle et fréquentielle de l'image grâce à un découpage de l'image en blocs de taille $H \times H$. Pour chaque bloc (x, y) de l'image on connaît donc sa direction $\theta(x, y)$ et la distance locale inter-strie $r(x, y)$. Idéalement on suppose la vitesse de déplacement du doigt constante à l'échelle du bloc, la distorsion subie par le bloc peut donc être modélisée par la Figure IV-18. En considérant r_{global} la distance moyenne inter-strie de l'empreinte sans distorsion on peut exprimer pour chaque bloc la distorsion locale engendrée par la vitesse de déplacement du doigt:

$$k(x, y) = \frac{r(x, y)}{r_{global}} \times \frac{1}{|\cos \theta(x, y)|} \times \left[1 - \frac{r_{global}^2}{r(x, y)^2} \times \sin^2 \theta(x, y) \right]^{\frac{1}{2}} \quad (\text{Equ.32})$$

Une valeur de $k(x, y)$ supérieure à 1 implique des stries éloignées et par conséquent une vitesse de déplacement du doigt localement lente. Inversement une valeur inférieure à 1 signifie des stries rapprochées et donc une vitesse de déplacement du doigt localement rapide.

Quelques précautions sont à prendre avant d'évaluer la distorsion d'un bloc:

- Si les stries sont localement verticales dans le bloc ($\theta(x, y) = \pi/2$) il est impossible d'estimer le facteur d'échelle car $r' = r$ sur la Figure IV-18, cela se traduit d'ailleurs par un résultat non réel de la relation précédente (Equ.32).

- Le facteur $k(x, y)$ (Equ.32) étant un nombre réel, la condition $r(x, y) \geq r_{global} \times |\sin \theta(x, y)|$ doit être vérifiée. En raison des éventuelles erreurs générées au cours des estimations de la direction locale et de la distance inter-strie locale il est possible que cette condition ne soit pas vérifiée localement. Dans ce cas l'estimation de k est impossible.

Pour évaluer correctement la distorsion locale au bloc il nous reste à estimer le paramètre r_{global} . Cette information se trouve dans les blocs où les stries sont localement verticales car la vitesse du doigt n'influe pas du tout sur la distance inter-strie de ces zones. Néanmoins deux problèmes se posent:

- Les zones de direction verticale sont les zones où la distance inter-strie est la plus difficile à estimer (voir chapitre II), car le problème des lignes verticales caractéristiques à notre capteur rend ces zones très sensibles au bruit.
- Il est possible que l'image dont on dispose ne contienne aucune zone de direction verticale (cas de certaines empreintes de type *arche*, image tronquée suite à un mauvais placement du doigt).

Si les variations de vitesse au sein de l'image ne sont pas trop importantes (cas d'un utilisateur coopératif et entraîné), on peut raisonnablement considérer que la distance inter-strie des blocs de direction proche de 90° est approximativement égale à la distance inter-strie moyenne r_{global} de l'image sans distorsion. Soit B l'ensemble de ces blocs définis par un écart angulaire maximum θ_{max} avec la verticale. r_{global} est alors estimé par la moyenne des distances r des blocs appartenant à B (Equ.33). Si B ne contient pas un nombre $N_{B_{MIN}}$ suffisant de blocs alors l'estimation n'est pas fiable et r_{global} est remplacé par la distance moyenne inter-strie $RMOYEN$ définie dans le chapitre III:

$$RMOYEN = \frac{1}{2}(d_{min} + d_{max}) = 9 \text{ pixels } ([d_{min} .. d_{max}] = [6..12]).$$

$$B = \{(x, y) \mid |\sin \theta(x, y)| \geq \cos \theta_{max}\}$$

$$r_{global} = \begin{cases} \frac{1}{\|B\|} \times \sum_{(x,y) \in B} r(x, y) & \text{si } \|B\| \geq N_{B_{MIN}} \\ RMOYEN & \text{si } \|B\| < N_{B_{MIN}} \end{cases} \quad (\text{Equ.33})$$

Nous avons utilisé $\theta_{max} = \pi/8$ et $N_{B_{MIN}} = 10$.

IV.2.2.1.3 Estimation de la distorsion de l'image

Etant donné que nous négligeons la distorsion engendrée par l'élasticité locale de la peau et que le doigt est toujours déplacé verticalement nous pouvons considérer que $k(x, y)$ est constant pour une ligne y donnée. Pour chaque ligne nous définissons donc le facteur d'échelle moyen k_y (Equ.34) où $k(x, y)$ est le facteur d'échelle du bloc x sur la ligne y (Equ.32). La moyenne est effectuée sur

l'ensemble des blocs $S(y)$ dont les caractéristiques vérifient les conditions d'existence du facteur d'échelle définies dans la section précédente.

$$S(y) = \left\{ x \mid r(x, y) \geq r_{global} \times |\sin \theta(x, y)| \text{ et } \theta(x, y) \neq \frac{\pi}{2} \right\}$$

$$k_y = \begin{cases} \frac{1}{|S(y)|} \sum_{x \in S(y)} k(x, y) & \text{si } S(y) \neq \emptyset \\ 1 & \text{si } S(y) = \emptyset \end{cases} \quad (\text{Equ.34})$$

Chaque ligne où est calculée k_y a pour longueur la largeur de l'image L ($L = 256 \text{ pixels}$) et pour hauteur la taille H des blocs. L'estimation du facteur d'échelle de chaque ligne permet de reconstruire l'image d'origine par interpolation (Figure IV-19) où chaque nouvelle ligne a pour hauteur $\frac{H}{k_y}$, mais ceci est inutile dans notre système.

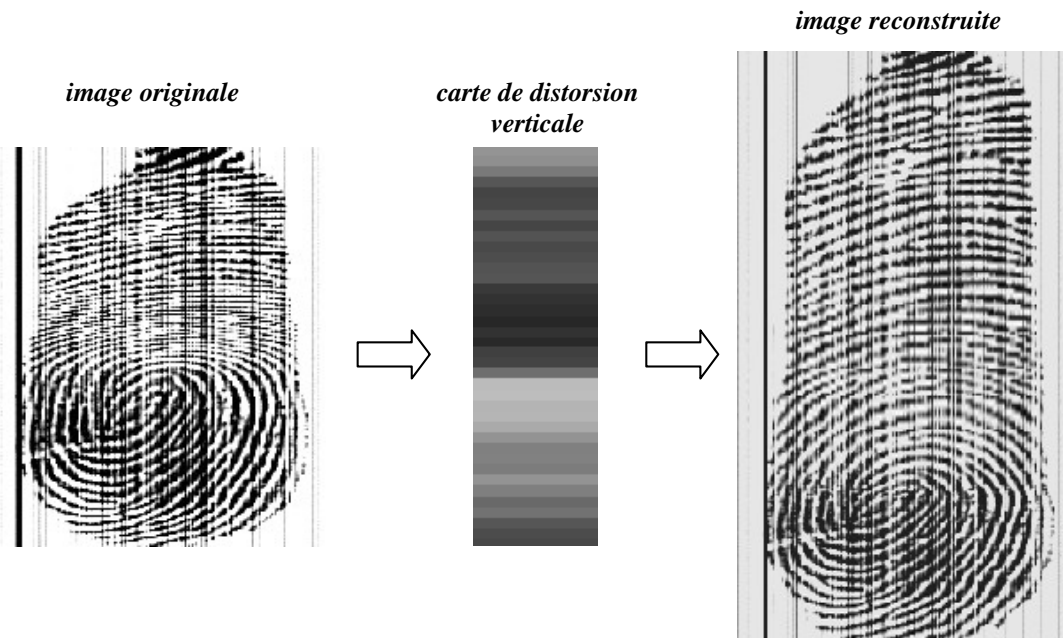


Figure IV-19: Reconstruction de l'image par interpolation bicubique avec Matlab.

En effet à ce stade nous ne travaillons plus sur l'image mais sur les minuties. Lors de la phase d'extraction de la signature (IV.1.3) nous avons obtenu les coordonnées spatiales (x, y) et l'orientation locale $\theta(x, y)$ de chaque minutie. Pour calculer les coordonnées (X, Y) des minuties sans distorsion il suffit d'intégrer la fonction inverse de la distorsion (Equ.35).

$$\exists (p, \Delta y) \in \mathbb{N} \times \llbracket 0..H-1 \rrbracket \mid y = p \times H + \Delta y$$

$$(x, y) \mapsto (x, f(y)) = (X, Y) \quad (\text{Equ.35})$$

$$f(y) = \int_0^y \frac{1}{k_y} dy = \sum_{i=0}^{p-1} \frac{H}{k_i} + \frac{\Delta y}{k_p}$$

En utilisant les résultats précédents (Equ.30 et Equ.32), on obtient également la nouvelle valeur de l'orientation locale:

$$\begin{aligned} \theta(x, y) &\mapsto \Theta(x, y) = g(\theta(x, y)) \\ g(\theta(x, y)) &= \tan^{-1} \left(\frac{\tan \theta(x, y)}{k(x, y)} \right) \end{aligned} \quad (\text{Equ.36})$$

Bien entendu ce modèle n'est pas parfait car il n'est pas continu. En effet l'estimation se fait par blocs et dans le cas, par exemple, d'une succession rapprochée de changement de vitesse (e.g. cas d'un utilisateur peu coopératif) il s'avérera peu efficace. Néanmoins il permet de limiter sensiblement les faibles variations possibles avec un utilisateur entraîné.

IV.2.3. Enregistrement de la signature

Avant d'enregistrer la signature S_p extraite à partir du squelette (IV.1.3) on élimine la distorsion verticale engendrée par le mode de balayage du capteur. La distance inter-strie moyenne r_{global}^P de l'image sans distorsion est d'abord calculée puis la carte de la distorsion de chaque bloc est estimée (IV.2.2.1.2). Les caractéristiques de chaque minutie contenues dans S_p sont alors transformées suivant le modèle précédent (Equ.35, Equ.36). C'est ce nouvel ensemble obtenu E_p qui est stocké en mémoire. r_{global}^P est également stocké car il sera utilisé dans la phase de vérification.

Comme l'illustre la Figure IV-20 les cartes directionnelle et fréquentielle de l'image sont utilisées dans chacun de ces calculs. On comprend donc la nécessité d'en avoir une estimation fiable (chapitre III).

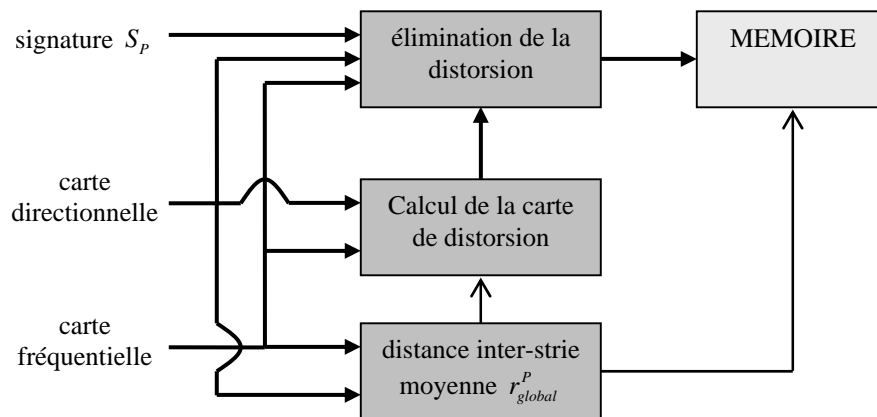


Figure IV-20: Elimination de la distorsion au cours de l'enregistrement de la signature.

IV.2.4. Vérification de la signature

On cherche à vérifier la similarité entre la signature E_p enregistrée en mémoire (IV.2.3) et la signature S_Q de l'utilisateur. En raison du bruit généré au cours des différentes étapes précédentes du système il est possible que l'estimation de la distances inter-strie moyenne r_{global}^Q de S_Q (Equ.33) soit différente de

celle E_p (r_{global}^P) même pour deux empreintes provenant de la même personne. Pour éviter cette différence la carte de distorsion de S_Q est calculée en fonction de r_{global}^P (Equ.32). Puis la distorsion de S_Q est éliminée (Equ.35, Equ.36). A ce stade on dispose donc de deux nouveaux ensembles de minuties E_p et E_Q (Equ.37) pour lesquels la distorsion introduite par le déplacement vertical du doigt a été supprimée.

$$\begin{aligned} E_p &= \{M_i = (x_i, y_i, \theta_i, t_i) \mid i \in \llbracket 1..N_p \rrbracket\} \quad \|E_p\| = N_p \\ E_Q &= \{M_j = (x_j, y_j, \theta_j, t_j) \mid j \in \llbracket 1..N_Q \rrbracket\} \quad \|E_Q\| = N_Q \end{aligned} \quad (\text{Equ.37})$$

Nous avons vu dans la section IV.2.1 que nous n'avons pas de facteur de rotation et la distorsion a été éliminée. Donc, idéalement, si E_p et E_Q proviennent de la même empreinte alors ils sont identiques à une translation près $T[\Delta x, \Delta y]$ (Equ.38).

$$\begin{pmatrix} x^P \\ y^P \\ \theta^P \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x^Q \\ y^Q \\ \theta^Q \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ 0 \end{pmatrix} \quad (\text{Equ.38})$$

L'algorithme d'appariement agit alors de la manière suivante:

1. On cherche une paire de minuties $(M_{i_R}^P, M_{j_R}^Q) \in E_p \times E_Q$ de *référence*. Il s'agit de toute paire de minuties ayant le même type ($t_{i_R}^P = t_{j_R}^Q$) et une direction associée sensiblement équivalente ($|\sin(\theta_{i_R}^P - \theta_{j_R}^Q)| < \sin(\theta_{MAX}^R)$). Nous avons pris $\theta_{MAX}^R = 10^\circ$.
2. On calcule le vecteur de translation $T[\Delta x, \Delta y]$ permettant d'obtenir $M_{j_R}^Q$ à partir de $M_{i_R}^P$:

$$\Delta x = x_{j_R}^Q - x_{i_R}^P \quad \text{et} \quad \Delta y = y_{j_R}^Q - y_{i_R}^P \quad (\text{Equ.39})$$

3. On translate E_Q suivant la transformation $T[\Delta x, \Delta y]$. Les deux ensembles sont maintenant alignés par rapport à la paire de référence et on calcule le nombre de minuties qui se superposent. Bien entendu il est très peu probable que deux minuties coïncident avec exactitude, c'est pourquoi une zone de tolérance doit être définie. A chaque minutie M_i^P de E_p on associe une zone rectangulaire de dimension $L \times H$ centrée en M_i^P (Figure IV-21) représentant la marge d'erreurs que l'on s'autorise. Une minutie M_j^Q de E_Q peut *s'apparier* à une minutie M_i^P de E_p (Equ.40) si elle se situe à l'intérieur de la zone associée à M_i^P et si elle vérifie la condition $C_a == \text{"vrai"}$ (nous reviendrons sur cette condition dans le chapitre V). Si plusieurs minuties répondent au critère d'appariement, alors on choisit celle qui est la plus proche de M_i^P .

$$[M_i^p \equiv M_j^q] \Leftrightarrow \begin{cases} |x_i^p + \Delta x - x_j^q| \leq L/2 \\ |y_i^p + \Delta y - y_j^q| \leq H/2 \\ C_1 = \text{"vrai"} \end{cases} \quad (\text{Equ.40})$$

Les trois transformations précédentes sont effectuées pour chaque paire de référence possible. A chaque fois on estime le nombre de minuties qui peuvent s'apparier après l'application de la transformation T . Finalement on ne retient que la transformation ayant conduit au plus grand nombre N_m de minuties appariées. Il faut noter que nous imposons une condition "sévère" sur le critère de référence afin de limiter les calculs car plus le nombre de paires de référence est important et plus les calculs sont longs.

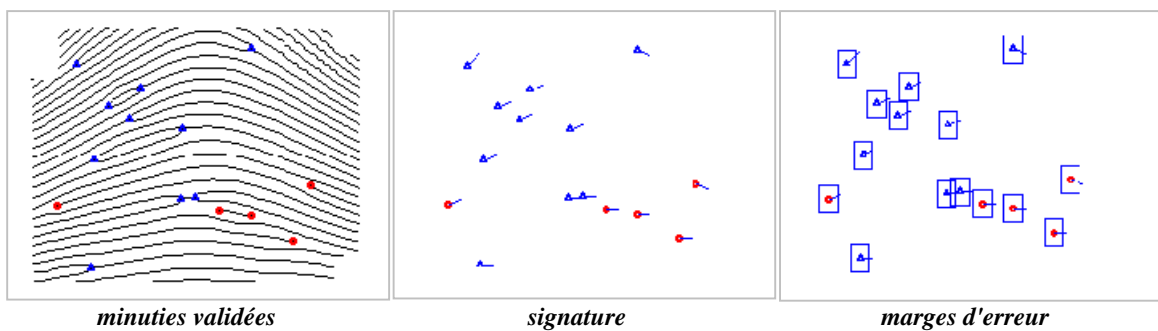


Figure IV-21: Illustration des marges d'erreur associées à la signature.

Le nombre N_m caractérise le degré de similitude entre E_p et E_q . La valeur d'appariement MS (*Matching Score*) est une fonction de N_m , N_p et N_q : $MS(N_m, N_p, N_q)$. Une fois calculée MS est comparé à un seuil fixé λ à l'avance: si $MS \geq \lambda$ alors il y a suffisamment d'informations similaire entre E_p et E_q pour considérer que l'utilisateur est identique, si $MS < \lambda$ alors l'utilisateur est rejeté (Figure IV-22). Les choix du taux d'appariement (MS), du seuil de décision (λ) et des critères d'appariement (L, H, C_a) influencent les performances du système, c'est pourquoi ils seront définis dans le chapitre suivant.

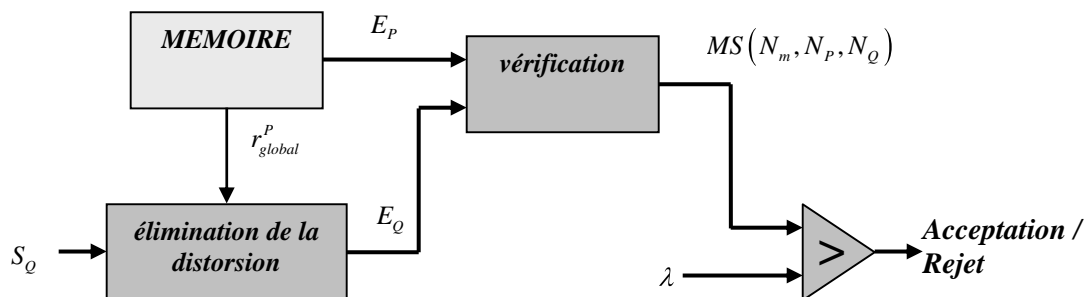


Figure IV-22: Principe de la vérification de la signature.

IV.3. Conclusion

Dans ce chapitre deux techniques d'extraction de la signature d'une empreinte ont été présentées:

- Une méthode classique suivant le schéma nécessitant un squelette binaire de l'image filtrée. Bien qu'elle requière un traitement supplémentaire pour éliminer les nombreuses fausses minuties détectées, elle a donné de bons résultats.
- Une méthode directe plus rapide basée sur le suivi des stries. Cette approche s'est avérée peu efficace avec les images du capteur.

Nous avons également décrit la phase de reconnaissance où un effort particulier a été mis en œuvre pour tenir compte de la distorsion engendrée par le mode de balayage du capteur utilisé.

Ces deux opérations font suite à l'étape d'amélioration de l'image décrite dans le chapitre précédent. A ce stade nous disposons donc d'un système complet de vérification d'empreinte digitale basé sur l'extraction des minuties. Il nous reste maintenant à évaluer les performances de ce système afin de le valider.

IV.4. Références

- [1] M. Sezgin and B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation", *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 13, pp. 146-165, January 2004.
- [2] R. Stefanelli, A. Rosenfeld, "Some parallel thinning algorithms for digital pictures", *Journal of the ACM*, Vol.18, No2, pp.255-264, April 1971.
- [3] L.Lam, S.W. Lee and C.Y. Suen, "Thinning Methodologies-A Comprehensive Survey", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, Issue 9, pp. 869-885, September 1992.
- [4] Y.Y. Zhang and P.S.P. Wang, "Design of Parallel Thinning Algorithms", *Proceedings of the 3rd International Workshop on Parallel Image Analysis*, pp. 183-194, College Park, 1994.
- [5] Z. Bian, D. Zhang and W. Shu, "Knowledge-Based Fingerprint Post-Processing", *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol. 16, No.1, pp. 53-67, 2002.
- [6] S. Kim, D. Lee and J. Kim, "Algorithm for Detection and Elimination of False Minutiae in Fingerprint Images", *Lecture Notes in Computer Science, Springer Verlag*, Vol. 2091, pp. 235-240, 2001.
- [7] A. Farina, Z.M. Kovács-Vajna and A. Leone, "Fingerprint minutiae extraction from skeletonized binary images", *Pattern Recognition*, Vol. 32, pp. 877-889, 1999.
- [8] D. Maio and D.Maltoni, "Direct Gray-Scale Minutiae Detection in Fingerprints", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 1, pp. 27-39, 1997.
- [9] X. Jiang, W. Yau and W. Ser, "Detecting the fingerprint minutiae by adaptive tracing the gray-level ridge", *Pattern Recognition*, Vol. 34, pp. 999-1013, 2001.
- [10] T.V. Le, K.Y. Cheung and M.H. Nguyen, "A Fingerprint Recognizer Using Fuzzy Evolutionary Programming", *Proceedings of the 34th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, Maui, Hawaii, January 3-6, 2001.
- [11] P.B. Wamelen, Z. Li and S.S. Iyengar, "A fast expected time algorithm for the 2-D point pattern matching problem", *Pattern Recognition*, Vol. 37, No. 8, pp. 1699-1711, August 2004.
- [12] N.K. Ratha, K. Karu, S. Chen and A.K. Jain, "A Real-time Matching System for Large Fingerprint Databases", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 18, No. 8, pp. 799-813, August 1996.
- [13] Y. He, J. Tian, Q. Ren and X. Yang, "Maximum-Likelihood Deformation Analysis of Different-Sized Fingerprints", *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 2688, pp. 421-428, 2003.
- [14] R.Cappelli, D.Maio and D.Maltoni, "Modelling Plastic Distortion in Fingerprint Images", *Proceedings of the 2nd International Conference on Advances in Pattern Recognition*, Rio de Janeiro, pp.369-376, March 2001.
- [15] A. Ross, S. Dass and A. Jain, "A deformable model for fingerprint matching", *Pattern Recognition*, Vol.38, pp. 95-103, 2005.

[16] A.M. Bazen and S.H. Gerez, "Fingerprint matching by thin-plate spline modelling of elastic deformations", *Pattern Recognition*, Vol. 36, pp. 1859-1867, 2003.

[17] A.Senior and R.Bolle, "Improved Fingerprint Matching by Distortion Removal", *IEICE Transactions on Information and Systems*, pp. 825-831, 2001.

CHAPITRE V

TESTS ET RESULTATS EXPERIMENTAUX

Dans les chapitres précédents, un système complet de vérification d'empreintes digitales a été mis en œuvre au cours duquel plusieurs méthodes de traitement de l'image ont été proposées. Dans ce chapitre nous allons évaluer les performances du système en fonction de chacun des différents algorithmes proposés pour permettre de choisir l'algorithme offrant les meilleures performances.

V.1. Images artificielles d'empreintes

V.1.1. Intérêt

Lors de l'évaluation des performances d'un système de reconnaissance d'empreintes il est nécessaire de disposer d'une base de données d'empreintes représentatives du système d'acquisition. Malheureusement ces données ne sont pas toujours disponibles immédiatement, dans notre cas les premières images obtenues au moyen du capteur n'ont été disponibles qu'à partir de la fin de la deuxième année de thèse. Il a donc fallu trouver un autre moyen de tester les algorithmes.

Il est possible d'obtenir auprès du *National Institute of Standards and Technology* ([1]) des bases de plusieurs milliers d'empreintes. Ces images ont été scannées à partir d'empreintes de papiers d'identité obtenues par la méthode classique de l'encre, elles sont de très mauvaise qualité et ne correspondent pas du tout aux caractéristiques de notre capteur. Afin de pouvoir comparer différentes méthodes de traitement entre elles, une compétition a été organisée pour évaluer les performances des algorithmes à partir des mêmes images (FVC2004, [2]). Les bases de données utilisées sont en libre accès et proviennent de trois capteurs différents du commerce. Néanmoins elles ne sont pas utilisables dans notre cas car les systèmes d'acquisition utilisés permettent une rotation du doigt d'un angle quelconque. Or ce n'est pas le cas dans notre système du fait du principe de mesure par balayage de notre capteur (supposition de l'existence d'un système de guidage, chapitre IV).

Pour pallier à ces problèmes de disponibilité de bases de données l'idéal serait de pouvoir simuler l'information biométrique à l'entrée du système ([3]). Des recherches ont permis de développer des modèles de génération d'empreintes totalement artificielles ([4]-[6]). L'avantage de ces modèles est de pouvoir générer très rapidement de grosses bases de données en évitant la perte importante de temps lors de l'acquisition de l'empreinte d'un candidat vivant. De plus le paramétrage d'un tel générateur

permet de simuler des situations extrêmes (vitesse de déplacement du doigt totalement irrégulière, translation maximale du centre de l'image, nombre de poutres cassées...) et d'évaluer ainsi facilement les limites du système d'acquisition.

L'utilisation d'images générées artificiellement ne permet pas d'évaluer efficacement les performances d'un système biométrique car il est impossible de modéliser avec exactitude les images réellement obtenues, mais elle permet tout de même d'en avoir une idée globale.

V.1.2. Générateur d'empreintes synthétiques

Nous avons utilisé le logiciel "*Fingerprint Creator*" de la société *Optel* ([7]) car il est gratuit et très souple d'utilisation. Ce logiciel fournit en sortie des images binaires carrées de $256 \times 256 \text{ pixels}$ (Figure V-1) et permet de régler différents paramètres:

- Le type de l'empreinte: on a le choix entre les quatre classes principales d'empreinte (arche, spire, boucle à gauche, boucle à droite)
- Le nombre de stries présentes
- Le nombre de minuties (entre 0 et 40)
- L'épaisseur des stries
- Le décalage du centre de l'image en X et en Y
- La rotation de l'axe centrale de l'image
- L'ajout de bruit

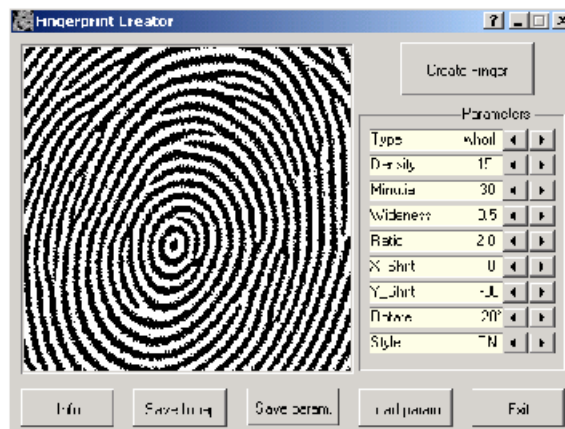


Figure V-1: Le logiciel de génération d'empreintes synthétiques ([7]).

V.1.3. Modélisation des spécificités du capteur

L'image I_0 produite par le logiciel est binaire et carrée. Telle quelle cette image ne correspond pas du tout à nos besoins, on lui fait donc subir une suite de traitements pour se rapprocher le plus possible de ce que fournirait notre capteur:

4. L'image binaire I_0 est convertie en image I_1 à 256 niveaux de gris par l'opération suivante:

$$I_0 \mapsto I_1 \quad \left\{ \begin{array}{l} I_0(x, y) = 1 \\ I_0(x, y) = 0 \end{array} \right\} \mapsto \left\{ \begin{array}{l} I_1(x, y) = 255 - \text{irand}(M_n) \\ I_1(x, y) = \text{irand}(M_b) \end{array} \right\} \quad (\text{Equ. 1})$$

La fonction $x \mapsto \text{irand}(x)$ renvoie un nombre entier aléatoire compris entre 0 et x , et permet de contrôler la plage de variations des niveaux de gris par le réglage de M_n et M_b .

1. L'image est redimensionnée verticalement par un facteur d'échelle K_H pour prendre en compte la vitesse globale moyenne de déplacement du doigt lors de l'acquisition.
2. Les bords de l'image sont effacés (il est effet très rare que le doigt recouvre entièrement le capteur en largeur).
3. Le centre de l'image est translatée verticalement et horizontalement d'un vecteur aléatoire (t_x, t_y) tel que $t_x \in [-T_{x_M} .. T_{x_M}]$ et $t_y \in [-T_{y_M} .. T_{y_M}]$.
4. Un modèle du bruit généré par un capteur en bon état de fonctionnement a été développé par Fabien Parrain. Il prend en compte les données relatives aux poutres et à l'amplificateur (déflexion maximum, résistances d'offset, gain, fenêtre d'échantillonnage, bruit). Néanmoins il s'agit d'un modèle très idéalisé et les images obtenues sont très loin d'y correspondre.
5. La variation de vitesse au sein de l'image est ensuite simulée. Pour cela l'image est d'abord découpée en N zones horizontales (N est choisi aléatoirement entre 1 et 5) puis chacune des zones i est redimensionnée selon un facteur d'échelle k_i^l . k_i^l est un nombre réel aléatoire compris dans l'intervalle $[1/K_M .. K_M]$. K_M définit le facteur d'échelle local maximum que l'on s'autorise et il est choisi entre 1 et 3. Plus K_M est proche de 3 et plus les variations locales de vitesse seront importantes.
6. Un masque représentant les poutres cassées et les poutres qui répondent mal est ajouté à l'image

Un exemple d'images obtenues après ces différentes étapes est illustré sur la Figure V-2 et la Figure V-3.

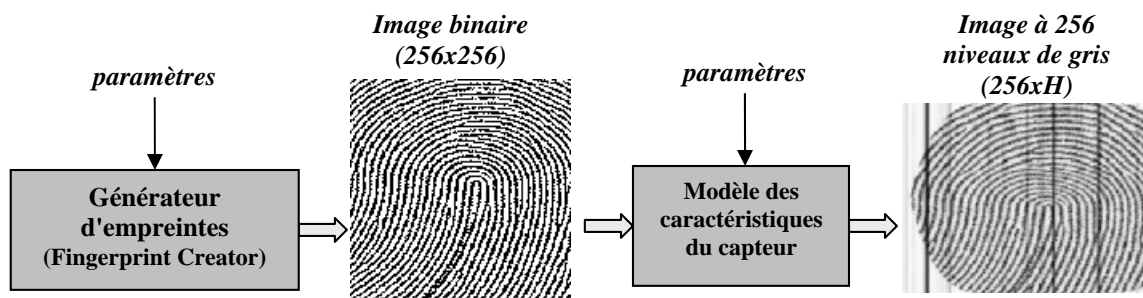


Figure V-2: Chaîne de traitement de la génération d'empreintes artificielles.

Comme nous allons le voir dans ce qui suit la qualité des images synthétiques ainsi obtenues reste tout de même très éloignée de ce que nous obtenons réellement. Ceci est principalement dû à la méthode d'acquisition utilisée pour protéger le capteur (utilisation d'eau savonneuse et d'un film plastique). Néanmoins elles permettent de valider globalement le système et de simuler des cas extrêmes pouvant se produire lors de l'acquisition avec des utilisateurs peu coopératifs.

V.1.4. Les bases d'images artificielles utilisées

Nous avons généré et testé cinq bases différentes d'images:

- BDS0 correspond aux images qui seraient obtenues à partir d'un capteur à matrice entière (position statique du doigt). Ceci se traduirait par une vitesse globale nulle ($K_H = 1$), une vitesse locale faible ($K_M = 1.1$, cette vitesse correspondrait alors à la distorsion engendrée par l'élasticité de la peau) et un décalage vertical faible du centre de l'image ($T_{y_M} = 20 \text{ pixels}$). Ces images ont été utilisées pour étudier les différences entre un capteur à balayage et un capteur à matrice entière.
- BDS1 correspond aux images que l'on peut supposer obtenir avec un utilisateur entraîné et coopératif, à savoir une faible variation de vitesse au sein de l'image ($K_M = 1.2$) avec un décalage vertical du centre de l'image faible ($T_{y_M} = 20 \text{ pixels}$).
- BDS2 permet d'observer les conséquences du placement du doigt par rapport au centre de l'empreinte: $K_M = 1.2$ et $T_{y_M} = 80 \text{ pixels}$
- BDS3 permet d'observer les conséquences des variations locales de vitesse de déplacement du doigt: $K_M = 2.0$ et $T_{y_M} = 20 \text{ pixels}$
- BDS4 cumule les deux effets précédents: une variation importante de la vitesse et un déplacement vertical important du centre de l'empreinte: $K_M = 2.0$ et $T_{y_M} = 80 \text{ pixels}$

Nous n'avons pas étudié l'effet des poutres cassées (lignes verticales noires), mais il est évident qu'à partir d'un nombre trop important de poutres cassées les performances du système vont se dégrader sensiblement (difficulté à estimer correctement les cartes fréquentielle et directionnelle, disparition de minuties lors d'un regroupement de lignes verticales noires...).

Pour représenter efficacement les performances du système la taille de l'échantillon doit être suffisamment importante ([10]), néanmoins plus le nombre d'images est grand et plus la durée des tests est longue. Pour des raisons pratiques nous nous sommes limités à une banque de 200 images comportant 20 séries de doigts différents, chaque série étant composée de 10 images correspondant à des acquisitions différentes du même doigt. La proportion du type d'empreintes est équivalente dans les 20 séries: 25% d'arches, 25% de spires, 25% de boucles à gauche et 25% de boucles à droite.

Pour chaque base de données synthétiques BDS_p ($p \in \llbracket 0..4 \rrbracket$) dont nous disposons, nous notons $F_{i,j}$, $j \in \llbracket 1..10 \rrbracket$ la j^e acquisition obtenue à partir du doigt i ($i \in \llbracket 1..N_{BDS_p} \rrbracket$) avec $N_{BDS_p} = 20$.

Certaines des images utilisées sont visibles sur la Figure V-3.

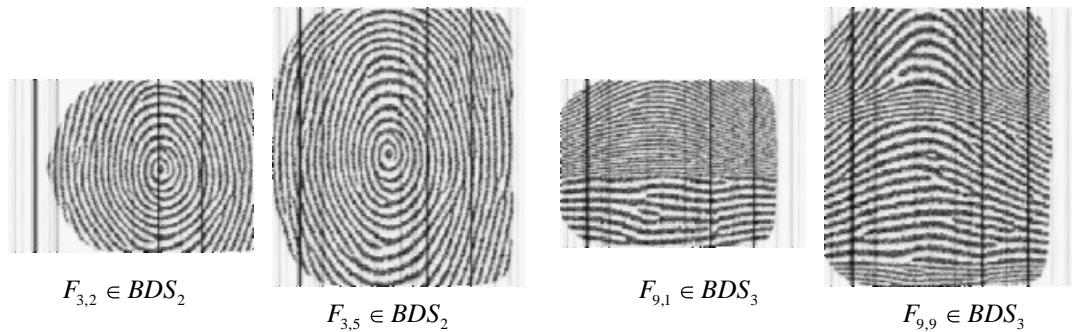


Figure V-3: Exemples d'images obtenues synthétiquement.

V.2. Images réelles d'empreinte

V.2.1. Introduction

Bien que les images générées artificiellement permettent d'avoir une idée globale des performances d'un système complet de reconnaissance elles ne permettent pas de les évaluer efficacement. A partir du dernier prototype en état de fonctionnement du capteur nous avons pu créer au mois de Septembre 2004 une petite base de données à partir de véritables utilisateurs. Dans cette partie nous décrivons la plateforme de test utilisée ainsi que le pilote d'acquisition ayant permis l'acquisition des images à partir du capteur.

V.2.2. L'acquisition

V.2.2.1. La détection de l'empreinte

Le mode de balayage du capteur fournit en sortie une suite de lignes horizontales de 256 pixels de large et de 1 pixel de hauteur correspondant au balayage d'une rangée complète de micropoutres. Il est alors nécessaire de définir le début et la fin du passage d'un doigt. Si ces deux évènements ne sont pas pris en compte on obtient une image du type de la Figure V-4-a. On cherche alors à extraire la bande horizontale contenant la totalité de l'empreinte en hauteur.

En effectuant la somme de chaque ligne horizontale de l'image (Figure V-4-b), on remarque que la zone contenant l'empreinte est clairement définie (Figure V-4-c). En effet le contact du doigt (stries de l'image) va provoquer une variation significative des niveaux de gris de l'image par rapport à une phase de repos où il n'y a aucun contact. En appliquant un seuil approprié sur la somme de chaque

ligne horizontale (Figure V-4-b), on détecte alors facilement la zone contenant l'image ((Figure V-4-d). Le choix de ce seuil est discuté dans la section suivante.

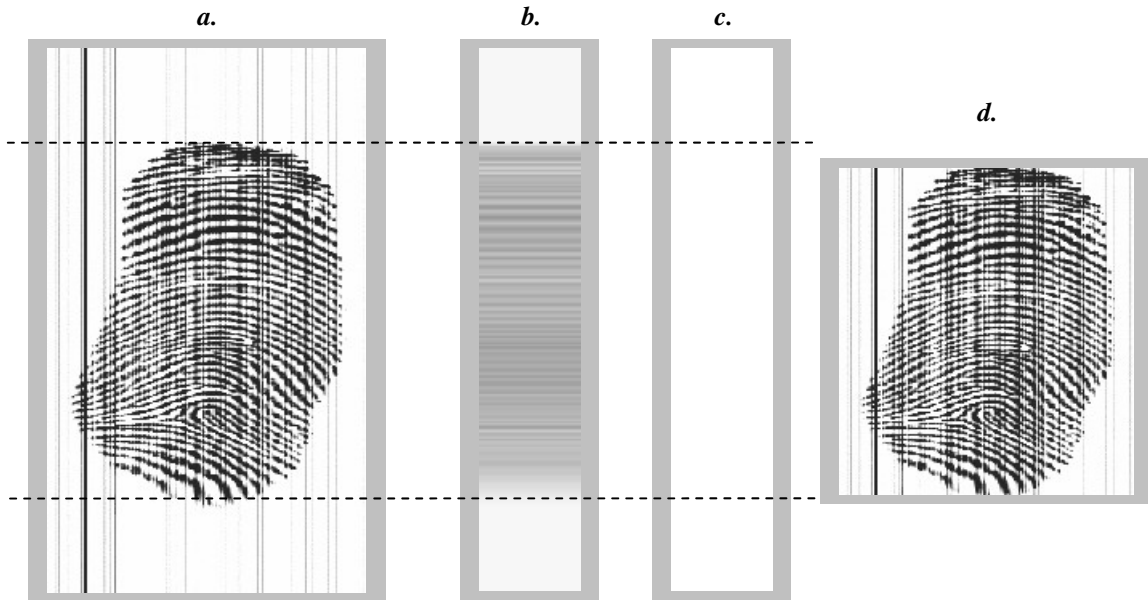


Figure V-4: Détection de la zone de l'image correspondant au passage du doigt.

V.2.2.2. Le pilote d'acquisition

Le pilote d'acquisition est composé de trois étapes (Figure V-5). Après l'initialisation du système on cherche tout d'abord à se synchroniser sur le balayage de la première micropoutre de la rangée. Pour cela on utilise la sortie *LAST* produite par le capteur. Le niveau haut de ce signal ($LAST=1$) correspond à la fin du balayage de la rangée complète des 256 micropoutres. Cette opération est obligatoire, car sinon on risque de "manquer" un certain nombre d'octets au début de l'acquisition, ce qui se traduirait par un décalage horizontal de l'image obtenue.

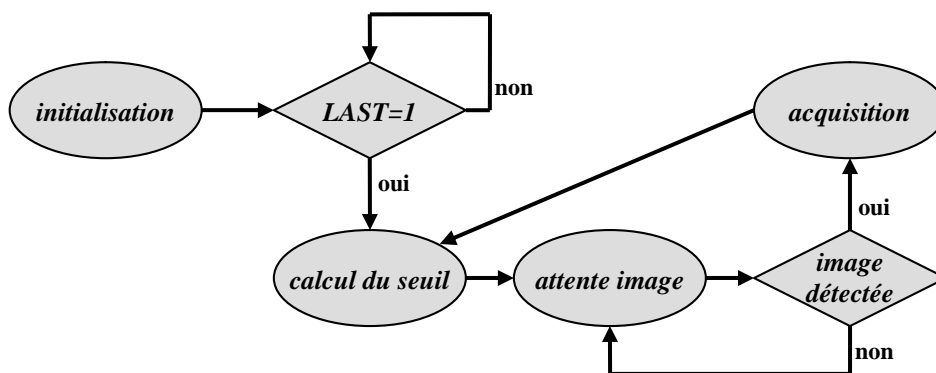


Figure V-5: Schéma global du pilote d'acquisition.

Une fois la synchronisation effectuée on commence à lire les données pour calculer la valeur seuil déterminant la présence d'un doigt (V.2.2). Nous avons vu dans le chapitre II que certains pixels ont un comportement erratique ce qui se traduit par un effet de "pointillés verticaux" sur l'image. En l'absence

de contact la somme des données fournies par le balayage d'une rangée complète de micropoutres est donc variable d'une rangée à l'autre. Pour résoudre ce problème on effectue 10 balayages de rangées complètes, et pour chaque rangée i on calcule la somme S_i des données renvoyées. Le seuil S est alors défini par la relation $S = E + \max_i(S_i)$. Le facteur E est utilisé par précaution. En effet le seuil S est utilisé pour détecter le début d'une acquisition, mais également pour la fin d'une acquisition. Or si l'utilisateur casse une ou plusieurs micropoutres, la somme des données produites par une rangée en l'absence de contact va sensiblement changer. E caractérise donc le nombre N de micropoutres pouvant être raisonnablement cassées au cours de l'acquisition: $E = 255 \times N$ (le facteur 255 correspond à la couleur noire d'une poutre cassée dans une image à 255 niveaux de gris).

Une fois le seuil calculé on entre dans la phase d'attente d'un doigt. A la fin du balayage de chaque rangée complète la somme S_i des données fournies est comparée au seuil calculé précédemment. Si $S_i < S$ alors aucun contact avec le capteur n'est détecté et on recommence la même opération. Si au contraire $S_i \geq S$, alors il y a une variation significative des données et on débute la phase d'acquisition.

Lorsque l'acquisition débute un compteur C est initialisé à zéro. Ensuite les données de chaque rangée sont récupérées et stockées en mémoire. A la fin de chaque rangée ($LAST = 1$), le compteur C est incrémenté et la somme de la rangée acquise est comparée au seuil S . Si $S_i > S$ alors il y a toujours un contact et on recommence la même opération. Si au contraire $S_i \leq S$, l'acquisition est terminée. La mémoire contient alors l'image de l'empreinte de l'utilisateur. Le compteur C correspond ici à la hauteur de l'image obtenue.

Pour limiter l'espace mémoire nécessaire on fixe une hauteur maximum $H_{MAX} = 512 \text{ pixels}$. Pour limiter les déplacements trop rapides on impose également une borne inférieure $H_{MIN} = 128 \text{ pixels}$. Si au cours de l'opération précédente on a $C = H_{MAX}$ ou $C < H_{MIN}$, alors l'acquisition prend fin. L'ensemble de cette étape est résumé sur la Figure V-6.

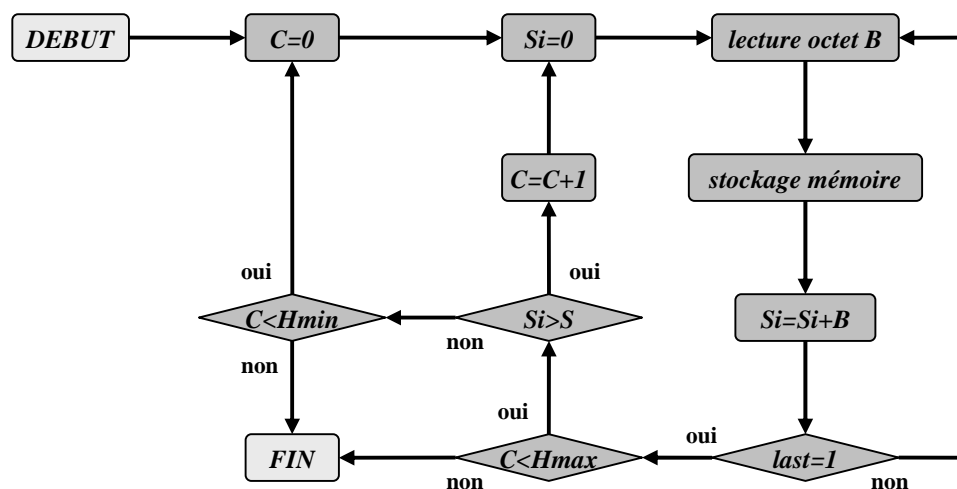


Figure V-6: Structure du processus d'acquisition de l'image.

A la fin de l'acquisition le seuil de détection S est réévalué au cas où des poutres auraient été cassées entre temps. Il est d'ailleurs possible de définir un seuil maximum à partir duquel le capteur devient inutilisable.

Il se peut que le calcul du seuil soit effectué alors que le doigt de l'utilisateur est toujours présent. Dans ce cas S devient très grand et la détection du doigt devient impossible. Pour éviter cela il serait plus approprié d'associer le calcul de S à une tâche déclenchée par une interruption périodique.

Il est également à noter que si l'utilisateur casse un nombre de poutres supérieur à N , S ne permet plus de détecter la fin du passage du doigt. Dans ce cas, c'est la condition $C = H_{MAX}$ qui permet de stopper l'acquisition.

Normalement le traitement de l'image (Chapitre III et IV) fait suite à l'acquisition avant le nouveau calcul du seuil. Néanmoins ce traitement nécessite d'optimiser matériellement certains algorithmes et nous n'avons pas eu le temps de nous y intéresser. Cette plateforme de test a donc été utilisée uniquement pour tester le capteur et obtenir des images d'empreintes.

V.2.3. La plateforme de test

Pour piloter le capteur et obtenir les images, nous avons utilisé une carte de développement APEX d'Altera ([8]) mise à disposition par le CIME ([9]). Cette carte comprend un processeur NIOS configurable placé sur un circuit de type FPGA, ce qui permet une grande souplesse d'utilisation.

La carte APEX est reliée à un ordinateur via un port série et un port parallèle. Le port parallèle permet de charger le fichier de configuration matérielle du processeur NIOS. Nous avons utilisé le fichier fourni en standard par Altera et correspondant à un processeur 32bits pouvant accéder à une mémoire de $256Ko$. Cela est suffisant car nos images ont une taille maximum de 256×512 pixels, ce qui correspond à $128Ko$. Le port série permet de charger le programme du pilote d'acquisition défini précédemment (V.2.2.2). A la fin du téléchargement le programme est immédiatement exécuté par le processeur. Après chaque acquisition les données stockées en mémoire sont renvoyées vers l'ordinateur via le port série pour permettre un affichage de l'image.

Pour accéder facilement aux différents signaux le capteur est monté sur une plaquette de test qui est ensuite relié à la carte de développement (voir Figure V-7). Un film plastique est également étendu à la surface du capteur pour le protéger.

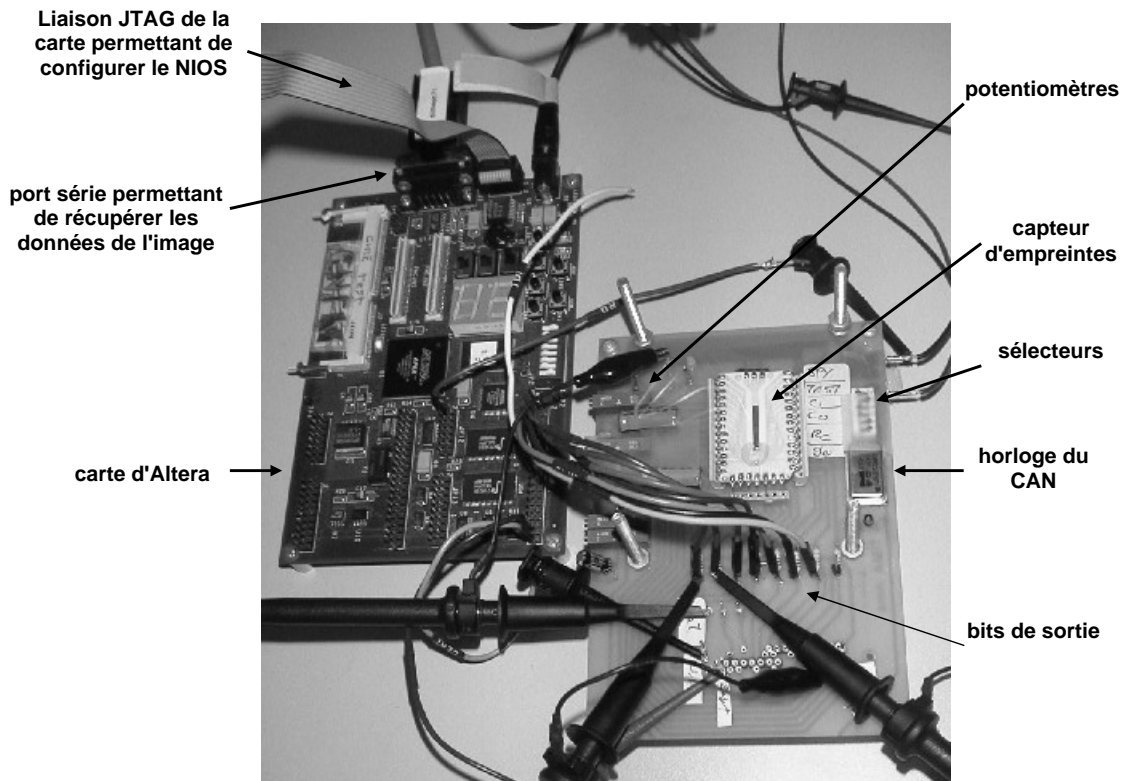


Figure V-7: Photo de la plateforme de test utilisée.

Les circuits numériques du capteur sont alimentés entre 0 et 5V , et la masse analogique est réglée 2.5V . La plateforme de test dispose de plusieurs réglages:

- Les sélecteurs permettent de choisir:
 - la rangée de micropoutres utilisée (le capteur en dispose de 3),
 - le gain de l'amplificateur à capacités commutées.
- Les potentiomètres permettent de régler:
 - la fenêtre de numérisation du convertisseur analogique numérique,
 - la polarisation de la ligne de transmission.

Quatre signaux distincts permettent d'interagir entre le capteur et la carte APEX (Figure V-8):

- Un *RESET* permet d'initialiser le capteur au démarrage du programme.
- Une horloge (*CLOCK*) est générée par la carte et permet d'activer le circuit analogique de la chaîne de lecture des micropoutres du capteur. La fréquence de l'horloge doit être au moins 20 fois inférieure à celle du convertisseur analogique numérique.
- Le signal *LAST* produit par le capteur correspond à la lecture de la dernière poutre de la rangée. Il permet de synchroniser le pilote d'acquisition (V.2.2.2).
- La valeur échantillonnée de la poutre (*DATA*) correspond au niveau de gris du pixel associé (8bits).

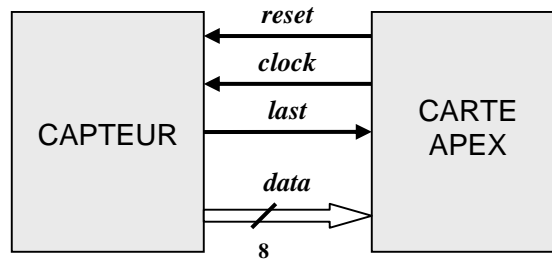


Figure V-8: Interconnexions entre le capteur et la carte de développement.

V.2.4. Création d'une base de données

Au moyen de la plateforme de test nous avons pu créer une base de 200 empreintes comprenant 20 séries de doigts différents comprenant chacune 10 acquisitions différentes. La répartition des empreintes acquises est représentée dans le Tableau V-1.

<i>utilisateur</i>	<i>Nombre de doigt scannés</i>	<i>Répartition du type de doigt</i>	<i>Répartition de la classe des empreintes obtenues</i>
Utilisateur 1	4	An (d), Au (d), I (d), M (d)	2BG+1S+1A
Utilisateur 2	2	I (d), M (d)	2S
Utilisateur 3	4	An (d), I (d), M (d), P (d)	3BG+1A
Utilisateur 4	10	An (d+g), Au (d+g), I (d+g), M (d+g), P (d+g)	3BG+5BD+2S
Utilisateur 5	1	I (d)	1S
Annulaire (An), Auriculaire (Au), Index (I), Majeur (M), Pouce (P) doigt de la main gauche (g), doigt de la main droite (d)			

Tableau V-1: Répartition des classes d'empreintes utilisées en fonction des utilisateurs volontaires.

Bien que cela soit déconseillé ([10]) nous avons récupéré les empreintes de plusieurs doigts par utilisateur car le temps nécessaire aux différentes acquisitions et la disponibilité des différents utilisateurs n'est pas toujours compatible.

Pour ce type de capteur à balayage il n'est pas évident de réussir une acquisition du premier car le principe de mesure (balayage) peut troubler certains utilisateurs. Un affichage de l'image obtenue est nécessaire pour que l'utilisateur comprenne comment son mouvement de glissement se traduit sur l'image résultante. Plusieurs essais (entre 2 et 5 selon l'utilisateur) sont alors nécessaires pour obtenir

une image correcte de l'empreinte. L'acquisition des séries de 10 empreintes n'a été effectuée qu'après cette phase d'essais avec pour seules consignes de faire glisser le doigt le long du capteur suffisamment rapidement, verticalement, et de haut en bas.

Différentes classes d'empreintes obtenues lors de ces acquisitions sont représentées sur la Figure V-9, comme on peut le voir la qualité des images varie sensiblement d'une empreinte à l'autre. La totalité des images utilisées pour les tests est disponible sur le site internet du laboratoire TIMA ([11])

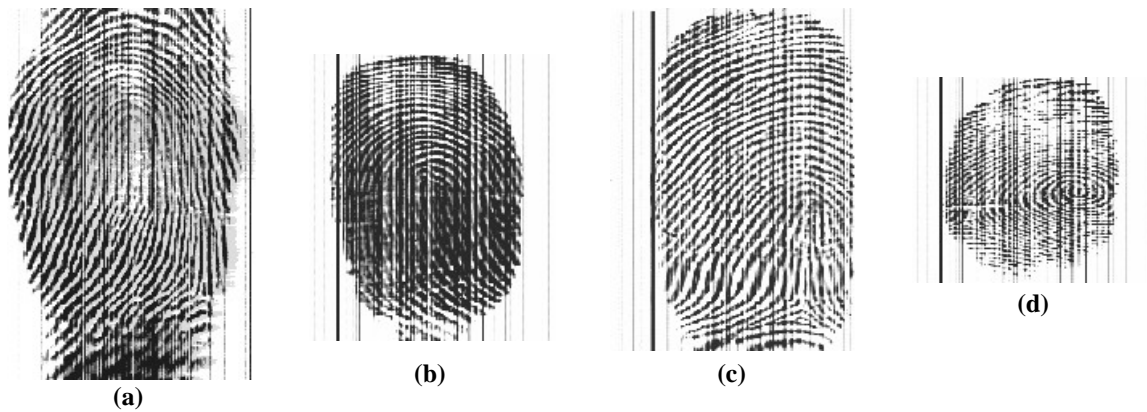


Figure V-9: Exemples d'images utilisées au cours de nos tests, une boucle à gauche (a), une boucle à droite (b), une arche (c), une spire (d).

Les acquisitions des images utilisées pour l'évaluation des performances ont été réalisées avec une fréquence de balayage des micropoutres de 100kHz . Cela signifie que la durée d'acquisition d'une image de taille 256×390 dure environ une seconde. Après quelques essais, ceci s'est révélé suffisant pour l'ensemble des utilisateurs. En effet, comme en témoigne la Figure V-10, la hauteur H des images obtenues varie dans son ensemble entre 200 et 400 pixels, et les déplacements très rapides ($H < 200$) et très lents ($H > 450$) sont peu nombreux.

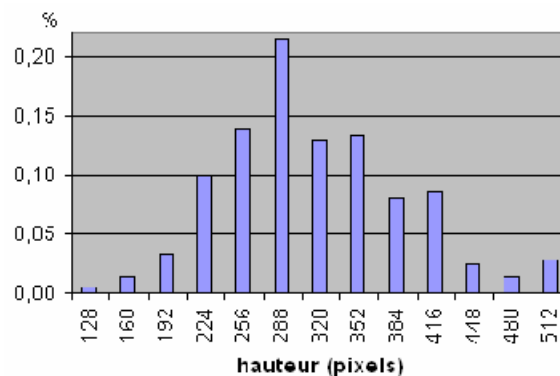


Figure V-10: Histogramme de la répartition de la hauteur sur l'ensemble des images acquises avec le capteur (BDV).

Dans la suite on note BDV (Bases de Données Véritables) la base de données d'images obtenues à partir d'empreintes réelles.

V.3. Evaluation des performances du système

V.3.1. Introduction

Dans cette partie nous nous allons évaluer les performances du système complet en fonction du choix algorithmique. Pour faire référence rapidement aux différents algorithmes nous commençons par introduire un système de notation spécifique à chacun d'entre eux. Les premiers résultats obtenus à partir des images synthétiques créées précédemment (V.1) seront ensuite détaillés, permettant ainsi de valider le système. Finalement nous présenterons les derniers résultats obtenus à partir des vrais images (V.2.4).

V.3.2. Rappels algorithmiques

Afin de réduire l'espace mémoire et les temps de calcul nécessaires au système nous avons proposé dans le chapitre III de réduire la taille de l'image pour les images dont la hauteur dépasse 256 pixels en raison d'un déplacement lent du doigt sur le capteur. On distingue:

- R0: l'image n'est pas réduite quelle que soit sa hauteur
- R1: l'image est réduite en utilisant la méthode du PPV.
- R2: l'image est réduite en utilisant la méthode d'interpolation bilinéaire.

Dans le chapitre III nous avons également décrit le fonctionnement de 6 procédés d'amélioration de l'image d'empreinte fournie par notre capteur:

- 3 algorithmes basés sur le calcul spatial d'une carte directionnelle:
 - l'algorithme F0_A1: amélioration dans l'espace de Fourier au moyen d'un masquage fréquentiel directionnel (utilisation de filtres directionnels de Butterworth) du spectre de l'image.
 - l'algorithme F0_A2: filtrage spatial directionnel (utilisation des filtres de Gabor), la bonne estimation de la fréquence locale des stries est nécessaire au bon fonctionnement du filtrage.
 - l'algorithme F0_A3: filtrage spatial directionnel (utilisation des filtres de Log-Gabor)
- 3 algorithmes basés sur le calcul fréquentiel d'une carte directionnelle:
 - l'algorithme F1_A1: amélioration fréquentielle auto adaptative par multiplication d'une puissance p du spectre.
 - l'algorithme F1_A2: masquage directionnel (utilisation des filtres de Gabor) dans l'espace fréquentiel.
 - l'algorithme F1_A3: masquage directionnel (utilisation des filtres de Log-Gabor) dans l'espace fréquentiel.

Après l'étape d'amélioration de l'image nous avons étudié deux procédés d'extraction des minuties de l'empreinte (chapitre IV):

- L'algorithme E0: il s'agit de la méthode classique d'extraction de la signature, les minuties sont détectées sur le squelette de l'image obtenue à partir de la représentation binaire de l'image filtrée. Une étape de nettoyage est ensuite nécessaire pour éliminer les nombreuses fausses minuties détectées. Deux méthodes de binarisation sont possibles:
 - une binarisation locale B0 nécessitant le calcul du seuil pour chaque bloc
 - une binarisation globale B1 imbriquée dans le processus de filtrage (seuil nul)
- L'algorithme E1: il s'agit de la méthode d'extraction directe de la signature basée sur le suivi des stries de la représentation en niveaux de gris de l'image filtrée. En l'état actuel des choses, nous n'avons pas réussi à adapter cette méthode aux images obtenus, c'est pourquoi elle ne sera pas testée dans ce qui suit.

Ces différentes notations seront utilisées dans la suite de ce chapitre pour distinguer les différentes méthodes étudiées.

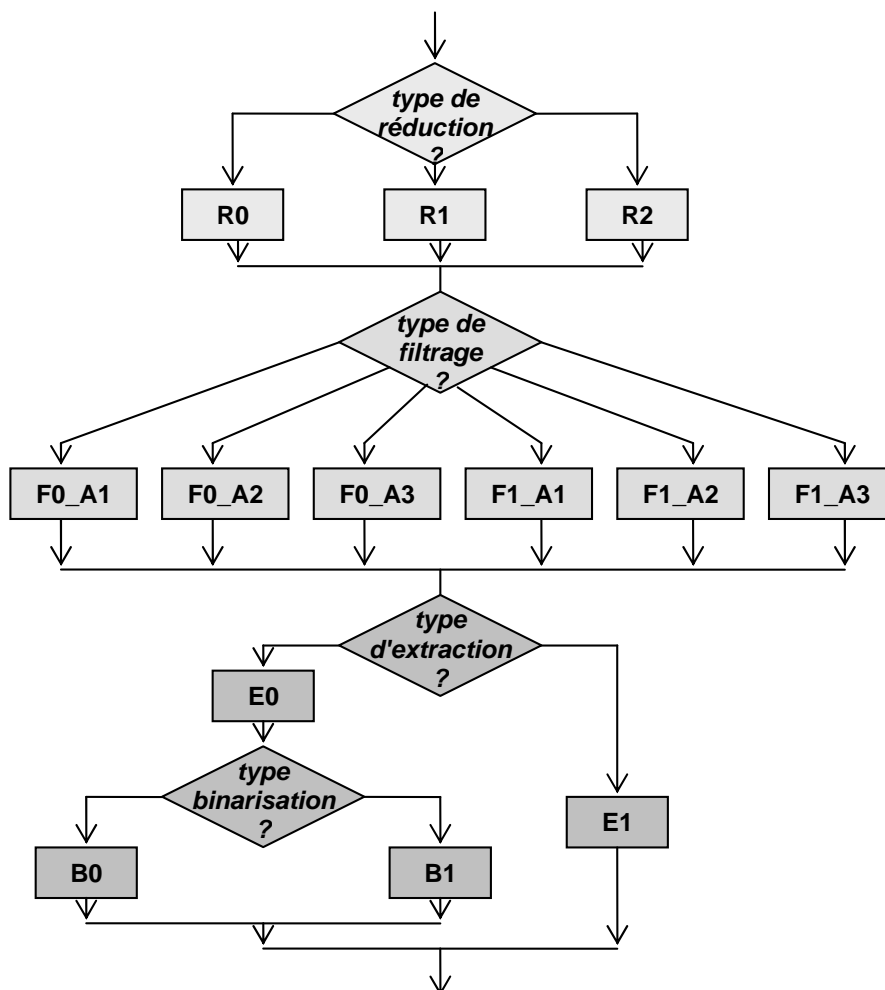


Figure V-11: Organigramme représentant les différentes méthodes à tester.

L'ensemble du système a été codé en langage C avec une interface graphique Tcl/Tk.

V.3.3. Tests de la phase d'extraction des minuties

Il est possible d'évaluer les performances de la phase d'extraction en comparant l'ensemble des minuties extraites par le système avec l'ensemble des minuties détectées visuellement à partir de l'image d'origine par un expert ([12], [13]).

- Une minutie détectée par le système est dite *appariée* (a) si elle est suffisamment proche d'une minutie détectée par l'expert (utilisation d'une boîte d'encadrement pour se permettre une certaine tolérance)
- Une minutie est dite *manquante* (m) si elle n'a pas été détectée par le système
- Une minutie est dite *fausse* (f) si elle ne peut être appariée à aucune des minuties détectées par l'expert

Le facteur de qualité Q de la phase d'extraction est alors défini par l'équation:

$$Q = \frac{\sum_{i=1}^L q_i \times (a_i - m_i - f_i)}{\sum_{i=1}^L q_i \times v_i} \quad (\text{Equ. 2})$$

avec les définitions suivantes:

- L correspond au nombre de fenêtre de taille 16×16 permettant de découper sans recouvrement l'image d'origine.
- q_i représente le facteur de qualité de la fenêtre i .
- a_i représente le nombre de minuties détectées par le système et qui vérifient le critère d'appariement dans la fenêtre i .
- m_i représente le nombre de minuties manquantes qui devraient être associées à la fenêtre i .
- f_i représente le nombre de fausses minuties associées à la fenêtre i qui ont été détectées par le système.
- v_i représente le nombre de minuties détectées par l'expert dans la fenêtre i .

Ce facteur de qualité Q permet de pénaliser à la fois les minuties manquantes et les fausses minuties restantes après la phase de nettoyage. Q atteint la valeur maximum de 1 quand il n'y a aucune fausse minutie et aucune minutie manquante (cas idéal).

Cette tâche étant extrêmement fastidieuse (appréciation visuelle) et compliquée pour un non expert, nous ne l'avons pas appliquée. Par contre en observant l'histogramme du nombre de minuties (Figure V-12), on peut noter que les algorithmes basés sur une estimation fréquentielle de la carte

directionnelle (F1_Ax) détectent en moyenne beaucoup moins de minuties que les algorithmes basés sur une estimation spatiale (F0_Ax). Ceci tend à prouver que l'estimation spatiale des cartes fréquentielle et directionnelle est plus sensible au bruit que son estimation fréquentielle (Chapitre III).

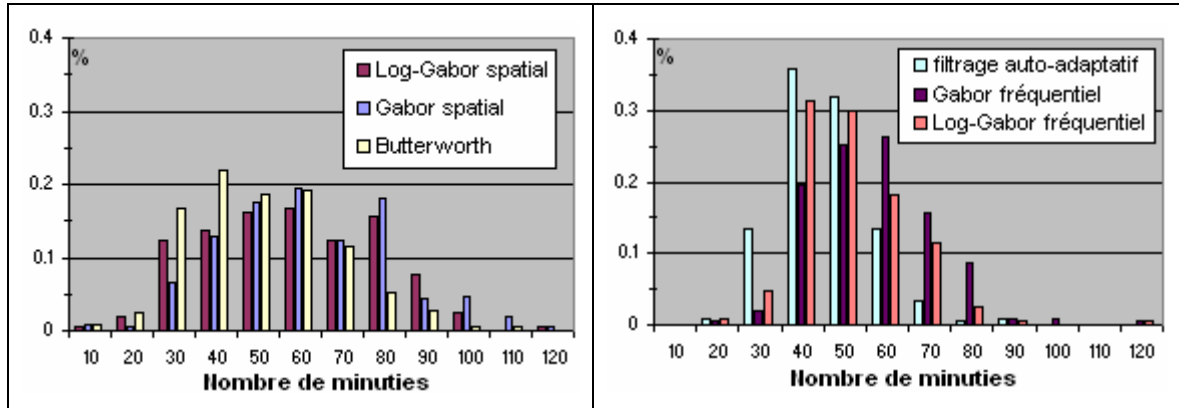


Figure V-12: Histogramme de la répartition du nombre de minuties extraites à partir des images du capteur pour chaque algorithme de filtrage (utilisation d'une binarisation globale et d'une réduction bilinéaire).

V.3.4. Tests du système complet de reconnaissance

V.3.4.1. Protocole utilisé pour le test de l'appariement

Pour évaluer les performances du système complet nous avons utilisé la méthode proposée par D. Maio lors de la compétition FVC2000 ([14]). Certaines notations pouvant prêter à confusion dans la littérature nous réutiliserons celles introduites lors de cet évènement. Soit $S_{i,j}$ la signature extraite de l'empreinte $F_{i,j}$ au moyen de notre système. Pour chaque algorithme nous effectuons les opérations suivantes:

1. étude *TA* des tentatives d'authenticité (l'utilisateur est connu du système, la signature stockée en mémoire est la sienne): chaque signature $S_{i,j}$ est comparée avec l'ensemble des signatures $S_{i,k}$ ($k \neq j$) provenant du même doigt i , ce qui fournit la valeur d'appariement correspondante $gms_{i,j,k}$ (*genuine matching score*).
2. étude *TI* des tentatives d'imposture (l'utilisateur est inconnu du système, la signature stockée en mémoire correspond à l'empreinte d'un autre utilisateur): le premier exemplaire $S_{i,1}$ de chaque empreinte est comparé avec le premier exemplaire des empreintes restantes $S_{k,1}$ ($k \neq i$) et fournit la valeur d'appariement correspondante $ims_{i,k}$ (*impostor matching score*).

Pour limiter le nombre de calculs et surtout pour éviter la dépendance des données si s_1 est apparié à s_2 alors l'opération symétrique (s_2 apparié à s_1) n'est pas exécutée. Le nombre d'appariement est donc défini dans chaque cas par:

- cas 1: $NGRA = \left\| \left\{ gms_{i,j,k}, i \in [1..N_{BDS_p}], 1 \leq j < k \leq 10 \right\} \right\| = ((10 \times 9)/2) \times N_{BDS_p}$ (*Number of Genuine Recognition Attempts*), ce qui dans notre cas correspond à 900 appariements.
- cas 2: $NIRA = \left\| \left\{ ims_{i,k}, 1 \leq i < k \leq N_{BDS_p} \right\} \right\| = (N_{BDS_p} \times (N_{BDS_p} - 1))/2$ (*Number of Impostor Recognition Attempts*), ce qui dans notre cas correspond à 190 appariements.

Les distributions TA et TI permettent de calculer le taux de fausses acceptations $FMR(t)$ (*False Match Rate*) et le taux de faux rejets $FNMR(t)$ (*False Non-Match Rate*) en fonction du seuil t caractérisant la prise de décision dans la phase de vérification (chapitre IV):

- $FMR(t)$ correspond au pourcentage d'utilisateurs reconnus par erreur ($ims_{i,k} \geq t$):

$$FMR(t) = \frac{\left\| \left\{ ims_{i,k} \mid ims_{i,k} \geq t \right\} \right\|}{NIRA} \quad (\text{Equ. 3})$$

- $FNMR(t)$ correspond au pourcentage d'utilisateurs rejetés par erreur ($gms_{i,j,k} < t$):

$$FNMR(t) = \frac{\left\| \left\{ gms_{i,k} \mid gms_{i,j,k} < t \right\} \right\|}{NGRA} \quad (\text{Equ. 4})$$

La courbe ROC (*Receiving Operating Characteristics*) représentant les variations de $FNMR(t)$ en fonction de $FMR(t)$ est ensuite tracée selon une échelle logarithmique. Cette courbe est totalement indépendante de la valeur seuil t , elle résume les performances du système et permet de comparer différents systèmes sous des conditions similaires (base de donnée identique) ou un même système sous des conditions différentes (base de donnée différente).

Dans la suite nous caractériserons les performances au moyen du taux d'erreur équivalente EER (*Equal Error Rate*). Il s'agit du point où les taux de faux rejets et de fausses acceptations sont égaux (intersection des courbes $FNMR(t)$ et $FMR(t)$, ou intersection de la courbe ROC avec la droite $y = x$). Ce point n'est en général pas défini car les distributions ne sont pas continues, EER est compris alors dans un intervalle $[EER_{LOW}..EER_{HIGH}]$ et est défini par $EER = \frac{EER_{LOW} + EER_{HIGH}}{2}$. Plus la taille de l'échantillon sera grande et plus la détermination de EER sera précise. Ce taux d'erreur est en général utilisé dans les applications civiles car il s'agit du meilleur compromis pour l'utilisateur.

Les caractéristiques générales des courbes obtenues sont visibles sur la Figure V-13.

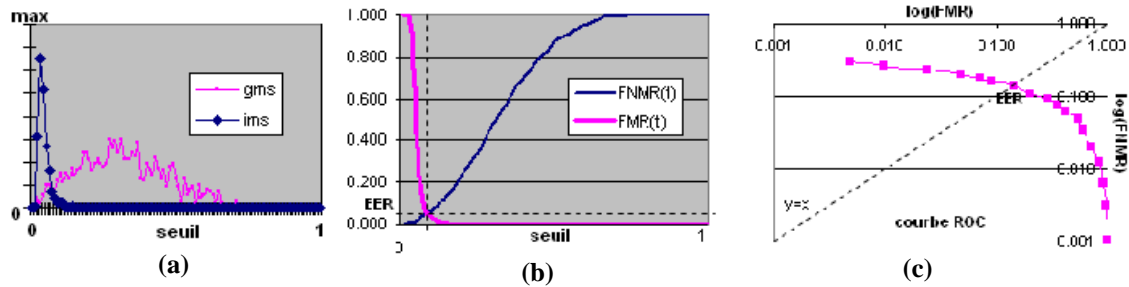


Figure V-13: Représentation graphique des performances d'un système, distributions TA et TI (a), FMR(t) et FNMR(t) (b), courbe ROC (c).

V.3.4.2. Premiers essais à partir d'images synthétiques

V.3.4.2.1 Résultats

Avant d'obtenir les images du capteur, le protocole de test décrit précédemment (V.3.4.1) a été appliqué à *chacun* des algorithmes avec *chaque* base de données. Nous présenterons ici uniquement les résultats obtenus à partir de BDS1 qui se rapproche le plus de ce que l'on peut supposer être en mesure d'obtenir. Les paramètres de la phase de vérification décrite à la fin du chapitre précédent ont été choisis arbitrairement et sont communs à tous les tests:

- La zone de tolérance associée à la position de chaque minutie de la signature stockée en mémoire est définie par le rectangle de taille $[L, H] = [8, 16]$. La tolérance en y ($H = 16$) est choisie plus grande que celle en x ($L = 8$) pour pallier aux éventuelles erreurs dues à l'estimation de la distorsion verticale.
- La condition C_a pour que deux minuties présentes dans le rectangle puissent s'apparier est une différence angulaire d'au plus $\theta_{MAX} = 30^\circ$.

L'intérêt des images synthétiques était principalement de s'assurer du bon fonctionnement de chacun des algorithmes et de pouvoir observer l'effet des caractéristiques du capteur dans des situations extrêmes, c'est pourquoi nous n'avons pas cherché à obtenir un réglage précis des paramètres. Comme le montrent le Tableau V-2 et le Tableau V-3, ces deux paramètres sont suffisants, mais une étude plus poussée permettrait sûrement d'augmenter les performances.

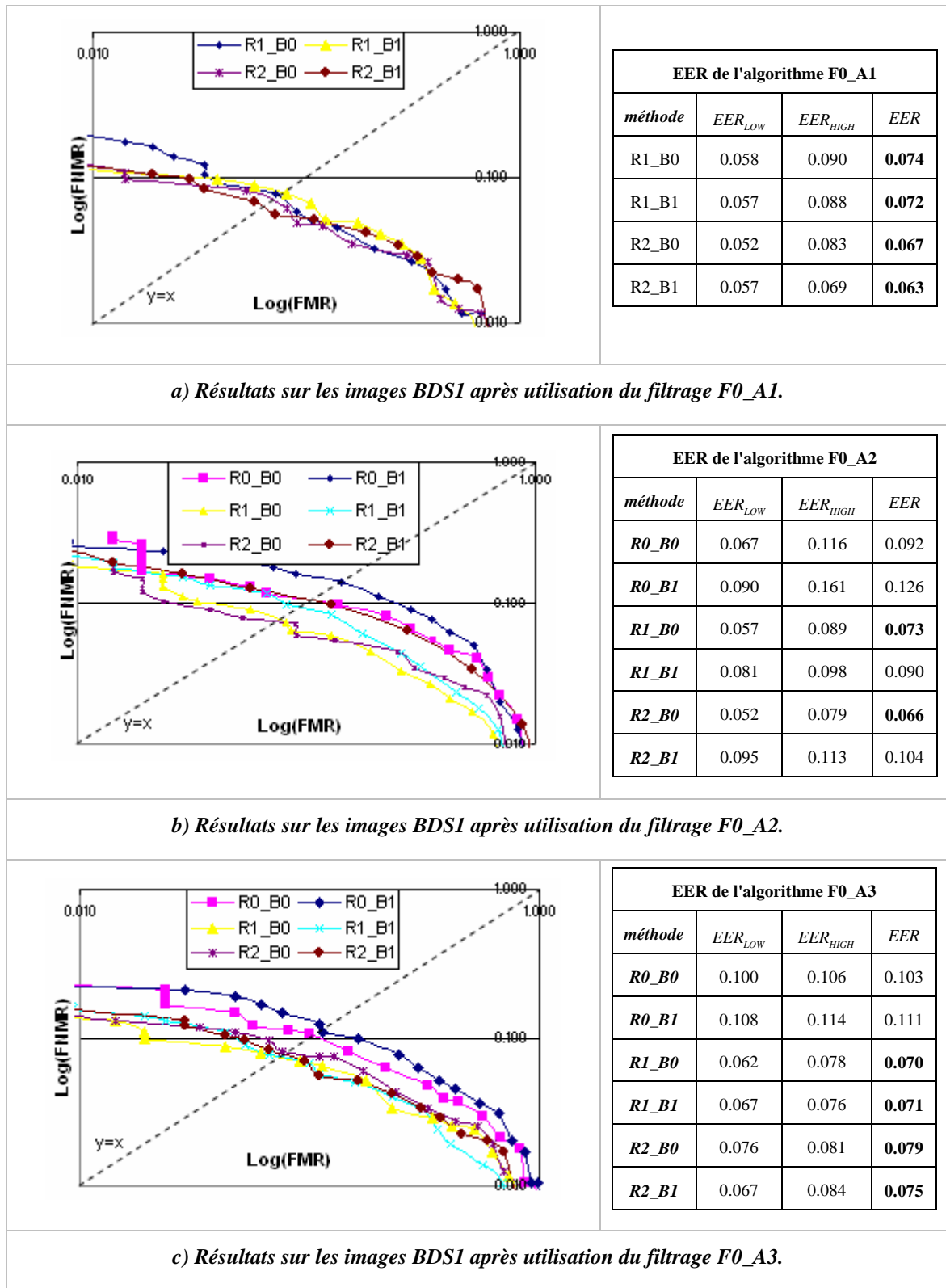


Tableau V-2: Résultats des courbes ROC et des taux EER obtenus à partir des méthodes de filtrage F0_A1, F0_A2 et F0_A3 sur la base d'images BDS1.

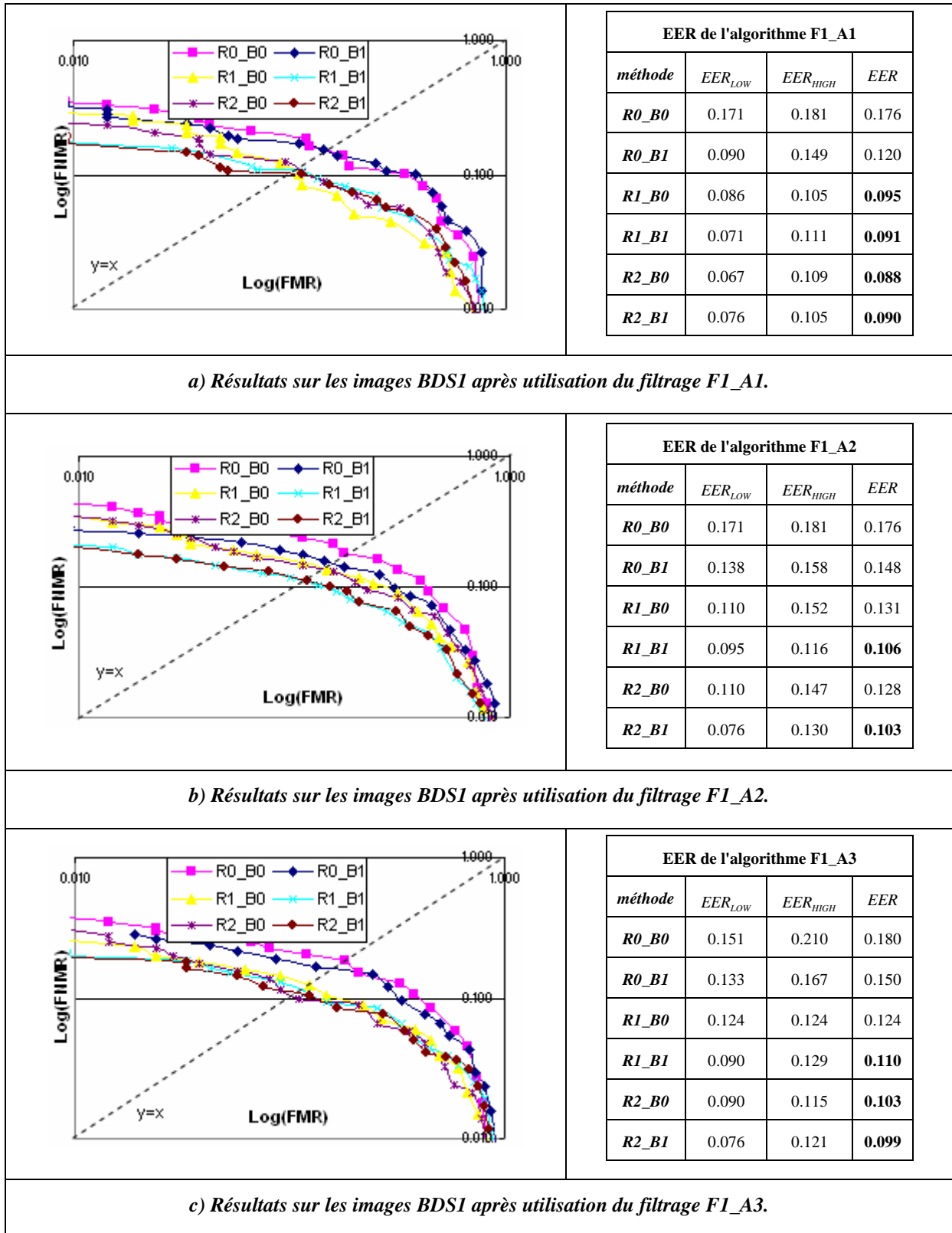


Tableau V-3: Résultats des courbes ROC et des taux EER obtenus à partir des méthodes de filtrage F1_A1, F1_A2 et F1_A3 sur la base d'images BDS1.

Il est à noter que l'étape de réduction (R1 ou R2) n'est appliquée qu'aux images ayant une hauteur supérieure strictement à 256 pixels. Pour être rigoureux dans la comparaison avec une absence de réduction (R0), il faudrait disposer d'images où la réduction est systématique. Pour cette raison les différences de performances avec R0 ne sont pas forcément flagrantes.

V.3.4.2.2 Interprétation

Les résultats obtenus à partir de BDS1 sont tout à fait acceptables avec des taux d'erreur équivalente (*EER*) de l'ordre de 10%. A titre de comparaison nous avons mis dans le Tableau V-4 les résultats obtenus par les différents algorithmes présentés à la compétition FVC2000 ([14]) à partir d'une base d'images artificielles. La comparaison des performances n'a pas lieu d'être puisque l'origine des images utilisées est différente, mais cela donne une idée de l'ordre de grandeur de *EER*.

<i>Algorithme</i>	<i>Sag1</i>	<i>Sag2</i>	<i>Cspn</i>	<i>Cwai</i>	<i>Cetp</i>	<i>Krdl</i>	<i>Fpin</i>	<i>Diti</i>	<i>Utwe</i>	<i>Uinh</i>	<i>Ncmi</i>
<i>EER</i> (%)	2.0	3.1	5.0	6.3	7.3	7.5	16.0	23.8	24.6	23.7	48.8

Tableau V-4: Performance des 11 algorithmes testés au cours de FVC2000 ([14]).

En observant le Tableau V-2 et le Tableau V-3, on peut constater que l'application de la réduction de l'image (R1 ou R2) fournit systématiquement de meilleurs résultats que R0. Nous avons pu remarquer que les images nécessitant une réduction contenaient souvent des zones de vitesse faible se traduisant par un écart local inter-strie important (de l'ordre de 15pixels). Cet écart a plusieurs conséquences dans l'amélioration de l'image comme la difficulté à estimer certains paramètres (fréquence, direction...), de plus cela correspond à la limite supérieure des variations fréquentielles que l'on s'autorise (voir Chapitre III). Au final cela provoque un effet de bloc (voir Figure V-14). Lorsqu'on applique la réduction à l'image l'écart inter-strie est réduit et ce phénomène est diminué, ce qui se traduit donc par une meilleure qualité des images filtrées et par conséquent une amélioration des performances.

On remarque également que l'utilisation d'une réduction bilinéaire (R2) semble fournir de meilleurs résultats mais les écarts ne sont pas très significatifs. Ceci paraît normal car l'interpolation bilinéaire (R2) est plus précise et génère moins de bruit que l'interpolation du PPV (R1). Bien que l'application d'une réduction génère une phase de calculs supplémentaires elle permet de diviser l'espace mémoire nécessaire par 2 et de limiter les calculs des phases suivantes car l'image traitée a alors une hauteur maximum de 256pixels.

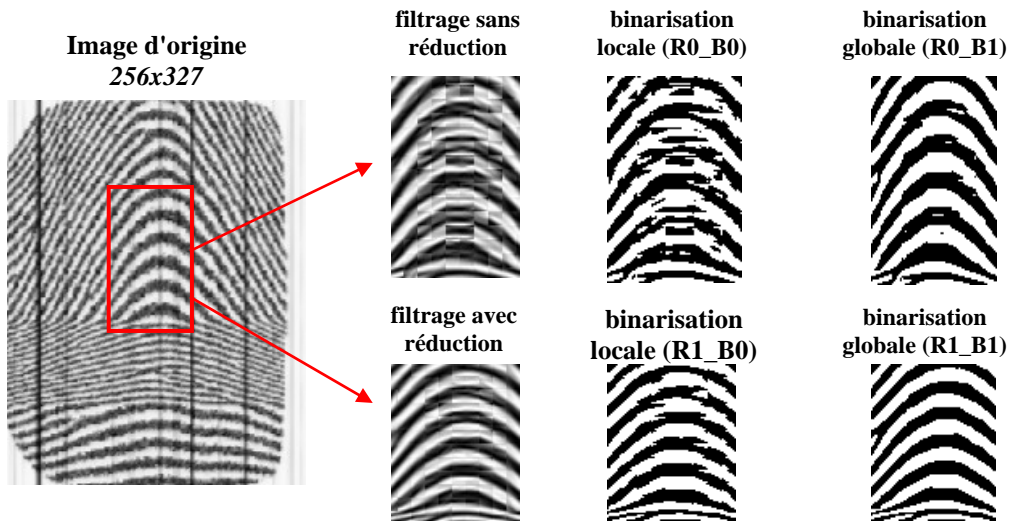


Figure V-14: Influence de la phase de réduction et de la binarisation sur l'image.

Mise à part pour l'algorithme F0_A2 la binarisation globale (B1) semble plus performante que le seuillage local (B0). Ceci s'explique par un effet de bord lors du seuillage local (les blocs adjacents n'ont pas la même moyenne). Ceci ne fonctionne pas dans le cas du filtrage spatial de Gabor (F0_A2) car la composante continue de ces filtres n'est pas tout à fait nulle (voir chapitre III).

Sur la Figure V-15 sont représentées les courbes de performance de l'algorithme R2_F1_A2_E0_B1 (extraction classique des minuties après une binarisation globale de l'image réduite bilinéairement et filtrée fréquemment avec des masques de Gabor) en fonction des différentes bases de données. Des résultats similaires sont obtenus avec les autres algorithmes.

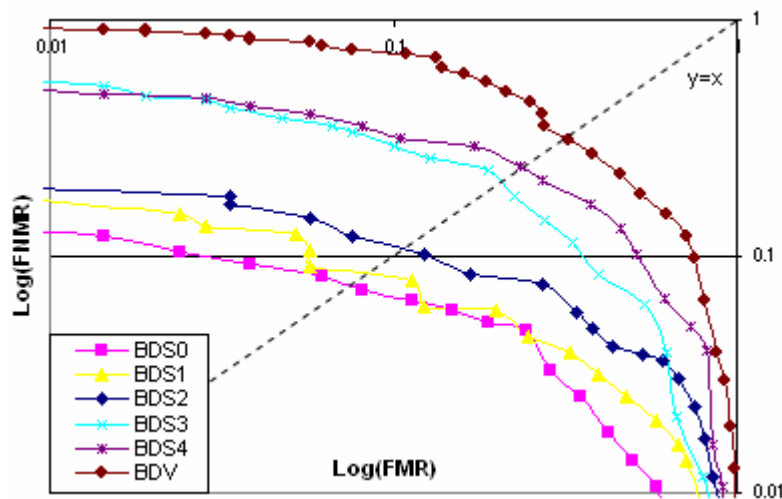


Figure V-15: Exemple de performances pour l'algorithme R2_F1_A2_E0_B1 en fonction de la base de donnée fournie.

On peut noter que BDS0 donne les meilleurs résultats devant BDS1, les contraintes d'un capteur à balayage provoquent donc une légère baisse de performance avec l'utilisation de notre système.

Le problème du placement du doigt (BDS2) provoque également une baisse des performances ce qui est normal car une grande partie des minuties peut être alors absente de l'image. De plus pour 2 images obtenues à partir du même doigt avec un placement sensiblement différent la surface de la zone commune risque d'être trop faible pour permettre la reconnaissance.

Les performances se dégradent sensiblement lors de l'utilisation de BDS3 et BDS4 où les variations de vitesse au sein de l'image peuvent être importantes. Ceci illustre bien les faiblesses de notre gestion de ce type de distorsion (voir chapitre IV), en effet son évaluation devient difficile avec le modèle utilisé

Enfin on remarque que les images réelles obtenues par le biais du capteur (BDV) donne les plus mauvaises performances (*EER* de l'ordre de 30%). A cela il y a 4 raisons majeures:

- Aucune consigne n'ayant été donnée à l'utilisateur, de nombreuses images produites cumulent les contraintes que l'on trouve dans BDS2 (fort déplacement du centre de l'image) et BDS3 (fortes variations de vitesse au sein de l'image). On devrait donc s'approcher de la courbe fournie par BDS4.
- La qualité visuelle des images obtenues est très variable (Figure V-9), une grande partie apparaissant même difficilement exploitable (impossibilité d'extraire les minuties à l'œil nu). En tout état de cause la qualité des images artificielles est généralement sensiblement meilleure. Ces problèmes sont principalement causés par la méthode d'acquisition utilisée et n'ont pas été modélisés pour la génération d'empreintes:
 - utilisation d'un film plastique pour protéger le capteur, en effet ce dernier étant élastique il peut avoir tendance à accompagner localement le mouvement du doigt
 - utilisation d'eau savonneuse. Nous avons pu noter que dans le cas d'un doigt très humide la largeur des stries sur l'image devenait très importante (Figure V-9-b)
 - comportement de l'utilisateur (pression trop forte ou trop faible)
- Nous avons supposé dans le chapitre II l'utilisation d'un système de guidage du doigt pour éviter la distorsion latérale. En l'état actuel des choses ce système n'existe pas. Bien que tous les efforts aient été faits pour assurer un déplacement strictement vertical et malgré les consignes il est fort possible que ce problème soit survenu sur un certain nombre d'acquisition. Le modèle de distorsion n'en tenant pas compte les performances baissent nécessairement.
- Les paramètres de la phase de vérification n'ont pas été optimisés.

V.3.4.3. Résultats obtenus à partir d'images produites par le capteur

V.3.4.3.1 Réglage de l'étape de vérification

A la fin du chapitre précédent nous avons laissé en suspens trois paramètres primordiaux dans la vérification du système influant directement sur les performances du système:

- *La taille $L \times H$ de la zone d'appariement.* Plus la taille est grande et plus il y aura de chances d'apparier une fausse minutie, cela se traduira alors par une augmentation du taux de fausse acceptation (FMR). Inversement plus la taille sera petite et plus la marge d'erreur sera faible, l'appariement de deux minuties sera alors très strict et un grand nombre de personnes seront rejetées par erreur. Cela provoquera une augmentation du taux de faux rejets ($FNMR$).
- *La condition d'appariement C_a .* Vu les informations de la signature dont nous disposons, pour que deux minuties voisines soient considérées équivalentes il faut qu'elles aient une direction semblable et un même type. En pratique le type est rarement utilisé car il arrive fréquemment que le type change au cours de la phase d'extraction (Chapitre IV), il n'est donc généralement pas considéré comme fiable. Concernant la direction, on définit une zone de tolérance angulaire et la condition d'appariement s'exprime alors par $C_a \equiv \left\{ \left| \sin(\theta_i^p - \theta_j^q) \right| < \sin(\theta_{MAX}) \right\}$. Une valeur de θ_{MAX} proche de zéro imposera une condition très stricte sur l'appariement, et conduira à une augmentation du $FNMR$. De même, une valeur trop élevée augmentera le taux de fausses acceptations.
- *Le calcul de la valeur d'appariement MS .* Le choix de la formule permettant de calculer MS n'est pas du tout trivial ([15]), nous nous sommes limités à 3 méthodes de calculs couramment utilisées (Equ. 5). Au cours de nos différents essais, l'utilisation de $MS2$ a conduit systématiquement aux meilleurs résultats (Figure V-16), c'est pourquoi tous les calculs de ce chapitre ont été obtenus en utilisant $MS2$.

$$MS1 = \frac{N \times N}{N_p \times N_q}, MS2 = \frac{N}{\max(N_p, N_q)}, MS3 = \frac{2N}{N_p + N_q} \quad (\text{Equ. 5})$$

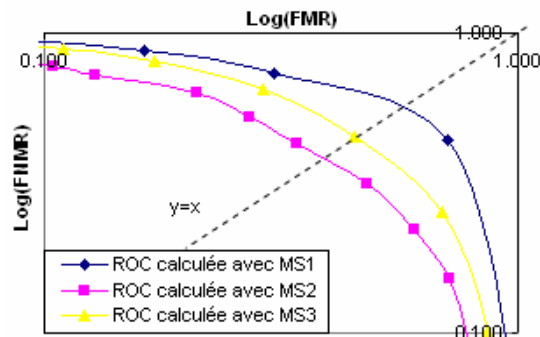


Figure V-16: Influence de la méthode de calcul du taux d'appariement sur les performances.

Nous avons vu que le calcul de la valeur d'appariement est fonction du nombre N de minuties appariées. En associant un facteur de qualité q_i à chaque paire de minuties appariées, il est possible d'améliorer les performances en remplaçant N par la somme des q_i ([16]). Le choix de la fonction q_i est totalement arbitraire et peut n'apporter aucune amélioration. Nous avons pu noter une amélioration des performances en utilisant la différence angulaire $\Delta\theta_i$ entre deux minuties appariées, et en choisissant: $q_i = (1 - |\sin \Delta\theta_i|)^2$. Il est également possible d'associer à q_i un facteur représentatif de la distance entre les 2 minuties ([17]), mais nous n'en avons pas tenu compte.

Tous ces paramètres sont critiques pour les performances du système. De plus ils sont très difficiles à estimer précisément car ils sont dépendants les uns des autres.

V.3.4.3.2 Conditions imposées lors de l'enregistrement

La qualité des images influence grandement les performances d'un système de reconnaissance. Dans le cas d'un système de vérification il est alors nécessaire que l'image enregistrée soit de la meilleure qualité possible, quitte à effectuer plusieurs essais. La mesure de la qualité des images permet également la caractérisation d'un capteur ou la comparaison de plusieurs capteurs dans des conditions similaires d'utilisation ([18], [19]). Elle peut être aussi utilisée pour choisir un traitement spécifique de filtrage en fonction du type de l'image ([20]).

A la suite des résultats observés précédemment nous avons décidé d'imposer 3 conditions lors de l'enregistrement de la signature en mémoire:

- *La hauteur de l'image:* lors de l'acquisition nous avons déjà limité la hauteur des images obtenues dans une fenêtre de $[128, 512]$ (V.2.2). Bien que les déplacements très rapides aient été peu nombreux (Figure V-10, p.110) nous avons décidé d'éliminer les images ayant une hauteur inférieure à 200 pixels car celles-ci se sont montrées difficilement exploitables.
- *Le nombre de minuties:* malgré l'étape de prétraitement, une image très bruitée va provoquer l'extraction de nombreuses fausses minuties. D'après la répartition du nombre de minuties sur nos images (Figure V-12, p.114) nous avons décidé de définir un seuil maximal de 100 minuties. Ceci permet également de limiter l'espace mémoire nécessaire au stockage de la signature.
- *La surface de l'image:* l'opération de segmentation (Chapitre III) a permis d'éliminer les zones ne contenant pas d'information utile. Si le pourcentage de la zone utile est trop faible alors la qualité de l'image est mauvaise. L'étude de la répartition de ce pourcentage sur notre base de donnée (Figure V-17) permet de choisir le seuil de décision. Nous avons choisi un seuil de 50% , c'est-à-dire que si la zone utile est inférieure à la moitié de la surface de l'image d'origine, alors l'image n'est pas enregistrée. Sur l'histogramme on peut également noter la nette différence entre les deux méthodes proposées dans le chapitre III. En effet la méthode fréquentielle est plus précise car elle

élimine des blocs de taille 8×8 contrairement à la méthode spatiale qui élimine des blocs de taille 16×16 .

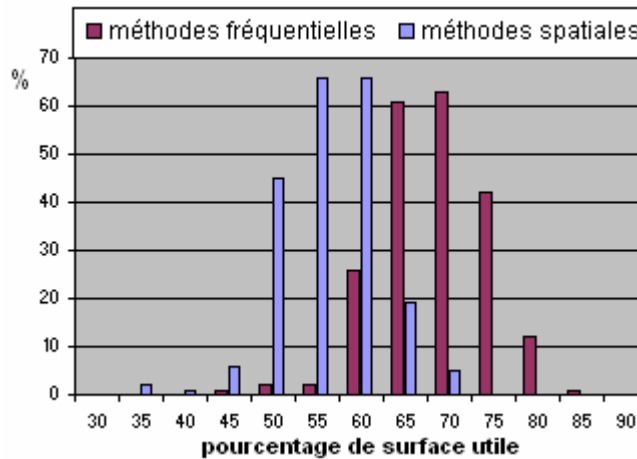


Figure V-17: Histogramme de la répartition du pourcentage de surface utile des images réelles (BDV) après segmentation. Le résultat des méthodes spatiales (F0_Ax) et fréquentielles (F1_Ax) est représenté.

Lorsqu'un des critères précédents n'est pas vérifié, l'image n'est pas enregistrée. En appliquant ces trois règles, nous n'avons pas constaté de changement significatif dans les performances du système. Ceci permet d'éliminer quelques images trop bruitées, mais cela ne concerne que peu d'images de notre base de données. On pourrait fixer des seuils plus stricts, mais cela n'aurait pas vraiment de sens. D'autres méthodes basées sur la fiabilité de la carte directionnelle ([21], [22]) sont possibles, mais elles génèrent un coût de calcul supplémentaire et nous ne les avons pas implémenté.

V.3.4.3.3 Résultats

Nous avons étudié en détail le paramétrage de la méthode de filtrage spatiale utilisant les filtres de Log-Gabor (méthode F0_A3), car c'est la plus rapide des méthodes proposées. Elle permet ainsi d'appliquer rapidement le protocole de test précédent (V.3.4.1) avec de nombreux paramètres différents. Suite aux résultats observés sur les images artificielles (V.3.4.2), nous avons utilisé une réduction bilinéaire (R2) ainsi qu'une binarisation locale (B0). Ceci nous a conduit à utiliser un écart angulaire maximum $\theta_{MAX} = 20^\circ$, et une zone de tolérance de taille $[L, H] = [10 \times 20]$ (voir V.3.4.3.1).

Actuellement nous n'avons pas achevé le réglage des paramètres pour les autres méthodes, néanmoins nous présentons ici les résultats obtenus avec les mêmes paramètres que pour le filtrage spatial de Gabor. Les taux d'erreur obtenus correspondent donc aux performances les plus faibles que l'on est en droit d'obtenir. Pour toutes les autres méthodes nous avons utilisé une réduction bilinéaire et une binarisation globale (B1).

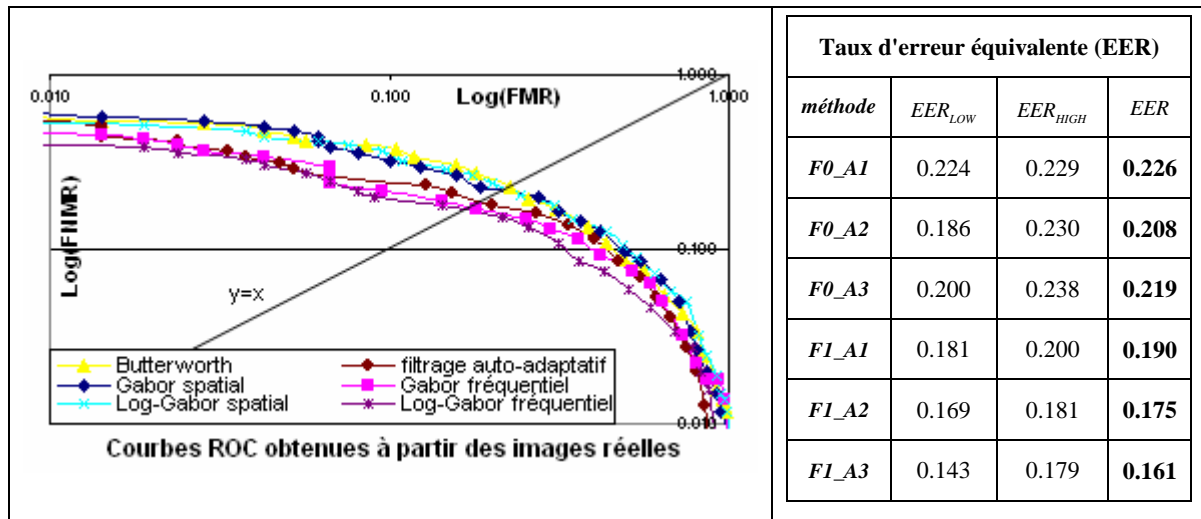


Figure V-18: Performances des différentes méthodes de filtrage sur les empreintes obtenues à partir du capteur.

Comme on peut le voir sur la Figure V-18, il est possible d'obtenir de meilleures performances avec les algorithmes de filtrage basés sur une estimation fréquentielle de la carte directionnelle (F1_Ax). Ce comportement était pressenti car nous avons vu que ces méthodes ont tendance à extraire un nombre moins important de minuties (Figure V-12, p.115), elles permettent une segmentation plus précise de l'image (Figure V-17, p.125), et l'estimation fréquentielle est moins sensible au bruit (chapitre III). Les résultats sont encourageants avec un taux d'erreur équivalente de l'ordre de 16% pour l'utilisation d'un masque de Log-Gabor.

V.4. Bilan

Dans ce chapitre nous avons présenté l'évaluation des performances d'un système complet de vérification d'empreintes digitales. En l'état actuel des choses, il n'est pas possible de définir la méthode la plus appropriée à notre système. En effet, les tests ne sont pas achevés et une étude plus approfondie de la phase de vérification est nécessaire pour déterminer le meilleur réglage. Néanmoins l'étude menée sur les différents algorithmes proposés dans les chapitres précédents a permis de réduire le nombre de choix. La réduction de l'image est apparue nécessaire (V.3.4.2.2), et l'évaluation des performances à montrer que les différentes approches utilisant l'estimation fréquentielle de la carte directionnelle sont plus fiables dans la reconnaissance.

V.5. Références

- [1] National Institute of Standards and Technology (NIST), website: www.nist.gov/data/biomet.htm
- [2] Fingerprint Verification Competition 2004 (FVC2004), website: <http://bias.csr.unibo.it/fvc2004>
- [3] S. Yanushkevich et al., "Simulation of Biometric Information: The New Generation of Biometric Systems", *Proceedings of the International Workshop on Modeling and Simulation on Biometric Technologies*, Calgary, Canada, pp. 87-98, 22-23 June 2004.
- [4] R. Cappelli, D. Maio and D. Maltoni, "Synthetic Fingerprint-Database Generation", *Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition (ICPR2002)*, Québec City, Vol. 3, pp. 744-747, August 2002.
- [5] T. Ayers, R. Federkeil, T. Nichols and R. Parmar, "Modeling Fingerprints: Components for the Task of Synthesis", *Proceedings of the International Workshop on Modeling and Simulation on Biometric Technologies*, Calgary, Canada, pp. 155-162, 22-23 June 2004.
- [6] R. Capelli, "SFinGe: an Approach to Synthetic Fingerprint Generation", in *proceedings 2nd BSI-Symposium on Biometrics 2004*, Darmstadt, Germany, pp. 56-63, March 2004.
- [7] "Fingerprint Creator" Software from Optel company, website: www.optel.pl.
- [8] APEX 20k200E development board from Altera company, website: www.altera.com
- [9] Centre Interuniversitaire de Micro-Electronique (CIME), website: www.cime.inpg.fr
- [10] A.J. Mansfield and J.L. Wayman, "Best Practices in Testing and Reporting Performance of Biometric Devices, Version 2.01", from Communications Electronics Security Group (CESG), August 2002.
- [11] Micro and Nano System Group from TIMA Laboratory, website: <http://tima.imag.fr/mns/fingerprint>
- [12] L. Hong, Y. Wan and A. Jain, "Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No. 8, pp. 777-789, 1998.
- [13] N.K. Ratha, S. Chen and A.K. Jain, "Adaptative Flow Orientation-Based Feature Extraction in Fingerprint Images", *Pattern Recognition*, Vol. 28, No. 11, pp. 1657-1672, 1995.
- [14] D.Maio et al., "FVC2000: Fingerprint Verification Competition", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, Issue 3, pp. 402-412, March 2002.
- [15] R.M. Bolle, §J.H. Connell, N.K. Ratha, "Biometrics perils and patches", *Pattern Recognition*, Vol. 35, pp. 2727-2738, 2002.
- [16] X. Tong, J. Huang, X. Tang and D. Shi, "Fingerprint minutiae matching using the adjacent feature vector", *Pattern Recognition Letters*, , to be published in 2005.
- [17] A. Jain, L. Honh and R. Bolle, "On-Line Fingerprint Verification", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 4, pp. 302-313, April 1997.
- [18] H. Kang et al. "A Study on Performance Evaluation of Fingerprint Sensors", *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 2688, pp. 574-583, 2003.

- [19] W.Y. Yau, T.P. Chen and P. Morguet, "Benchmarking of Fingerprint Sensors", *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 3087, pp.89-99, September 2004.
- [20] E.K. Yun, J.H. Hong and S.B. Cho, "Adaptive Enhancing of Fingerprint Image with Image Characteristics Analysis", *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 120-130, 2004.
- [21] E. Lim, X. Jiang and W. Yau, "Fingerprint Quality And Validity Analysis", *IEEE Proceedings of International Conference on Image Processing*, Vol. 1, pp. 469-472, 2002.
- [22] M. Yao et al., "Quantifying Quality: A Case Study in Fingerprints", *Proceedings of IEEE Conference on AutoID*, March 2002.

CONCLUSIONS ET TRAVAUX FUTURS

L'objectif initial de cette thèse consistait à réaliser une architecture de circuit intégré pour le traitement du signal d'un capteur d'empreintes digitales. Ce travail comprenait trois grands axes:

- Le test du capteur permettant l'obtention d'une image d'empreinte à partir du doigt d'une personne.
- Le traitement algorithmique de l'image permettant l'extraction de l'information utile pour la reconnaissance dans un système de vérification.
- L'implémentation matérielle du système complet.

Concernant le capteur, les premiers prototypes n'ont été disponibles que tardivement, il a donc fallu développer les algorithmes de traitement sans savoir quelle qualité d'image nous aurions finalement. Les premières images obtenues ont permis d'entrevoir la fragilité importante du capteur. Dans le cadre d'une éventuelle application commerciale une étude approfondie serait nécessaire pour résoudre ce problème qui a grandement interféré dans notre travail.

De nombreux systèmes de reconnaissance d'empreintes ont déjà été mis au point dans la littérature mais aucun ne prend un compte le système d'acquisition dont nous disposons (capteur à balayage disposant d'une seule ligne sans mesure de vitesse). Nous avons donc étudié différents traitements en nous basant sur les méthodes existantes et en les adaptant aux caractéristiques de notre capteur. Un effort tout particulier a été employé pour prendre en compte la fragilité des micropoutres du capteur ainsi que la forte distorsion engendrée par le système de mesure à balayage. Bien que les tests n'aient pas été achevés, les premiers résultats se sont montrés plutôt encourageants.

En l'état actuel, les performances des différentes approches proposées sont encore bien en dessous de l'état de l'art. Cependant une étude plus approfondie pour choisir l'algorithme le plus performant et le mieux adapté, ainsi qu'une optimisation de la chaîne de traitement permettraient d'améliorer la qualité du système. L'implémentation matérielle, qui est le but final de ce travail n'a pas pu être étudiée faute de temps. Cela fera l'objet de travaux futurs associés à ce projet.

ANNEXE A

A.1. Filtres de Gabor

Le filtre de Gabor à deux dimensions est représenté par l'équation (A.6)

$$h(x', y') = \left\{ \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \frac{y'^2}{\sigma_y^2}\right) \right\} \times \left\{ \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \frac{x'^2}{\sigma_x^2}\right) \times \cos(2\pi \cdot f_0 \cdot x') \right\} = h_x(x') \times h_y(y') \quad (\text{A.6})$$

En considérant $\mathcal{F}[f(x, y)] = F(u, v)$ la transformée de Fourier d'une fonction f nous obtenons (A.7):

$$\mathcal{F}[h(x, y)] = \mathcal{F}[h_x(x)] \cdot \mathcal{F}[h_y(y)] = H_x(u) \cdot H_y(v) = H(u, v) \quad (\text{A.7})$$

En considérant les propriétés de translation (A.8) et de changement d'échelle (A.9) ainsi que la transformée de Fourier d'une gaussienne (A.10),

$$\mathcal{F}[f(x) \cdot e^{2i\pi f_0 x}] = F(u - f_0) \quad (\text{A.8})$$

$$\mathcal{F}[f(x/a)] = |a| \cdot F(a \cdot u) \quad (\text{A.9})$$

$$\mathcal{F}[e^{-\pi x^2}] = e^{-\pi u^2} \quad (\text{A.10})$$

et en développant le cosinus en somme d'exponentielles (A.11),

$$\cos(2\pi \cdot f_0 \cdot x) = \frac{1}{2} \left(e^{2i\pi f_0 x} + e^{-2i\pi f_0 x} \right) \quad (\text{A.11})$$

nous obtenons facilement les transformées de Fourier des composantes en x (A.12) et y (A.13) du filtre de Gabor.

$$H_x(u) = \frac{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma_x}{2} \cdot \left(e^{-2\pi^2 \sigma_x^2 (u-f_0)^2} + e^{-2\pi^2 \sigma_x^2 (u+f_0)^2} \right) \quad (\text{A.12})$$

$$H_y(v) = \sqrt{2\pi} \cdot \sigma_y \cdot e^{-2\pi^2 \sigma_y^2 v^2} \quad (\text{A.13})$$

La transformée de Fourier du filtre de Gabor défini en (A.6) est donc définie par l'équation (A.14) qui correspond à deux gaussiennes symétriques par rapport à l'origine du domaine fréquentiel et centrées sur les fréquences f_0 et $-f_0$ (voir Figure A-1)

$$H(u, v) = K \cdot \left(e^{-2\pi^2 (\sigma_x^2 (u-f_0)^2 + \sigma_y^2 v^2)} + e^{-2\pi^2 (\sigma_x^2 (u+f_0)^2 + \sigma_y^2 v^2)} \right) \text{ avec } K = \pi \sigma_x \sigma_y \quad (\text{A.14})$$

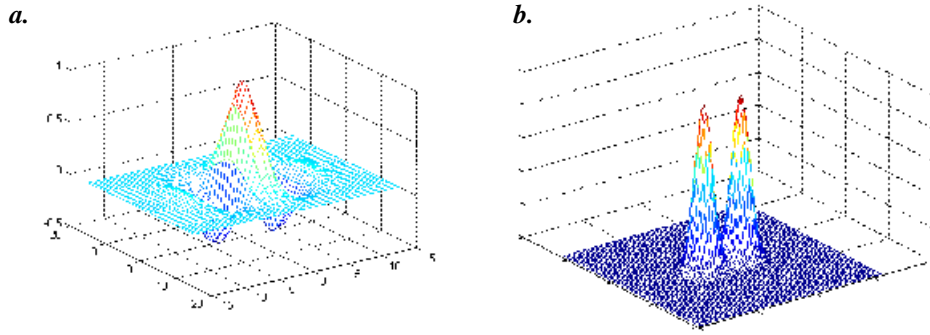


Figure A-1: Représentation spatiale (a) et fréquentielle (b) d'un filtre de Gabor.

Pour trouver l'ensemble des fréquences sélectionnées par le filtre de Gabor on cherche l'ensemble des points vérifiant (A.15)

$$H(u, v) \geq H_{\max} / 2 \text{ avec } H_{\max} = K \quad (\text{A.15})$$

Vue la symétrie de H on considère uniquement la gaussienne centrée en f_0 , l'ensemble des points vérifiant (A.15) est donc contenu dans la surface définie par (A.16)

$$-2\pi^2 (\sigma_x^2 (u - f_0)^2 + \sigma_y^2 v^2) = -\ln(2) \quad (\text{A.16})$$

qui est équivalent à

$$\left(\frac{u - f_0}{a}\right)^2 + \left(\frac{v}{b}\right)^2 = 1 \text{ avec } a = \frac{\sqrt{\ln 2/2}}{\pi \cdot \sigma_x} \text{ et } b = \frac{\sqrt{\ln 2/2}}{\pi \cdot \sigma_y} \quad (\text{A.17})$$

Ceci correspond à l'équation d'une ellipse centrée en f_0 et de rayons a et b (Figure A-2).

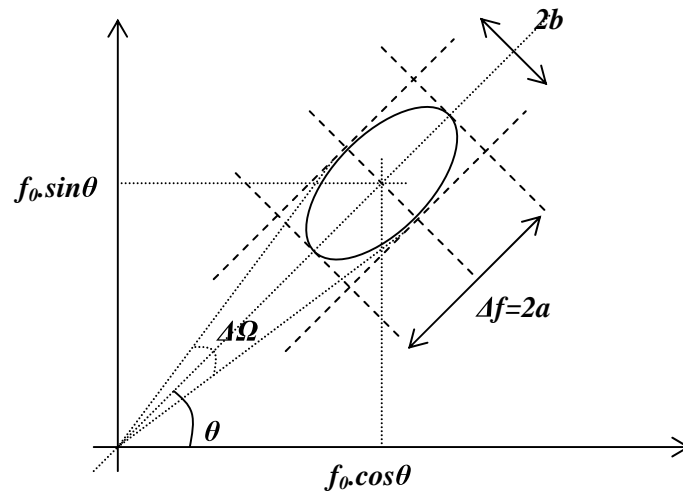


Figure A-2: Représentation des bandes passantes fréquentielle et directionnelle d'un filtre de Gabor.

Les bandes passantes fréquentielle Δf et angulaire $\Delta\Omega$ sont donc définies par (A.18)

$$\Delta f = \frac{\sqrt{2 \ln 2}}{\pi \cdot \sigma_x} \text{ et } \Delta \Omega = 2 \tan^{-1} \frac{\sqrt{\ln 2/2}}{\pi \cdot \sigma_y \cdot f_0} \quad (\text{A.18})$$

Il est plus courant d'exprimer la bande passante fréquentielle Δf en octaves:

$$\begin{aligned} B(\text{octaves}) &= \log_2 \frac{f_{\max}}{f_{\min}} = \log_2 \frac{f_0 + \Delta f/2}{f_0 - \Delta f/2} \\ &= \log_2 \frac{f_0 \cdot \sigma_x + C}{f_0 \cdot \sigma_x - C} \text{ avec } C = \frac{\sqrt{2 \ln 2}}{2\pi} \end{aligned} \quad (\text{A.19})$$

ce qui est équivalent à:

$$f_0 \cdot \sigma_x = \frac{2^B + 1}{2^B - 1} \cdot C \text{ avec } C = \frac{\sqrt{2 \ln 2}}{2\pi} \quad (\text{A.20})$$

A.2. Filtre de Log-Gabor

Le masque fréquentiel du filtre Log-Gabor est défini en coordonnées polaires par $H(r, \theta)$:

$$H(r, \theta) = H_r(r) \times H_\theta(\theta) \quad (\text{A.21})$$

avec pour composante radiale $H_r(r)$

$$H_r(r) = \exp \left\{ -\frac{[\ln(r/r_0)]^2}{2[\ln(\sigma_r/r_0)]^2} \right\} \quad (\text{A.22})$$

et pour composante angulaire $H_\theta(\theta)$

$$H_\theta(\theta) = \exp \left\{ -\frac{(\theta - \theta_0)^2}{2\sigma_\theta^2} \right\} \quad (\text{A.23})$$

Pour obtenir le filtre spatial on prend la partie réelle de la transformée de Fourier inverse de H :

$$h = \Re \{ \mathcal{F}^{-1}(H) \} \quad (\text{A.24})$$

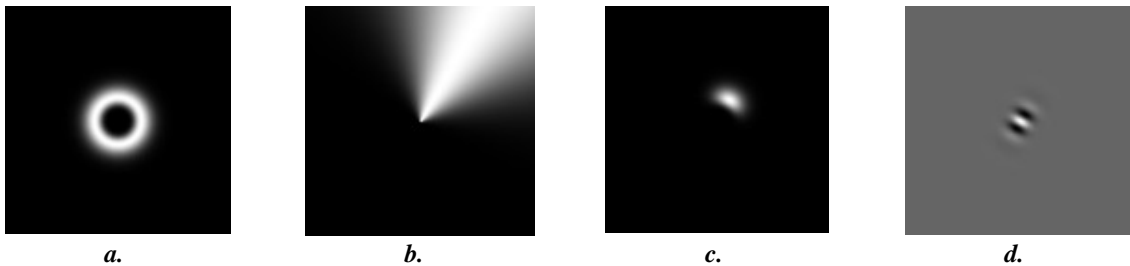


Figure A-3: Représentation d'un filtre de Log-Gabor, $H_r(r)$ (a), $H_\theta(\theta)$ (b), $H(r, \theta)$ (c) et $h(x, y)$ (d).

La bande passante radiale est définie par $H_r(r) = 1/2$ ce qui, d'après (A.22), est vérifié pour r tel que:

$$r = r_0 \cdot \exp\left(\pm\sqrt{2\ln 2} \times \left|\ln \frac{\sigma_r}{r_0}\right|\right) \quad (\text{A.25})$$

la bande passante en octave vaut donc:

$$B = 2\sqrt{2/\ln 2} \times \left|\ln \frac{\sigma_r}{r_0}\right| \quad (\text{A.26})$$

La bande passante angulaire est définie par $H_\theta(\theta) = 1/2$, en utilisant l'équation (A.23) on obtient:

$$\Delta\theta = 2\sigma_\theta\sqrt{2\ln 2} \quad (\text{A.27})$$

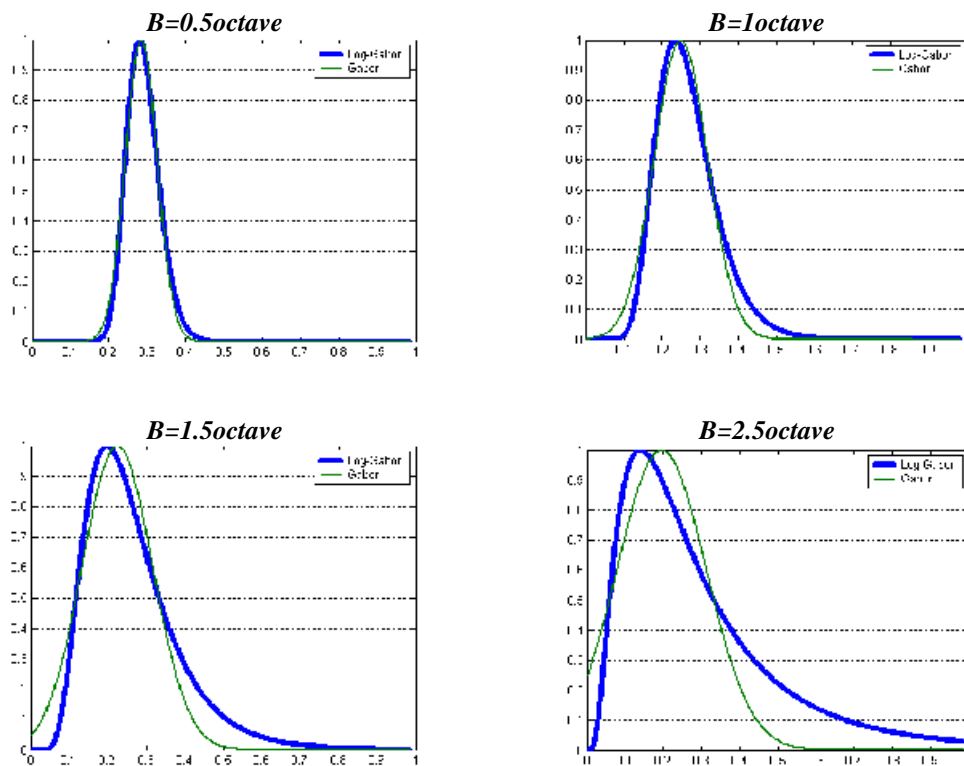
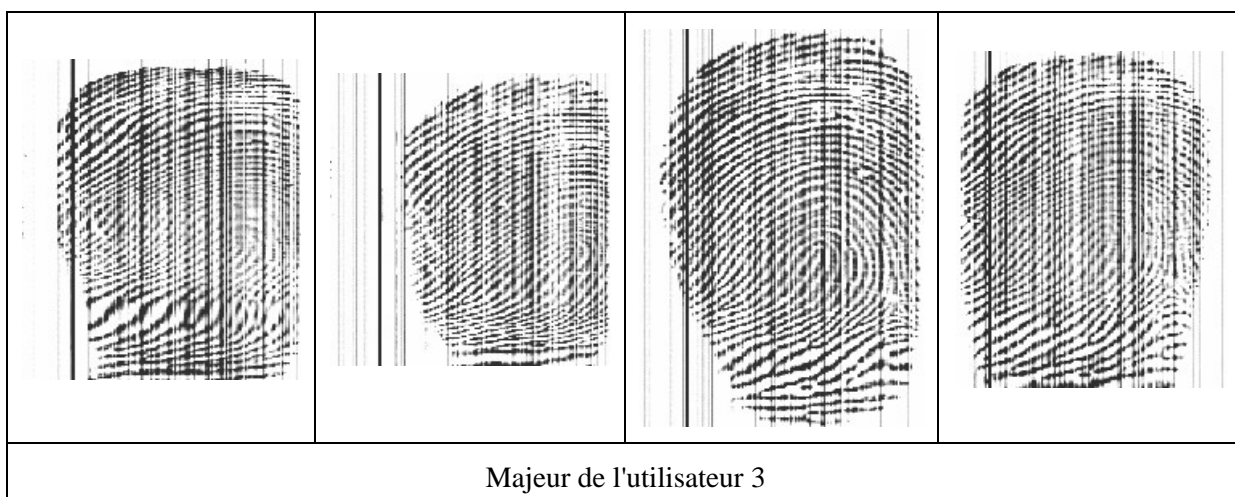
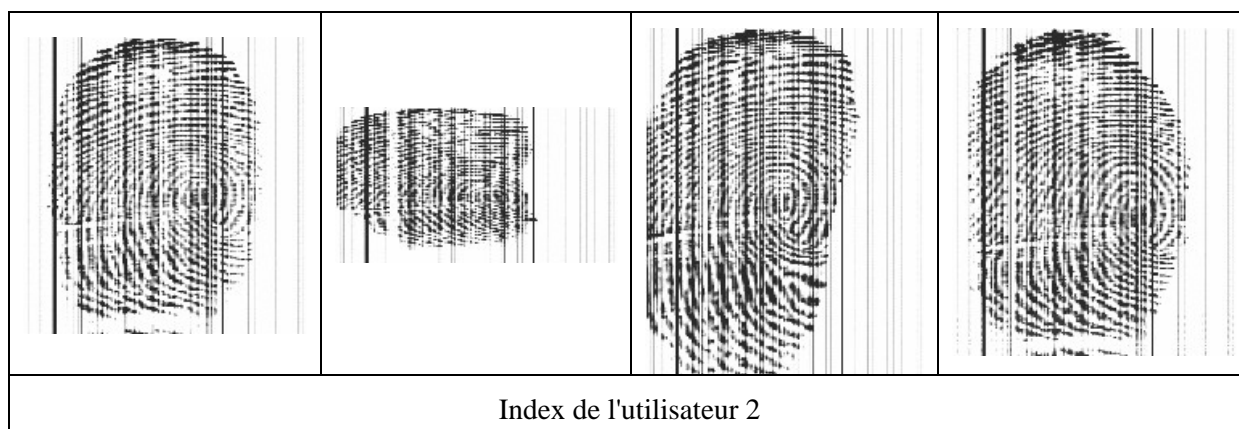
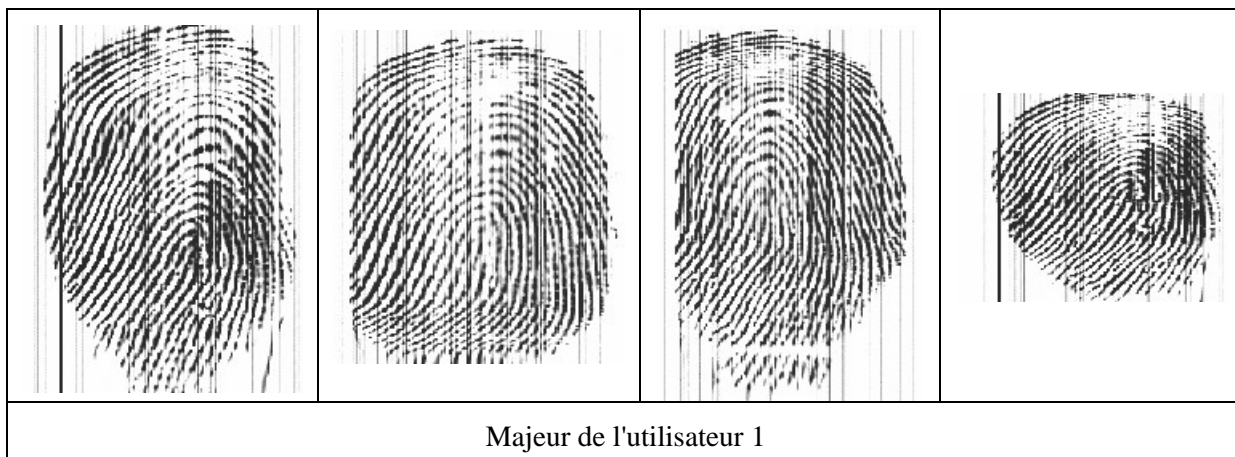
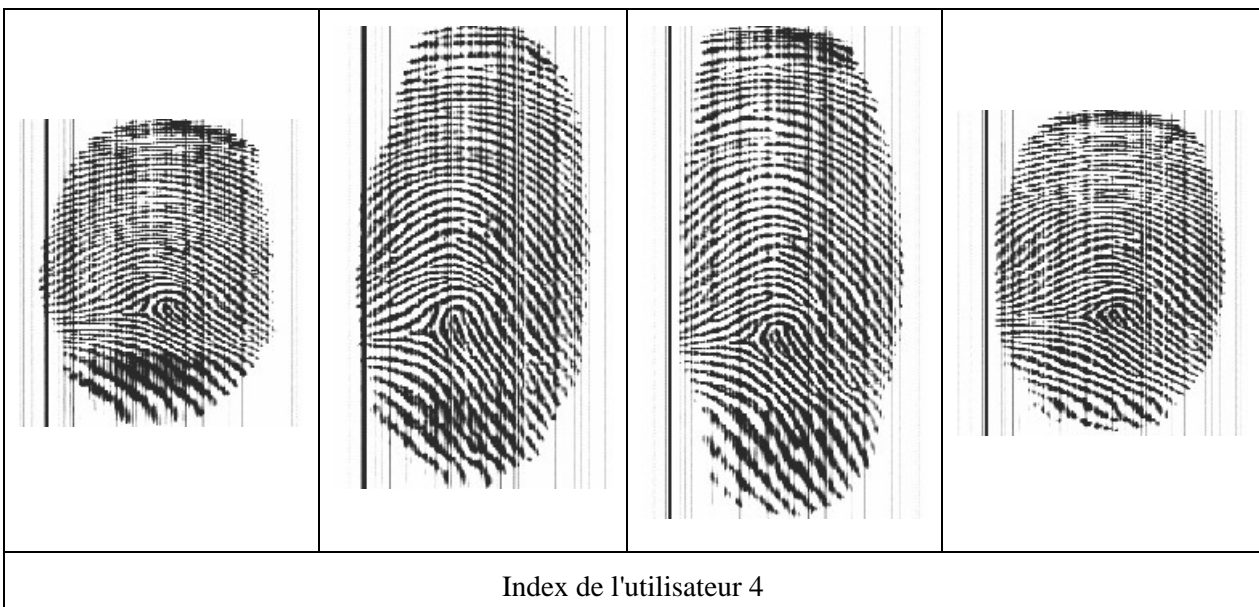
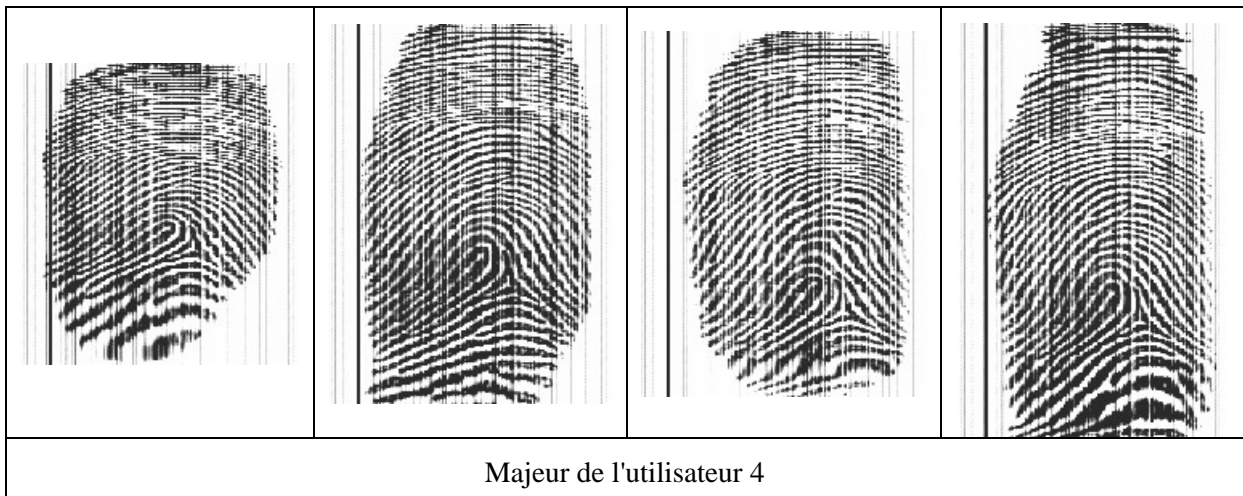
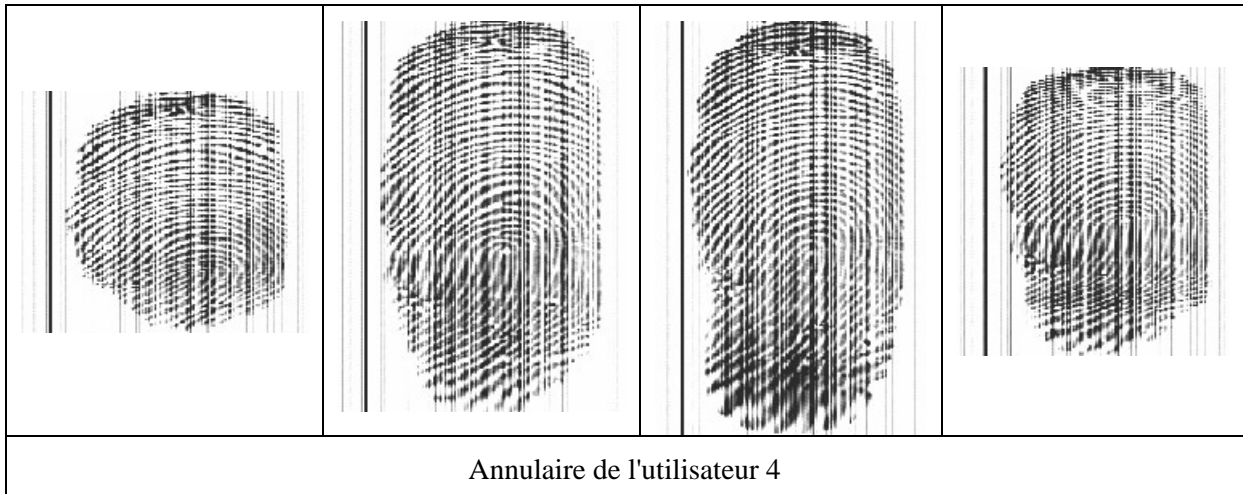


Figure A-4: Comparaison de la composante radiale fréquentielle d'un filtre de Gabor et d'un filtre de Log-Gabor en fonction de la bande passante.

ANNEXE B

Toutes les images utilisées pour les tests sont disponibles en libre téléchargement à l'adresse suivante:
<http://tima.imag.fr/mns/fingerprint>, en voici un échantillon:





This document was created with Win2PDF available at <http://www.daneprairie.com>.
The unregistered version of Win2PDF is for evaluation or non-commercial use only.