Contributions au guillochage et à l'authentification de photographies

Audrey Rivoire

▶ **To cite this version:**

Audrey Rivoire. Contributions au guillochage et à l'authentification de photographies. Autre. Université Jean Monnet - Saint-Etienne, 2012. Français. NNT : 2012STET4021 . tel-00976616

HAL Id: tel-00976616

https://theses.hal.science/tel-00976616

Submitted on 10 Apr 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITÉ JEAN MONNET DE SAINT-ÉTIENNE

ÉCOLE DOCTORALE SIS 488
SCIENCES, INGÉNIERIE, SANTÉ

T H È S E

pour obtenir le grade de

Docteur de l'Université de Saint-Étienne

Spécialité : Image - Vision - Signal

Présentée par

Audrey Rivoire
Ingénieur Télécom Saint-Étienne

Contributions au guillochage et à l'authentification de photographies

soutenance prévue le 29 octobre 2012 devant la commission d'examen :

D. Jeulin	-	Directeur de recherche, CMM-MS, Mines ParisTech	(Examinateur)
D. Rousseau	-	Professeur, CREATIS, Université Lyon 1	(Rapporteur)
F. Ros	-	Chercheur associé HDR, PRISME, Université d'Orléans	(Rapporteur)
P. Chavel	-	Directeur de recherche CNRS, Institut d'Optique Graduate School	(Examinateur)
J. Leibenguth	-	Responsable Innovation & Technologie de fabrication, Gemalto	(Invité)
T. Fournel	-	Professeur, Université de Saint-Étienne	(Directeur)
C. Fournier	-	Maître de conférences, Télécom Saint-Étienne	(Co-directeur)

Remerciements

Ce travail a été réalisé au laboratoire Hubert Curien, unité mixte de recherche CNRS et Université Jean Monnet de Saint-Etienne, dirigée par Monsieur le Professeur Florent Pigeon et plus particulièrement au sein du groupe ERIS, antenne recherche de l'Institut d'Optique Graduate School en Rhône-Alpes, animé par Monsieur Pierre Chavel, directeur de recherche CNRS. Je les remercie pour l'accueil qu'ils m'ont réservé dans leur laboratoire.

Mes vifs remerciements vont à Madame Corinne Fournier, Maître de Conférences à Télécom Saint-Etienne et Monsieur le Professeur Thierry Fournel de l'Université Jean Monnet de Saint-Etienne pour la bienveillance avec laquelle ils m'ont dirigée et l'aide précieuse qu'ils m'ont apportée pendant toute la durée de ce travail.

Je tiens à remercier Monsieur le Professeur David Rousseau de l'Université Claude Bernard Lyon 1 et Monsieur Frédéric Ros, Chercheur associé à l'Université d'Orléans, qui ont accepté le rôle de rapporteurs, ainsi que Monsieur le Professeur Dominique Jeulin de l'Ecole des Mines de Paris, d'avoir bien voulu examiner ce travail.

D'une manière plus générale, mes remerciements s'adressent à tous les membres du laboratoire Hubert Curien, permanents et doctorants, que j'ai eu le plaisir de côtoyer quotidiennement durant cette thèse.

Un grand merci à mes collègues de bureau Andreea Smoaca, Jacques Machizaud, Inam Ul Haq Muhammad, Patrice Tankam et Renée Charrière pour leurs encouragements et les discussions que nous avons pu avoir ensemble.

Table des matières

Introduction **1**

1 Les guilloches **5**
1.1 Un historique du guillochage . . . 5
1.2 Guillochage et sécurité des documents . . . 7
1.3 Guillochage complexe codant . . . 8
1.4 Guillochage 1D codant . . . 19

2 Hachage perceptuel robuste d'image **27**
2.1 Principe du hachage d'image . . . 27
2.1.1 Hachage d'un document numérique . . . 27
2.1.2 Hachage perceptuel . . . 28
2.1.3 Distance entre signatures : distance de Hamming . . . 29
2.2 Algorithme de hachage robuste de Mihçak-Venkatesan . . . 29
2.2.1 Description de l'algorithme A . . . 29
2.2.2 Description de l'algorithme B . . . 31

3 Les guilloches de Fresnel et leur décodage **35**
3.1 Vers un nouveau guillochage . . . 35
3.2 Rappel sur l'holographie numérique en ligne . . . 36
3.3 Guilloches de Fresnel 2D . . . 40
3.3.1 Définition . . . 40
3.3.2 Encodage . . . 41
3.3.3 Insertion . . . 42
3.3.4 Décodage . . . 43
3.3.5 Mesures de performance en numérique . . . 44
3.4 Guilloches de Fresnel 3D . . . 47
3.4.1 Guillochage 3D . . . 47
3.4.2 Encodage de la signature . . . 48
3.4.3 Insertion . . . 51
3.5 Décodage des guilloches de Fresnel 3D . . . 51
3.5.1 Application du filtrage adapté à la détection d'une marque holographique . . . 51
3.5.2 Rappel sur le filtrage adapté . . . 52
3.5.3 Spectre des images naturelles . . . 53
3.5.4 Choix d'une guilloche de Fresnel 3D et décodage . . . 55

4 Etalonnage d'un modèle global de la chaîne d'impression-lecture 65
4.1 Processus impliqués dans la chaîne d'impression-lecture 65
4.1.1 Phase d'impression 65
4.1.2 Phase de lecture 68
4.1.3 Modèles statistiques de la littérature 70
4.2 Etalonnage du modèle de Villàn et al. 73

5 Etude expérimentale du guillochage de Fresnel 3D 77
5.1 Base expérimentale d'images 80
5.2 Paramètres expérimentaux 81
5.2.1 Paramètres de l'algorithme de hachage robuste 81
5.2.2 Paramètres du codeur holographique 81
5.3 Résultats obtenus concernant la méthode de hachage robuste de Mihçak-Venkatesan 82
5.3.1 Robustesse de la méthode de hachage 82
5.3.2 Vérification du pouvoir discriminant de la méthode de hachage 85
5.4 Résultats obtenus concernant l'insertion de la signature 87
5.4.1 Influence visuelle 87
5.4.2 Robustesse du décodage 89
5.4.3 Robustesse de la méthode de hachage 94
5.5 Résultats obtenus concernant le guillochage de Fresnel 3D 96
5.5.1 Avec chaîne d'impression-lecture simulée 98
5.5.2 Avec chaîne d'impression-lecture réelle 103
5.6 Conclusion 111

Conclusion 113

A Propriétés des fonctions de Fresnel 115

B Banque d'images utilisée 117

Bibliographie 121

Table des figures

1.1 Les guilloches d'ornement : (a) Cadre d'une porte en pierre avec motifs guillochés à San Salvatore in Lauro, Rome (Italie) [Harris 2005] - (b) Cadran guilloché de montre Bréguet, créé en 1786 [Bre 2012] - (c) Oeuf Madonna Lily créé en 1880 par Peter Carl Fabergé (incision d'une surface en or ou en argent que l'on recouvre ensuite d'une couche d'émail transparent, afin de laisser visible le motif guilloché). 5

1.2 Exemple de machine à guillocher [Safian 2003]. 6

1.3 Exemple de billet datant de 1882 réalisé avec la machine à guillocher créée par Cyrus Durand [Safian 2003]. 6

1.4 Les guilloches aujourd'hui : (a) Timbre poste et marges avec guillochis ou « burelage » destiné à empêcher l'utilisation de ces marges pour la confection de faux. Ces guillochis servent aussi à limiter la pression du rouleau encreur sur le cylindre d'impression afin de ne pas abîmer la première rangée de timbres imprimée - (b) Carte nationale d'identité française : la photographie à niveaux de gris est guillochée avec des guilloches de couleur cyan, ce qui facilite leur segmentation (visuelle). 7

1.5 Exemple de guilloches/images guillochées par transformation : (a) de l'image (logiciel K-soft de AGFA/DOTRIX) (b) du fichier (composant logiciel SecureMark de RL Soft). 8

1.6 Exemple de rosette de type cardioïde. 9

1.7 Exemple de rosette de type rose. 9

1.8 Exemple de rosette de type limaçon. 9

1.9 Exemple de rosette de type lemniscate. 10

1.10 Exemple de rosette de type spirale. 10

1.11 Exemple de rosette de type conchoïde. 10

1.12 Exemple de rosette de type section conique elliptique. 11

1.13 Exemple de rosette de type section conique hyperbolique. 11

1.14 Exemple de courbe fermée utilisée comme motif élémentaire. 11

1.15 « Rosace » obtenue par $n = 6$ rotations du motif élémentaire d'angle $\frac{\pi}{6}$. 12

1.16 Exemple de table de correspondance information/écart entre deux motifs de la guilloche pour une « rosace » inscrite dans un cercle de 42,5 mm de diamètre d'après Kiuchi et Matsumoto [Kiuchi 2006]. . . 12

1.17 Exemples d'intervalles fonction de l'information à coder pour $p = 6$ codant « *264# » en (a) et « *831# » en (b). 12

1.18 Exemple de guilloche complexe générée pour $p = 6$ et $n = 6$, comportant de l'information. 13

1.19 Procédé de lecture de guilloches complexes. 13

1.20 Spectres des transformées de Fourier de guilloches complexes contenant chacune une information différente. 14

1.21 Guilloche complexe couleur composée d'une guilloche cyan et d'une guilloche magenta. . . . 14
1.22 Guilloche obtenue avec le filtre rouge (à gauche) et avec le filtre vert (à droite). . . . 14
1.23 Deux formes de guilloches avec un espace vide pouvant accueillir de l'information. . . . 15
1.24 Deux formes de guilloches dans lesquelles l'information « *246# » a été insérée. . . . 15
1.25 Deux formes de guilloches dans lesquelles l'information « *831# » a été insérée. . . . 15
1.26 Exemple de motif de référence dont la répétition constituera le fond du document. . . . 16
1.27 Exemple de répétition du motif de référence, $n = 8$ fois en horizontal et $m = 5$ fois en vertical constituant le fond de document. . . . 16
1.28 Application du fond obtenu sur un document fiduciaire de type chèque bancaire. . . . 16
1.29 Découpage du motif de référence en deux zones : une zone intérieure et une zone extérieure. . . . 17
1.30 Motif de référence et symbole obtenu (a) après les transformations appliquées sur le motif de référence (b). . . . 17
1.31 Exemple d'association de quatre lettres de l'alphabet latin à quatre motifs distincts. . . . 18
1.32 Exemple de décodage d'une partie d'un fond de document utilisant le principe décrit dans ce brevet. . . . 18
1.33 Codage de l'information par (a) Positionnement de la guilloche vis-à-vis d'un tableau « virtuel » de cellules - (b) Variation de l'espacement entre guilloches - (c) Variation de l'épaisseur de guilloches [Rhoads 2009]. . . . 19
1.34 Guilloche utilisant deux fréquences pour un codage binaire. . . . 19
1.35 Image de Lena guillochée (a) avec le code (b). . . . 20
1.36 Guilloche à modulation trapézoïdale. . . . 20
1.37 Transformée de Hough d'une droite. . . . 21
1.38 Transformée de Hough d'un point. . . . 21
1.39 Transformée de Hough de points alignés. . . . 22
1.40 Exemple de forme binarisée à détecter. . . . 22
1.41 Table « R-table » représentative de la forme à détecter. . . . 23
1.42 Motif de fréquence f_0 codant les bits à l'état 0. . . . 24
1.43 Décodage d'une guilloche par transformée de Hough généralisée : détection des bits à l'état 0. . . . 25
1.44 Motif de fréquence f_1 codant les bits à l'état 1. . . . 25
1.45 Décodage d'une guilloche par transformée de Hough généralisée : détection des bits à l'état 1. . . . 25

2.1 Exemples de hachage perceptuel robuste. . . . 28

2.2 Décomposition de l'image Lena en ondelettes de type Daubechies 8 de niveau 3 avec l'image d'approximation dans le coin en haut à gauche. 30
2.3 Binarisation de l'image d'approximation en équipartition de pixels blancs et de pixels noirs. 30
2.4 Filtrages et nouvelle binarisation en équipartition appliqués à l'image binaire. 30
2.5 Images résultats intermédiaires obtenues pour 7 itérations. 31
2.6 Exemple de comparaison de résultats de l'algorithme sur une image altérée, l'image originale et une image visuellement très différente. . . 31
2.7 Exemple de pavage aléatoire sans recouvrement de l'image Lena. . . 32
2.8 Exemple de kd-tree avec 10 paires de coordonnées. 32

3.1 Formation de l'hologramme d'objets opaques. 37
3.2 (a) Fonction d'ouverture ϑ - (b) Hologramme numérique simulé à partir de la fonction d'ouverture. 38
3.3 Exemple de restitution d'hologramme inspiré de [Denis 2006] avec la fonction de Fresnel complexe (c) et la fonction de Fresnel réelle (d). . 39
3.4 Encodage de la signature : 011 000 100 111 000 001 000 001 110 000 001 111 100 000 001 001 000 010 110 001 000 010 111 011 001 selon la rose des huit directions. 41
3.5 Transmittance S codant la signature et GF2D générée. 41
3.6 Profil radial de la fonction de Fresnel. 42
3.7 Fenêtre de type Blackman utilisée. 42
3.8 Profil radial de la fonction de Fresnel modifiée. 42
3.9 Création de la marque intermédiaire. 43
3.10 Exemple d'insertion d'une guilloche GF2D sur l'image Lena avec les coefficients $n = 4$ et $r = 3$. 43
3.11 Schéma de principe du décodage des GF2D. 44
3.12 Distance de Hamming et MSE en fonction du taux d'insertion r pour $n = 4$. 45
3.13 Distances de Hamming ($DH(S_M, S)_{r=\infty}$ (croix), $DH(S_M, S)_{r=3}$ (carré) et $DH(S_M, S_D)_{r=3}$ (cercle)) en fonction du taux d'insertion r pour $n = 4$. 45
3.14 Différents résultats obtenus avec modification du poids d'insertion. . 46
3.15 Principe du guillochage de Fresnel 3D (le filtrage fréquentiel est expliqué en section 3.5.4). 47
3.16 Traduction de la signature s en coordonnées avec $n = 5$. 48
3.17 Formation de guilloche 3D à partir de la signature S. 49
3.18 Illustration de l'enregistrement d'un hologramme en ligne numérique. 49
3.19 Principe du décodage des guilloches de Fresnel 3D (le principe du filtrage adapté est rappelé en section 3.5.2). 52
3.20 Spectres d'amplitude d'images naturelles d'après [Field 1987]. 53
3.21 Images naturelles tests pour la vérification de la loi $I(f) = \frac{a}{f^\beta}$. 54

3.22 Spectre d'amplitude de l'image Lena pour les angles $\beta = 0°$, $45°$, $90°$ et $135°$ en échelle log-log. 54
3.23 Coefficient $log(a)$ pour les images tests en fonction de l'angle θ. . . . 55
3.24 Coefficient β pour les images tests en fonction de l'angle θ. 55
3.25 Image Lena sans et avec filtrage passe-haut de la marque pour un taux d'insertion $\alpha = 0,4$. 56
3.26 Guilloche 3D obtenue par un filtrage passe-haut de la fonction de Fresnel réelle. 57
3.27 Logarithme du spectre du terme P_1 sans et avec filtrage adapté. . . . 61
3.28 Spectre du terme P_2 sans et avec filtrage adapté. 61
3.29 Approximation de la dérivée seconde d'une impulsion de Dirac. . . . 62
3.30 Représentation du terme $P_3(0,0)$. 62
3.31 Figure de corrélation $C(IM, \tilde{m}_{z_i})$ sans ou avec filtrage adapté. 63
3.32 Figure de corrélation $C(IM, \tilde{m}_{z_i})$ avec filtrage adapté (présence des pics de la dérivée seconde de l'impulsion de Dirac). 63
3.33 Mesure du RSB avec filtrage et sans filtrage adapté pour différentes répartitions des particules. 64

4.1 Transformation d'une image en ton continu de 256 niveaux (a) en une image en demi-tons à 2 niveaux (b) pour la rendre imprimable [Boust 2005]. 66
4.2 Principe de fonctionnement d'impression avec une imprimante laser monochrome. 66
4.3 Principe de fonctionnement d'un scanner à plat [Anseel 2007] avec capteurs de type CCD. 68
4.4 Différentes déformations induites par la chaîne d'impression-lecture sur une image [Solanki 2006]. 69
4.5 Illustration représentant l'élargissement du point aussi appelé « dot gain ». 70
4.6 Mire utilisée par Villàn [Villàn 2005] pour la modélisation de la chaîne d'impression-lecture. 73
4.7 Exemple de mire originale contenant les niveaux de gris : 0-16-32-48-64-80-96-112-128-144-160-176-192-208-224-240. 74
4.8 Exemple de mire contenant les niveaux de gris : 0-16-32-48-64-80-96-112-128-144-160-176-192-208-224-240 imprimée et scannée. 74
4.9 Exemple de mire contenant les niveaux de gris : 0-16-32-48-64-80-96-112-128-144-160-176-192-208-224-240 imprimée et scannée avec grille de séparation. 75
4.10 Exemple de mesures de la moyenne (a) et de l'écart-type (b) en fonction du niveau de gris initial x avec l'imprimante laser HP LaserJet 4350 et le scanner HP ScanJet 5300C (extrait de [Villàn 2008]). . . . 75

4.11 Niveau de gris moyen des patchs imprimés et scannés en fonction du niveau de gris initial x des patchs (a) et écart-type moyen des patchs imprimés et scannés en fonction du niveau de gris initial x des patchs (b) avec notre chaîne d'impression-lecture réelle composée de l'imprimante laser HP LaserJet P3005dn et du scanner EPSON Perfection V700 Photo. 76
4.12 Exemple de simulation du modèle de Villàn de notre chaîne d'impression-lecture sur l'image Lena (b) et comparaison avec l'image Lena réellement imprimée et scannée (c). 76

5.1 Logigramme du guillochage de Fresnel 3D. 78
5.2 Base expérimentale d'images constituée de 30 photographies d'identité en niveaux de gris de taille 512×512 pixels. 80
5.3 Distance de Hamming normalisée entre la signature des images originales et la signature des images transformées pour l'image Lena et les photographies d'identité 1 et 28 (Fig 5.2). 83
5.4 Image originale Lena et image griffée Lena : $DH = 2,50$ %. 84
5.5 Image originale Lena et image tâchée Lena : $DH = 6,25$ %. 84
5.6 Image originale Lena et image vieillie Lena : $DH = 18,75$ %. 84
5.7 Image originale Lena et image Lena imprimée et scannée : $DH = 7,50$ %. 85
5.8 Diagrammes radars des images de la base expérimentale d'images pour la distance de Hamming. 86
5.9 Mesure de similarité $MSSIM$ entre l'image Lena originale et l'image Lena avec insertion α de la marque. 88
5.10 Images Lena avec insertion de la marque pour les différents taux α. . 88
5.11 Distance de Hamming DH en fonction du taux d'insertion α pour l'image Lena. 89
5.12 Distance de Hamming DH moyenne en fonction du taux d'insertion α pour la base d'images. 90
5.13 Distance de Hamming DH en fonction du nombre de pixels de translation pour l'image Lena. 90
5.14 Distance de Hamming DH en fonction de l'angle de rotation pour l'image Lena. 91
5.15 Distance de Hamming (en %) en fonction du coefficient d'homothétie pour un taux d'insertion α de $0,3$ sur l'image Lena. 91
5.16 Distance de Hamming (en %) en fonction du coefficient d'homothétie pour un taux d'insertion α de $0,4$ sur l'image Lena. 92
5.17 Images Lena modifiées avec insertion de la marque pour le taux $\alpha = 0,3$. 92
5.18 Exemple d'images représentatives de la base expérimentale d'images marquées avec un taux d'insertion de $0,3$ après impression et numérisation située en annexe B. 93

5.19 Exemple d'images représentatives de la base expérimentale d'images marquées avec un taux d'insertion de $0,4$ après impression et numérisation située en annexe B. 93
5.20 Distance de Hamming moyenne entre S et S_M et nombre d'images erronées pour $\alpha = 0,3$ et $0,4$. 94
5.21 Logigramme du guillochage de Fresnel 3D avec gommage. 95
5.22 Résidu de l'opération de gommage - $\alpha = 0,4$. 96
5.23 Logigramme des signatures S_C, S_D, S_G et S_M. 97
5.24 Distances d_{CIL}, d_C et d_G pour un taux d'insertion de $0,3$ dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture simulée ($\overline{d_{CIL}} = 2,3\%$,$\overline{d_C} = 2,0\%$,$\overline{d_G} = 1,0\%$). 98
5.25 Distances d_{CIL}, d_C et d_G pour un taux d'insertion de $0,4$ dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture simulée ($\overline{d_{CIL}} = 2,6\%$,$\overline{d_C} = 2,2\%$,$\overline{d_G} = 1,0\%$). 99
5.26 Image originale, image gommée et image des différences pour les images 1 et 6 de la base d'images. 99
5.27 Distances de Hamming normalisées d_{CIL}, d_C, d_G moyennes pour $\alpha = 0,3$ et $0,4$. 100
5.28 Diagrammes radars des images de la base expérimentale d'images pour la distance d_{DIS} avec un taux d'insertion $\alpha = 0,3$. 101
5.29 Diagrammes radars des images de la base expérimentale d'images pour la distance d_{DIS} avec un taux d'insertion $\alpha = 0,4$. 102
5.30 $Max(d_{DIS}(I,I))$ et $Min(d_{DIS}(J,K))$ pour $\alpha = 0,3$ et $\alpha = 0,4$ dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture simulée. 103
5.31 Distances d_{CIL}, d_C et d_G pour un taux d'insertion de $0,3$ dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture réelle ($\overline{d_{CIL}} = 7,8\%$,$\overline{d_C} = 7,8\%$,$\overline{d_G} = 8,0\%$). 104
5.32 Distances d_{CIL}, d_C et d_G pour un taux d'insertion de $0,4$ dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture réelle ($\overline{d_{CIL}} = 7,7\%$,$\overline{d_C} = 7,6\%$,$\overline{d_G} = 7,4\%$). 104
5.33 Diagrammes radars des images de la base expérimentale d'images pour la distance $\widetilde{d_{DIS}}$ avec un taux d'insertion $\alpha = 0,3$. 106
5.34 Diagrammes radars des images de la base expérimentale d'images pour la distance $\widetilde{d_{DIS}}$ avec un taux d'insertion $\alpha = 0,4$. 107
5.35 $Max(\widetilde{d_{DIS}}(I,I)$ et $Min(\widetilde{d_{DIS}}(J,K))$ pour $\alpha = 0,3$ et $\alpha = 0,4$ dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture réelle. 108
5.36 Résidu d'hologrammes après l'opération de gommage. 108
5.37 Influence des filtres sur la signature S_M. 109
5.38 Influence des filtres sur la signature S_C. 110
5.39 Influence des filtres sur la signature S_G. 110

B.1 Base expérimentale d'images constituée de 30 photographies d'identité en niveaux de gris de taille 512×512 pixels. 117

B.2 Base expérimentale d'images marquées avec un taux d'insertion de $0,3$ après impression et numérisation. 118
B.3 Base expérimentale d'images marquées avec un taux d'insertion de $0,4$ après impression et numérisation. 119

Introduction

Le guillochage est une technique très ancienne dont on trouve trace sur des sculptures sur pierre, sur bois, sur des peintures et des mosaïques datant d'avant Jésus-Christ. Utilisées pour leur aspect décoratif typiquement en architecture mais aussi en horlogerie ou en coutellerie comme moyen esthétique de protection contre les rayures, les guilloches remplissent dès le 16$^{\text{ème}}$ siècle une fonction parallèle de sécurisation. En se présentant comme un réseau complexe de courbes difficile à reproduire, les guilloches sont un moyen de protéger un document contre la contrefaçon. De la fabrication artisanale de mains de maîtres à la mécanisation de leur inscription, les guilloches demeurent aujourd'hui présentes sur les billets de banque, chèques et cartes bancaires, ainsi que sur les documents d'identité alors que les dispositifs standards de reproduction sont de plus en plus performants.

Depuis quelques années, des propositions de graphisme décoratif et complexe susceptible d'intégrer de l'information ont vu le jour. Différents codages de l'information ont ainsi été envisagés, que ce soit par modification de la forme de la guilloche, par variation de l'espacement des motifs ou par modulation de l'épaisseur du tracé.

La lutte contre la contrefaçon, étant devenue un enjeu prioritaire, il s'agit de trouver des solutions effectivement robustes contre la falsification et la reproduction illicite de documents d'identité.

Constituants majeurs de ces derniers, les photographies d'identité pourront assez naturellement être protégées par des techniques de tatouage d'image destinées à insérer (généralement) à l'aide d'une clé secrète, de manière imperceptible certaines informations. Ces informations pourront être vérifiées à tout moment par toute personne autorisée i.e. détentrice de la clé. Une autre famille de techniques d'authentification plus récente encore, issue elle de la cryptographie, est le hachage robuste d'image. Le hachage robuste va consister à calculer un identifiant de la photographie d'identité. De taille courte pré-fixée, calculé le cas échéant via une clé secrète, cet identifiant permettra de discriminer les visages enregistrés dans une base de données sans renseigner sur les traits du visage. Une valeur de hachage à clé est une donnée publique que l'on adjoint au document en l'occurrence à l'image à protéger. Si la plupart du temps, cette donnée est inscrite à la suite du document, on cherchera, pour des raisons esthétiques et de normes sur les documents d'identité, à l'insérer dans un réseau de guilloches porteuses d'information.

La photographie d'identité ainsi guillochée devra à la fois conserver son information anthropométrique et porter une information discriminante. Si les guilloches se doivent d'être esthétiques, des guilloches supportant une valeur de hachage n'ont plus de raison d'être complexes car la sécurité repose alors sur la fonction de hachage. Un tel guillochage, exploitant plus spécifiquement les potentialités de l'holographie numérique, constitue le sujet de cette thèse.

Cependant ajouter de manière visible un « hologramme » (supportant la va-

leur de hachage de la photographie d'identité) pourra altérer la qualité visuelle de l'image d'identité et constituer ainsi une forme de bruit. On s'orientera donc vers une insertion imperceptible, approche envisagée dans [Blackledge 2009] mais sous l'angle du tatouage et finalement abandonnée, pour des raisons de sécurité, au profit de l'insertion d'un bruit blanc. Le guillochage invisible ou faiblement visible de la valeur de hachage de la photographie d'identité au moyen d'un hologramme constitue ainsi une approche nouvelle en vue de son authentification qui implique que la méthode de hachage soit robuste à une nouvelle contrainte, celle du guillochage. Le fait que la vérification requiert une acquisition d'image à partir de l'imprimé va renforcer l'importance de cette contrainte et nécessiter un décodage de l'information performant.

La guilloche codante peut donc prendre plusieurs formes, allant de la guilloche classique mais modulée à la guilloche inspirée de l'holographie (le vocabulaire autour de ces guilloches sera puisé dans le domaine de l'optique et souvent utilisé par abus de langage dans un souci de simplicité). Le transfert de l'image guillochée, de sa représentation numérique au support papier, et réciproquement, entraîne une dégradation de ses caractéristiques géométriques et photométriques qui doivent être prises en compte grâce à une modélisation de la chaîne d'impression-lecture. Le décodage du guillochage se doit d'être adapté afin de garantir un haut niveau de robustesse.

Cette thèse a été réalisée au sein du laboratoire Hubert Curien, unité mixte du Centre National de la Recherche Scientifique et de l'Université Jean Monnet de Saint-Etienne. Ce travail a été effectué plus particulièrement dans le groupe ERIS, antenne recherche de l'Institut d'Optique Graduate School en Rhône-Alpes. Ce groupe aborde trois thématiques : l'Eclairage et le Rendu visuel, l'Imagerie optique et la Sécurité opto-numérique, thématique dans laquelle s'inscrit la thèse. Cette thèse s'est effectuée dans le contexte du projet européen EURIPIDES COSEC-ID (COlour SECure photo on ID documents and ID cards with enhanced global security through colour « guillochés »), piloté par la société Gemalto, un des leaders mondiaux de la sécurité numérique intégrée, née de la fusion entre la société Gemplus et la société Axalto.

Cinq chapitres composent ce mémoire. Le premier chapitre montre, par un bref rappel historique, l'évolution du guillochage de son aspect artistique vers son aspect porteur d'information. Un état de l'art des principaux types de guilloches codantes y est présenté.

Le deuxième chapitre est consacré principalement à la description de l'algorithme de hachage robuste que nous avons retenu pour l'ensemble de notre travail.

Dans le troisième chapitre, nous exposons notre contribution à la création de nouvelles formes de guilloches codantes inspirées des figures de Fresnel que l'on rencontre en holographie en ligne pour constituer un « hologramme » numérique. Une première forme dite de Fresnel 2D où l'hologramme est obtenu à partir d'ouvertures (i.e. de formes binaires) disposées sur un plan est explorée avant de considérer des

particules ponctuelles (i.e. des points) réparties en volume pour accroître la capacité de codage. Cette version 3D des guilloches de Fresnel ainsi que leur version 2D sont testées avec leurs méthodes de décodage dans le domaine numérique. Le développement d'un tel guillochage numérique qui concerne les documents multimédia numériques constitue le premier objectif de la thèse.

Le passage par l'impression qui lui concerne les passeports et autres cartes identitaires met en œuvre une chaîne d'impression-lecture qui élargit la classe des déformations et invite à repenser le guillochage de Fresnel : cela constitue le second objectif de la thèse. Pour en montrer la faisabilité, notre méthode sera testée sur une chaîne d'impression-lecture bureautique standard. Un modèle de cette chaîne sera mis en place au quatrième chapitre après avoir décrit les principes de fonctionnement de chacun des composants de la chaîne, d'en avoir analysé les effets sur les images et après avoir présenté les différents modèles proposés dans la littérature. Finalement les guilloches de Fresnel 3D insérées dans des images 512×512 pixels et leur décodage sont testés après impression-lecture en simulation puis sur chaîne réelle, dans des conditions de tramage standards permettant de conserver assez fidèlement la résolution et la dynamique de l'image numérique (et donc les profils des guilloches, ce qui induit avec les moyens utilisés, une impression à des dimensions quatre fois supérieures aux dimensions standards d'une photographie d'identité).

Le guillochage de Fresnel et l'authentification associée sont testés sur une banque d'images (30 photographies), réduite au minimum de façon à ce que le nombre d'impressions-lectures reste proportionné à une gestion manuelle des échantillons.

Chapitre 1

Les guilloches

Sommaire

1.1 Un historique du guillochage 5
1.2 Guillochage et sécurité des documents 7
1.3 Guillochage complexe codant 8
1.4 Guillochage 1D codant 19

1.1 Un historique du guillochage

Selon le Robert - dictionnaire historique de la langue française [Rey 1995], « le mot guilloché est apparu au milieu du 16ème siècle, il représenterait un emprunt modifié à l'italien du Nord « ghiocciare » (goutter), attesté en 1575, qui a dû signifier « orner de lignes entrelacées », lui-même dérivé du mot « goccia » (goutte) ; ces mots ayant eu un sens dans les décors architecturaux de l'époque. Le mot guilloché a donné guillochis en 1555 (ensemble de traits guillochés) et guillochage en 1765 (art de créer des guillochés) ».

(a) (b) (c)

Figure 1.1 – Les guilloches d'ornement : (a) Cadre d'une porte en pierre avec motifs guillochés à San Salvatore in Lauro, Rome (Italie) [Harris 2005] - (b) Cadran guilloché de montre Bréguet, créé en 1786 [Bre 2012] - (c) Oeuf Madonna Lily créé en 1880 par Peter Carl Fabergé (incision d'une surface en or ou en argent que l'on recouvre ensuite d'une couche d'émail transparent, afin de laisser visible le motif guilloché).

Un « guilloché » est aussi présenté comme un dérivé du mot français désignant au 16ème siècle un burin servant à la gravure ou encore comme provenant du nom de l'ingénieur français Guillot, inventeur d'une machine permettant de graver des motifs fins sur une surface métallique. Mais une autre version attribue l'invention de la machine à guillocher sur les métaux à Hans Schwanhardt (mort en 1621) et sa diffusion à Jacob Heppner (son beau-fils mort en 1645).

Au fil du temps, les machines deviennent capables de réaliser des motifs plus précis que les dessins manuels, permettant d'obtenir une plus grande proximité des lignes ainsi qu'une plus grande vitesse de gravure.

FIGURE 1.2 – Exemple de machine à guillocher [Safian 2003].

En 1810, une nouvelle machine à guillocher est inventée par Jakob Degen, horloger autrichien. Le guilloché est en effet une parade décorative aux rayures et ternissement des surfaces métalliques, alternative au cuir utilisé pour revêtir les montres. Dans la lignée de la machine de Dengen, de nouveaux outils de gravure voient le jour et l'impression en creux de billets apparaît : son effet de bas-relief (le dessin gravé étant imprimé légèrement en saillie par rapport au niveau du papier) est utilisé pour lutter contre la production de faux.

FIGURE 1.3 – Exemple de billet datant de 1882 réalisé avec la machine à guillocher créée par Cyrus Durand [Safian 2003].

En 1829, un employé de la monnaie de Suède, C.A. Broling, invente une machine-outil, le « tour géométrique », capable de graver des dessins géométriques complexes sur des matrices en acier (elles-mêmes utilisées pour la fabrication de plaques d'impression d'arrière-plans de billets de banques). En changeant la position d'engrenages, une extrêmement grande variété de motifs peut être créée aux dessins trop complexes pour pouvoir (à l'époque) être reproduits, que ce soit à la main ou bien mécaniquement sans connaissance de la position exacte des engrenages. Le tour est supplanté dans les années 80 par une machine à guillocher numérique, capable de produire plus rapidement le même genre de motifs.

(a) (b)

FIGURE 1.4 – Les guilloches aujourd'hui : (a) Timbre poste et marges avec guillochis ou « burelage » destiné à empêcher l'utilisation de ces marges pour la confection de faux. Ces guillochis servent aussi à limiter la pression du rouleau encreur sur le cylindre d'impression afin de ne pas abîmer la première rangée de timbres imprimée - (b) Carte nationale d'identité française : la photographie à niveaux de gris est guillochée avec des guilloches de couleur cyan, ce qui facilite leur segmentation (visuelle).

1.2 Guillochage et sécurité des documents

Leur reproduction étant devenue accessible, les guilloches sont aujourd'hui combinées à des techniques impliquant une machine de calculs telles que le tatouage d'image, pour jouer un rôle en terme de sécurité. Ainsi dans [Ros 2009], le réseau formé par les guilloches visibles fournit, après détection automatique, des points de référence résistants aux déformations y compris géométriques d'image, permettant de retrouver un tatouage enfoui dans la photographie d'identité d'un document sécurisé, donc après impression-lecture. Les guilloches doivent donc être détectables de façon robuste et le guillochage doit préserver les traits du visage ainsi qu'un certain niveau d'esthétisme de l'image guillochée. La forme des guilloches doit être visuellement acceptable et leur insertion dans l'image réalisée de façon la moins intrusive possible. Dans [Ros 2007], l'insertion d'un point de la guilloche résulte de l'addition au niveau de gris du pixel correspondant de l'image numérique originale (dans le cas d'une image à niveaux de gris), d'une différence de niveaux

de gris donnée par une force d'appui (plus ou moins grande selon que l'on est ou non dans la partie visage). Cette force d'appui (ou de retrait) est pondérée par un poids dépendant de la luminance et de la texture au voisinage du pixel considéré. Un apprentissage automatique permet d'ajuster les différents paramètres.

D'une autre façon, les guilloches peuvent être générées à partir d'une image comme le fait le logiciel K-soft de AGFA/DOTRIX, ou d'un document comme le composant additionnel SecureMark de RL Soft dans Microsoft Office Word. SecureMark guilloche chaque page du document en fonction du fichier de telle sorte que si un caractère du document est modifié, la guilloche de la page correspondante soit impactée. Cependant, l'esthétisme de l'image guillochée résultante n'est pas satisfaisant.

(a) (b)

FIGURE 1.5 – Exemple de guilloches/images guillochées par transformation : (a) de l'image (logiciel K-soft de AGFA/DOTRIX) (b) du fichier (composant logiciel SecureMark de RL Soft).

1.3 Guillochage complexe codant

Au milieu des années 2000, des systèmes capables de créer des guilloches complexes contenant de l'information sont proposés. Dans leur brevet publié en 2008, Simske et al. [Simske 2008] définissent une guilloche « variable » comme étant une guilloche formée d'au moins deux courbes, imprimées dans un espace commun et ayant au moins un point de chevauchement. Ces courbes sont tracées à partir d'équations dont les variables correspondent à l'information stéganographique (c'est-à-dire à dissimuler) que l'on cherche à insérer. Les auteurs considèrent un espace circulaire pour les rosettes (que l'on trouvait déjà sur les billets de banque) dans lequel ils font varier les paramètres tels que la taille, l'angle et les décalages en abscisse et en ordonnée. Les équations des huit familles de courbes dont elles sont issues : les cardioïdes, les roses, les limaçons, les lemniscates, les spirales, les conchoïdes, les sections coniques elliptiques et les sections coniques hyperboliques, sont exprimées en coordonnées polaires où r représente la position d'un point donné de la courbe,

A et B sont des constantes et représentent le paramètre de taille, ANG est une constante et représente l'angle d'inclinaison de la rosette, θ varie entre 0 et 2π pour donner à la rosette sa forme circulaire.

– cardioïdes :

$$r = A(1 + cos(\theta - ANG))$$

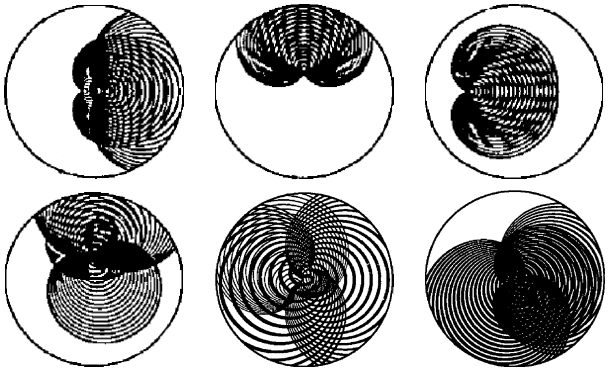


FIGURE 1.6 – Exemple de rosette de type cardioïde.

– roses :

$$r = A\, cos(N(\theta - ANG))$$

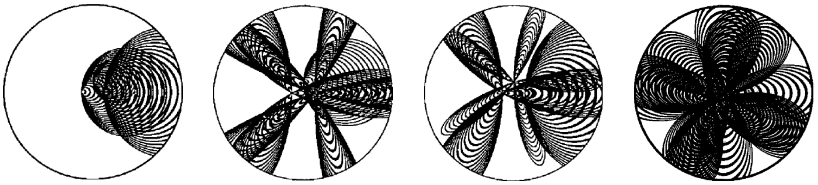


FIGURE 1.7 – Exemple de rosette de type rose.

– limaçons :

$$r = A + B\, cos(\theta - ANG)$$

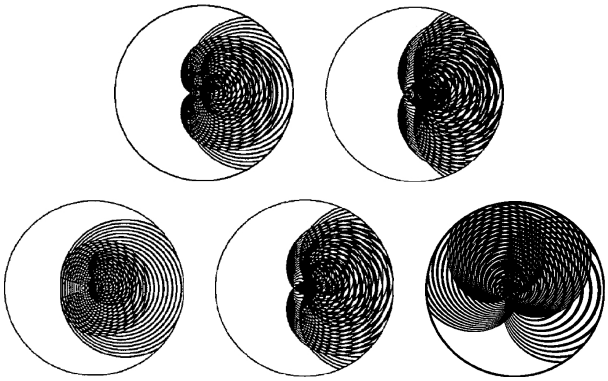


FIGURE 1.8 – Exemple de rosette de type limaçon.

– lemniscates :

$$r = \sqrt{A\,cos(2\theta - ANG)}$$

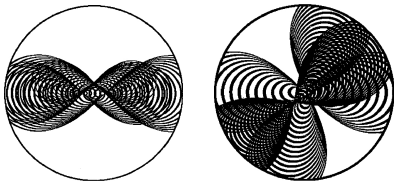


FIGURE 1.9 – Exemple de rosette de type lemniscate.

– spirales :

$$r = \frac{A}{\theta - ANG}$$

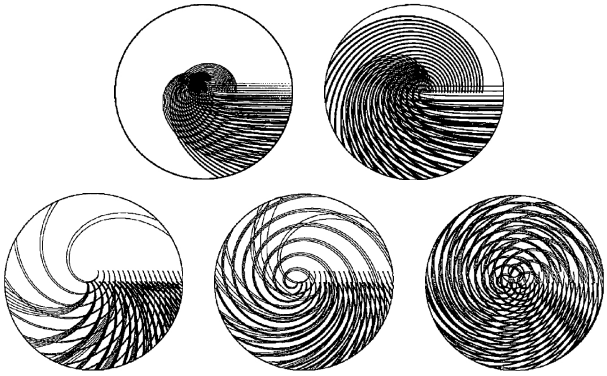


FIGURE 1.10 – Exemple de rosette de type spirale.

– conchoïdes :

$$r = A(1 + sec(\theta - ANG)) \quad \text{où } sec(X) = \frac{1}{cos(X)}$$

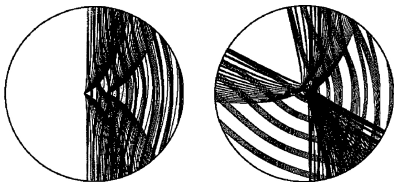


FIGURE 1.11 – Exemple de rosette de type conchoïde.

– sections coniques elliptiques :

$$r = \frac{AB}{1 + B\,cos(\theta - ANG)} \qquad 0 < B < 1$$

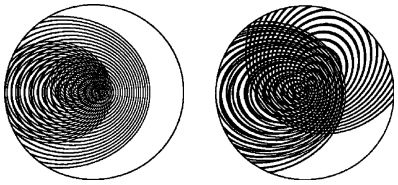


FIGURE 1.12 – Exemple de rosette de type section conique elliptique.

– sections coniques hyperboliques :

$$r = \frac{AB}{1 + B\,cos(\theta - ANG)} \qquad B > 1$$

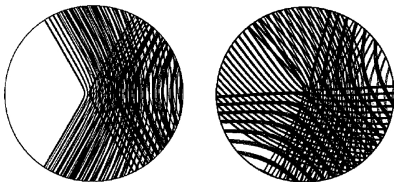


FIGURE 1.13 – Exemple de rosette de type section conique hyperbolique.

Dans leur brevet publié en 2006, Kiuchi et Matsumoto [Kiuchi 2006] proposent une méthode de génération de guilloches complexes codant de l'information par déformation d'une forme de référence que nous appellerons motif élémentaire, constituée d'une courbe fermée pré-choisie.

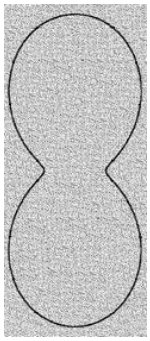


FIGURE 1.14 – Exemple de courbe fermée utilisée comme motif élémentaire.

Dans le cas illustré ci-dessus, le choix s'est porté sur une forme à deux lobes ; d'autres motifs pourraient être choisis.

Ce motif élémentaire est répété n fois en lui faisant subir des rotations d'angle $\frac{\pi}{n}$ (modulo π) avec n entier, afin d'obtenir un motif que nous appellerons par abus de langage : « rosace ».

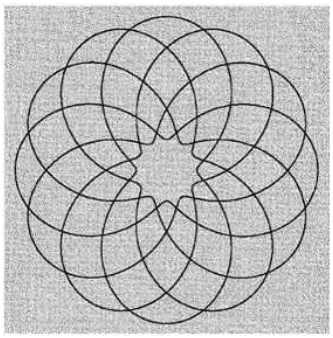
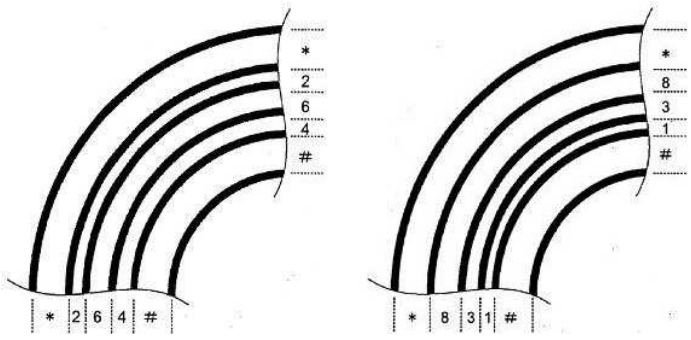


FIGURE 1.15 – « Rosace » obtenue par $n = 6$ rotations du motif élémentaire d'angle $\frac{\pi}{6}$.

Une homothétie est réalisée sur le motif élémentaire afin de créer un deuxième motif inclus dans le premier motif. L'écart entre ces deux motifs sert à coder l'information selon une table de correspondance.

Unit Conversion Table												
Information/ identifier	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	*	#
Interval (µm)	200	240	280	320	360	400	440	480	520	560	600	640

FIGURE 1.16 – Exemple de table de correspondance information/écart entre deux motifs de la guilloche pour une « rosace » inscrite dans un cercle de 42,5 mm de diamètre d'après Kiuchi et Matsumoto [Kiuchi 2006].



(a) codage de « *264# » (b) codage de « *831# »

FIGURE 1.17 – Exemples d'intervalles fonction de l'information à coder pour $p = 6$ codant « *264# » en (a) et « *831# » en (b).

Ce deuxième motif est utilisé pour générer une deuxième rosace qui est superposée à la première. Ce processus de génération de « rosaces » est réitéré p fois pour donner au final une guilloche complexe constituée de n motifs élémentaires et de p rosaces.

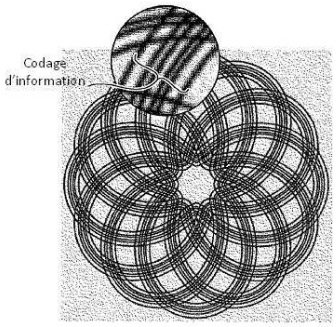


FIGURE 1.18 – Exemple de guilloche complexe générée pour $p = 6$ et $n = 6$, comportant de l'information.

Une variante du codage consiste à modifier l'épaisseur des lignes de chacun des motifs en fonction du code à inclure. Il est possible d'envisager une combinaison des deux codages, c'est-à-dire de faire porter de l'information par l'espacement entre motifs et par l'épaisseur des lignes des motifs.

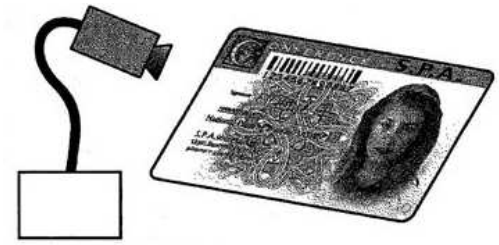


FIGURE 1.19 – Procédé de lecture de guilloches complexes.

Kiuchi et Matsumoto réalisent l'authentification d'une guilloche complexe par numérisation de l'image puis par passage à l'espace de Fourier par calcul numérique. Une première méthode proposée consiste à faire du « template matching » entre le spectre de Fourier de la guilloche à identifier et d'autres spectres contenus dans une base de données. Une seconde méthode consiste à sélectionner un pic particulier de la transformée de Fourier. La courbe de distribution de densité de ce pic est alors déterminée puis comparée à des courbes pré-déterminées contenues dans une base de données afin de décoder le symbole, ou en d'autres termes, on effectue du « template matching » sur la courbe de densité d'un pic. Enfin, dans une dernière méthode évoquée, les auteurs définissent une distance utilisant plusieurs pics de la transformée de Fourier.

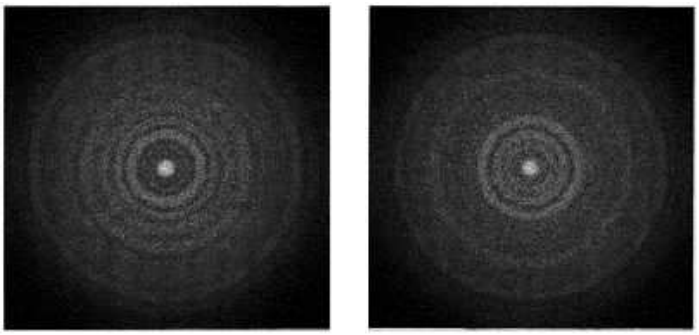


FIGURE 1.20 – Spectres des transformées de Fourier de guilloches complexes contenant chacune une information différente.

Une extension possible proposée par Kiuchi et Matsumoto est l'utilisation des guilloches complexes couleurs. Par exemple, la superposition d'une guilloche cyan (codant « *246# ») et d'une guilloche magenta (codant « *831# ») produit la guilloche complexe suivante :

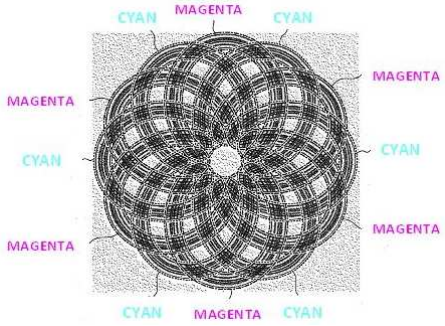


FIGURE 1.21 – Guilloche complexe couleur composée d'une guilloche cyan et d'une guilloche magenta.

La séparation des couleurs est alors réalisée à l'aide de filtres colorés et donne :

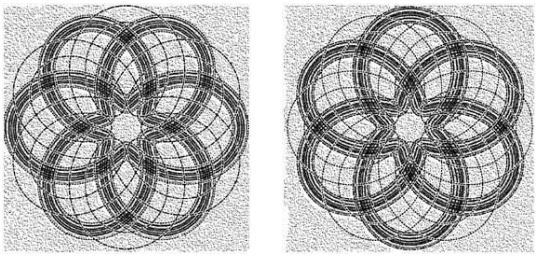


FIGURE 1.22 – Guilloche obtenue avec le filtre rouge (à gauche) et avec le filtre vert (à droite).

Une autre alternative proposée est d'avoir une forme de base complexe dans laquelle un espace est prévu pour l'insertion d'information avec des intervalles différents.

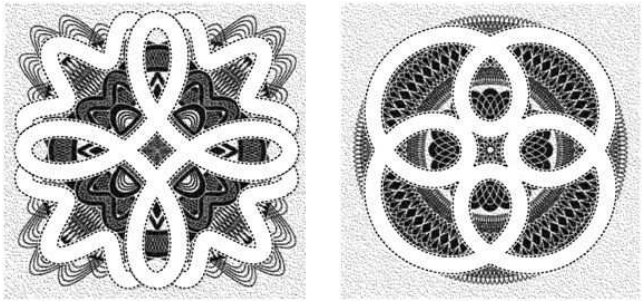


FIGURE 1.23 – Deux formes de guilloches avec un espace vide pouvant accueillir de l'information.

Insertion du code « *246# » :

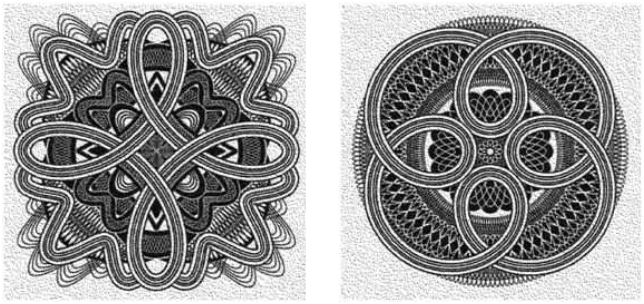


FIGURE 1.24 – Deux formes de guilloches dans lesquelles l'information « *246# » a été insérée.

Insertion du code « *831# » :

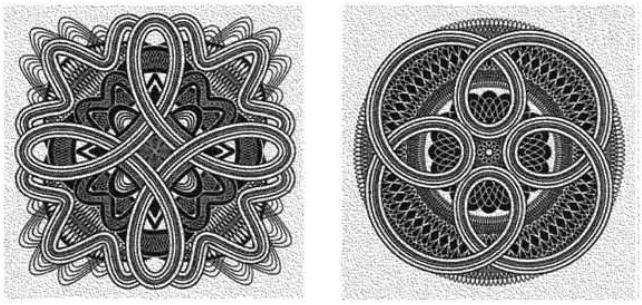


FIGURE 1.25 – Deux formes de guilloches dans lesquelles l'information « *831# » a été insérée.

Une autre forme de codage est introduite dans le brevet publié par Fan, Eschbach et Stinehour en 2007 [Fan 2007], où l'information est insérée par déformation imperceptible à l'œil nu d'un motif élémentaire utilisé pour le pavage du fond d'un document avec points fixes au raccordement. La première étape consiste à choisir un motif de référence qui sera répété pour former le fond du document :

FIGURE 1.26 – Exemple de motif de référence dont la répétition constituera le fond du document.

Ce motif n'est pas choisi de manière quelconque mais tel que ses contours respectent la propriété de juxtaposition bord à bord de deux motifs de référence ; ainsi une continuité des courbes génératrices du fond est préservée.

La répétition de ce motif n fois en horizontal et m fois en vertical génère le fond souhaité :

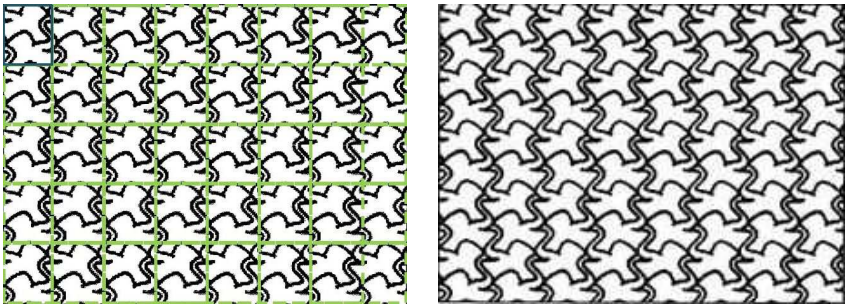


FIGURE 1.27 – Exemple de répétition du motif de référence, $n = 8$ fois en horizontal et $m = 5$ fois en vertical constituant le fond de document.

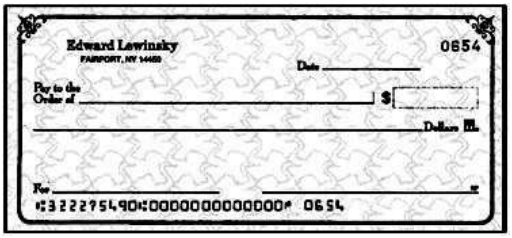


FIGURE 1.28 – Application du fond obtenu sur un document fiduciaire de type chèque bancaire.

Afin de coder une information, ce motif de référence va subir des petites déformations. A partir du motif de référence, différents symboles vont être générés en utilisant le principe suivant : une grille de $M \times K$ points est appliquée sur le motif de référence. Chaque point de la grille est représenté par ses coordonnées (m, k).

Le motif initial est découpé en deux zones : une zone intérieure correspondant à un rectangle inscrit à l'intérieur du motif initial et une zone extérieure formée par la bordure entourant la zone intérieure.

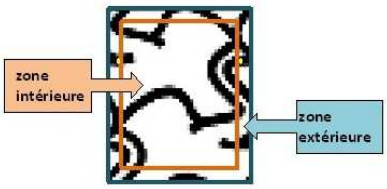


FIGURE 1.29 – Découpage du motif de référence en deux zones : une zone intérieure et une zone extérieure.

Seuls les pixels du motif situés dans la zone intérieure subiront des transformations. La zone extérieure du motif ne doit subir aucune déformation, car pour garder une association parfaite entre les motifs, il ne faut pas que la jointure entre les formes soit modifiée et crée des discontinuités.

Pour chaque point (m, k) de la grille, deux nombres aléatoires $r_x(m, k)$ selon l'axe des abscisses et $r_y(m, k)$ selon l'axe des ordonnées sont générés. Si le pixel de la forme initiale se trouve sur un point dans la zone intérieure, il est décalé du vecteur $\begin{bmatrix} r_x \\ r_y \end{bmatrix}$. Si le pixel est sur la frontière entre la zone intérieure et la zone extérieure ou bien se trouve dans la zone extérieure, il n'y a pas de décalage. Enfin, si le pixel est dans la zone intérieure mais pas sur la grille, son décalage est une interpolation des décalages de ses quatre points de la grille plus proches voisins. Toute méthode d'interpolation classique peut être appliquée comme par exemple une interpolation bilinéaire.

(a) (b)

FIGURE 1.30 – Motif de référence et symbole obtenu (a) après les transformations appliquées sur le motif de référence (b).

En faisant varier légèrement les distorsions, il est possible de créer un dictionnaire de motifs comportant un grand nombre de symboles distincts. En leur associant un code, comme un alphabet par exemple, ces motifs peuvent ainsi servir au codage d'information.

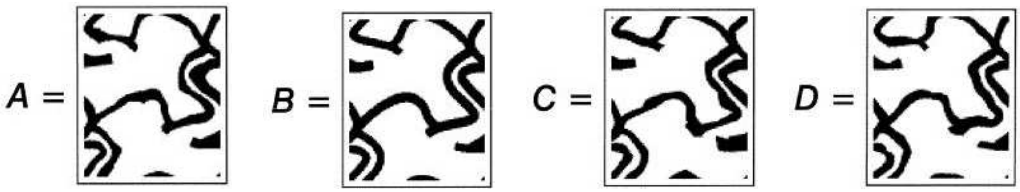


FIGURE 1.31 – Exemple d'association de quatre lettres de l'alphabet latin à quatre motifs distincts.

La restitution de l'information contenue dans les motifs est réalisée en deux étapes après numérisation d'images à l'aide d'un scanner (ou d'un autre dispositif comportant un capteur) : une étape d'extraction des motifs et une étape de décodage. La couleur des motifs est choisie assez différente du fond et des autres éléments du document pour qu'ils puissent être extraits par un simple seuillage ou une comparaison de distances entre composantes chromatiques.

Les auteurs de ce brevet s'étendent peu sur la partie décodage en affirmant que toute méthode de corrélation de motifs (template matching) peut être utilisée. L'image extraite étant découpée en blocs rectangulaires de même taille, il suffit de comparer tous les motifs du dictionnaire au bloc rectangulaire à identifier et de retenir celui qui donne le meilleur score pour pouvoir associer un symbole à un motif.

Par exemple, la ligne de motifs suivante donne :

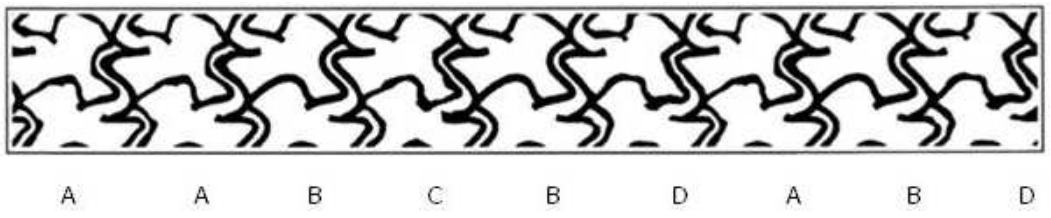
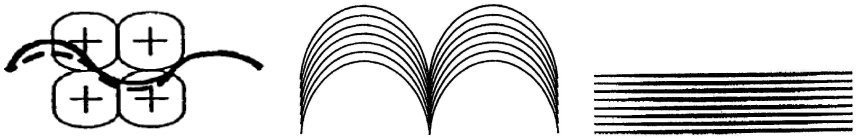


FIGURE 1.32 – Exemple de décodage d'une partie d'un fond de document utilisant le principe décrit dans ce brevet.

Une version plus sécurisée [Fan 2007] consiste à réaliser un pré-codage de l'information de départ avant de lui associer les motifs ou symboles du dictionnaire.

1.4 Guillochage 1D codant

La complexité des guilloches n'est plus comme on l'a dit un gage de sécurité. La guilloche de référence peut donc être une simple courbe continue à direction privilégiée comme c'est le cas sur les cartes d'identité françaises (cf Fig. 1.4). Le codage de l'information peut alors être effectué en jouant sur les paramètres de position ou d'épaisseur de la guilloche ou encore d'espacement entre les guilloches, en particulier vis-à-vis d'un tableau « virtuel » de cellules comme le proposent Rhoads et Rodriguez dans leur brevet publié en 2009 [Rhoads 2009]. Les cellules du tableau virtuel jouent le rôle de pôles d'aimants provoquant une modulation complexe de la guilloche.



(a) (b) (c)

FIGURE 1.33 – Codage de l'information par (a) Positionnement de la guilloche vis-à-vis d'un tableau « virtuel » de cellules - (b) Variation de l'espacement entre guilloches - (c) Variation de l'épaisseur de guilloches [Rhoads 2009].

Nous pouvons imaginer que la guilloche de référence est un graphe de fonction paramétrée $y = f(x; a_1, .., a_n)$ à laquelle on fait subir une modulation pour coder l'information [Coltuc 2011] et faciliter ainsi le décodage [Rivoire 2012].

Considérons le cas d'une signature binaire codée par raccordement continu de périodes de sinusoïdes de fréquences $f_0 = 2f_1$ pour les bits à 0 et f_1 pour les bits à 1, pour simplifier l'insertion et l'extraction des guilloches, nous choisissons d'utiliser des guilloches de couleur cyan sur des photographies en niveaux de gris, comme celles des cartes d'identité françaises actuelles, nous obtenons alors une guilloche comme celle de la figure 1.34.

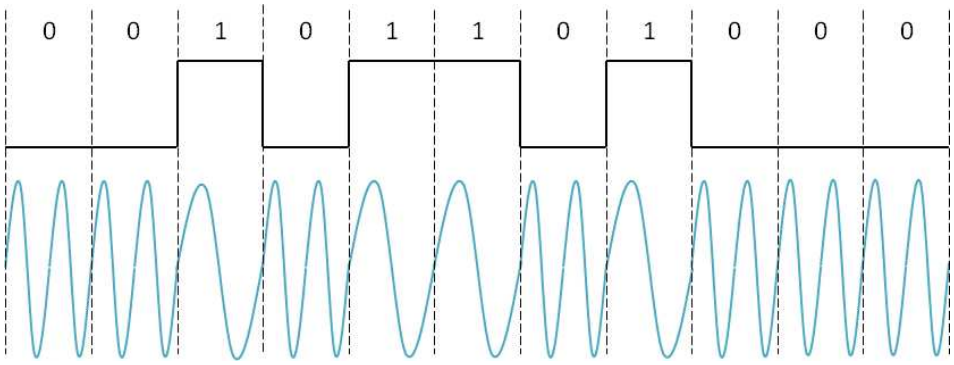


FIGURE 1.34 – Guilloche utilisant deux fréquences pour un codage binaire.

L'utilisation d'un masquage coloré facilitera la segmentation de l'image et donc l'extraction des guilloches du reste de l'image. L'image guillochée se présentera sous forme :

(a) (b)

FIGURE 1.35 – Image de Lena guillochée (a) avec le code (b).

Dans un souci d'esthétique de la forme de la guilloche, une modulation trapézoïdale pourra être envisagée afin d'éviter les changements de pentes trop brusques et de permettre un meilleur raccordement entre les portions de signaux des différentes fréquences.

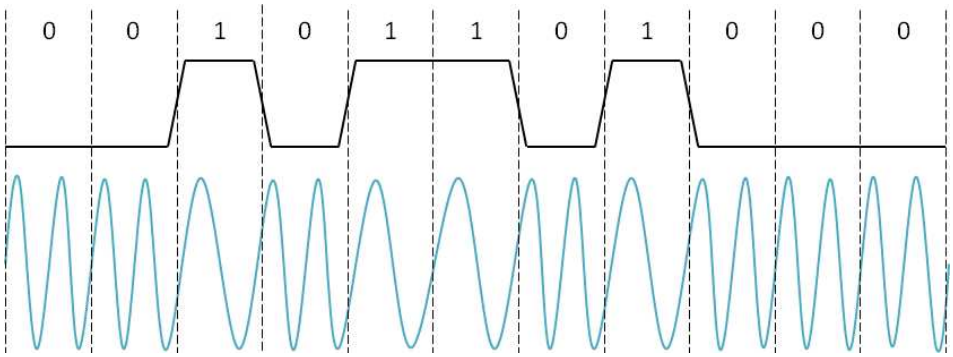


FIGURE 1.36 – Guilloche à modulation trapézoïdale.

Nous proposons une technique originale de décodage des guilloches précédentes utilisant la transformée de Hough généralisée car une de ses principales propriétés est sa robustesse [Malis 2005] : une perte d'information sur une partie de la forme à détecter peut être tolérée, ce qui peut s'avérer très utile dans le cas d'images bruitées.

Rappel : Transformée de Hough Généralisée

Historiquement, la transformée de Hough linéaire a été publiée par PVC Hough dans un brevet de 1962 [Hough 1962], pour détecter des alignements de points avec un oscilloscope et deux caméras vidéo.

Principe de la transformée de Hough linéaire :

Le principe de la transformée de Hough linéaire (THL) permettant de détecter les droites dans une image binaire peut se résumer de la manière suivante :

Nous savons que l'équation polaire d'une droite de l'espace image s'exprime par :

$$r = x\ cos\theta + y\ sin\theta$$

Dans un espace à deux dimensions appelé « espace de Hough » une droite de l'espace image est représentée par un point de coordonnées (r, θ).

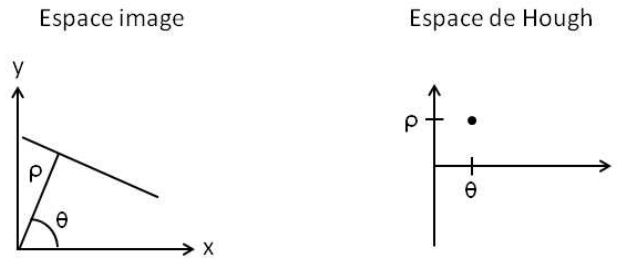


FIGURE 1.37 – Transformée de Hough d'une droite.

Par un point ou pixel de l'espace image de coordonnées polaires (r_0, θ_0) peuvent passer une infinité de droites. La représentation dans l'espace de Hough de ces droites est une sinusoïde d'équation $r = r_0\ cos(\theta - \theta_0)$.

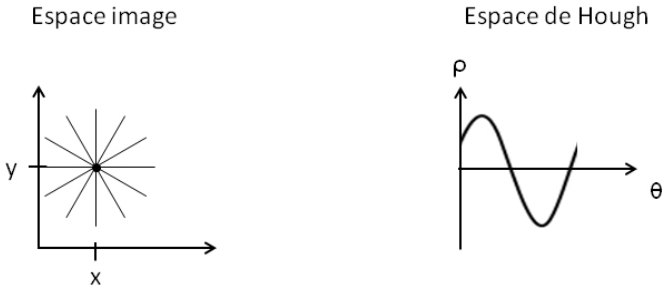


FIGURE 1.38 – Transformée de Hough d'un point.

Ainsi une droite passant par n pixels est le point d'intersection de n sinusoïdes dans l'espace de Hough.

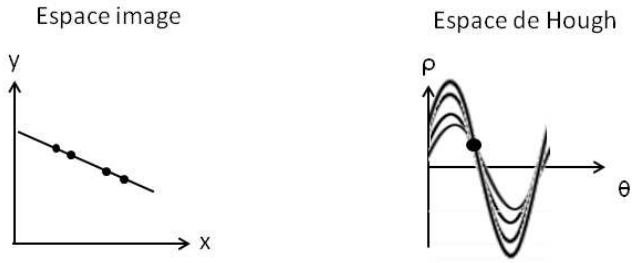


FIGURE 1.39 – Transformée de Hough de points alignés.

L'algorithme de la transformée de Hough linéaire consiste à balayer l'espace image à la recherche de pixels non nuls. Pour chacun de ces pixels de coordonnées polaires (r_0, θ_0), on calcule la valeur de $r = r_0\ cos(\theta_q - \theta_0)$ en faisant varier θ_q de 0 à π selon un pas prédéfini.

La valeur r est quantifiée en une valeur r_q avec une précision voulue. Ensuite la case (θ_q, r_q) d'un tableau, appelé accumulateur, représentant l'espace de Hough est incrémentée.

Lorsque tous les pixels non nuls ont été traités, les pics de l'accumulateur correspondent à des points alignés donc à la présence d'une droite dans l'espace image.

Ensuite des modifications ont été apportées à la transformée de Hough linéaire pour détecter des formes définies analytiquement telles que les cercles, les ellipses,...

Principe de la transformée de Hough généralisée :

La transformée de Hough généralisée (THG), introduite en 1972 par R. Duda et P. Hart, peut être utilisée pour détecter des formes arbitraires dont on ne connait pas la représentation analytique.

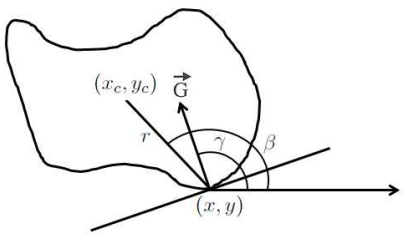


FIGURE 1.40 – Exemple de forme binarisée à détecter.

La détection d'une forme binarisée donnée sur une image préalablement binarisée se fait en deux étapes :

Etape 1 : Construction de la « R-table » de la forme recherchée.

La forme à détecter étant connue, la première étape de l'algorithme consiste en la construction d'une table attachée à la forme appelée « R-table ».

La « R-table » est une table à k entrées, chacune indexée par un angle Φ_i avec $i \in [1, ..., K]$ qui augmente de 0 à 180° par pas de $\frac{180}{k}$ degrés, où k est la résolution de l'orientation du gradient d'un point de la forme.

Un point de référence $C = (x_c, y_c)$ est choisi quelque part à l'intérieur de la forme à détecter ; ce point peut-être par exemple le centre de gravité de la forme. Pour chaque point $M = (x, y)$ du contour de la forme, trois paramètres sont calculés :

- Le module r du vecteur $\overrightarrow{CM}$.

$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2}$$

- L'angle β du vecteur $\overrightarrow{CM}$ avec l'axe des abscisses.

$$\beta = Arctan\left(\frac{y - y_c}{x - x_c}\right)$$

- L'angle γ que fait la direction du gradient avec l'axe des abscisses.

Le couple de valeurs (r, β) est écrit dans la table pour l'index Φ_i le plus proche de γ.

$$\begin{array}{ccccc} \Phi_1 = 0 & (r,\beta)_1^1 & (r,\beta)_2^1 & (r,\beta)_3^1 & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \Phi_j & (r,\beta)_1^j & (r,\beta)_2^j & (r,\beta)_3^j & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \Phi_k = \pi & (r,\beta)_1^k & (r,\beta)_2^k & (r,\beta)_3^k & \dots \end{array}$$

FIGURE 1.41 – Table « R-table » représentative de la forme à détecter.

Remarque : Il est nécessaire de construire une « R-table » pour chaque forme différente à détecter.

Etape 2 : Détection de la forme et sa localisation dans l'image.

- Tout d'abord, une matrice $H(x_c, y_c)$, appelée matrice d'accumulation, de même taille que l'image est initialisée à 0.

– Pour chaque pixel (x, y) de l'image binaire ayant la valeur 1, l'angle γ que fait la direction du gradient avec l'axe des abscisses est déterminée.
Ensuite une recherche est effectuée pour trouver l'index Φ_i le plus proche de γ.
Puis pour chaque couple (r, β) de la $i^{\text{ème}}$ ligne de la table « R-table » , les coordonnées du point (x_c, y_c) sont calculées avec :

$$\begin{cases} x_c = x + rcos\beta \\ y_c = y + rsin\beta \end{cases}$$

et le point correspondant de la matrice d'accumulation est incrémenté :

$$H(x_c, y_c) = H(x_c, y_c) + 1$$

– Lorsque tous les points de l'image ayant le niveau 1 ont été traités, les pics de valeur de la matrice d'accumulation permettent de connaître la localisation des formes dans l'image.

Décodage par Transformée de Hough Généralisée

Le décodage est réalisé en quatre étapes.

Etape 1 :

La première étape consiste en la segmentation des guilloches par une simple extraction de la composante chromatique cyan.

Etape 2 :

La deuxième étape est consacrée à la détection des segments codant les bits à l'état 0, c'est-à-dire à la localisation des segments de fréquence f_0. Pour cela, nous utilisons la transformée de Hough généralisée avec le motif suivant :

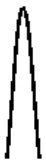
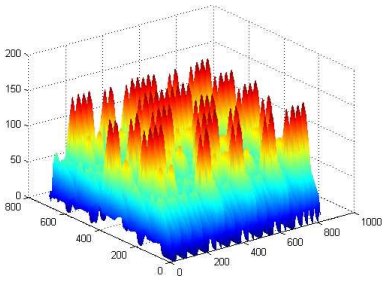
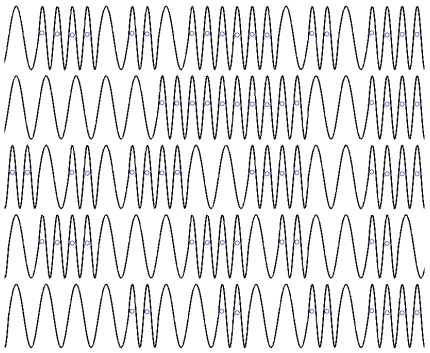


FIGURE 1.42 – Motif de fréquence f_0 codant les bits à l'état 0.

Une détection des pics de la matrice d'accumulation permet de localiser la position des motifs de fréquence f_0 du guillochage (Fig. 1.43).



(a) Matrice d'accumulation de la THG pour la détection des segments de fréquence f_0.



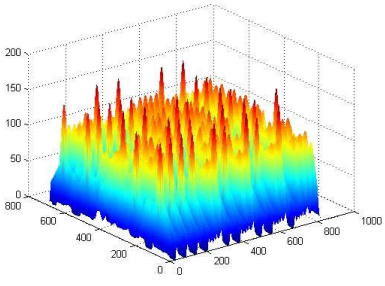
(b) détection des segments de fréquence f_0. Les ronds bleus indiquent les segments de fréquence f_0 détectés.

FIGURE 1.43 – Décodage d'une guilloche par transformée de Hough généralisée : détection des bits à l'état 0.

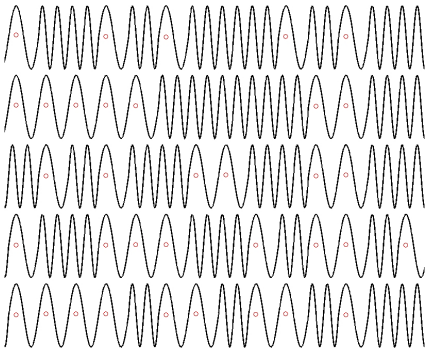
Etape 3 :

L'étape 3 est identique à l'étape 2, seul le motif recherché diffère ; en effet, le motif recherché est le motif de fréquence f_1 codant les bits à l'état 1 (Fig. 1.45).

FIGURE 1.44 – Motif de fréquence f_1 codant les bits à l'état 1.



(a) Matrice d'accumulation de la THG pour la détection des segments de fréquence f_1.



(b) détection des segments de fréquence f_1. Les ronds rouges indiquent les segments de fréquence f_1 détectés.

FIGURE 1.45 – Décodage d'une guilloche par transformée de Hough généralisée : détection des bits à l'état 1.

Etape 4 :

Le regroupement des informations obtenues aux étapes 2 et 3 permet de restituer le code contenu dans le guillochage.

Nous n'avons pas exploré plus en avant cette forme de guilloches modulées en fréquence dont le décodage mériterait d'être rendu robuste à leur chevauchement. En effet, de telles guilloches peuvent ne pas être complètement satisfaisantes d'un point de vue visuel, notamment esthétique. Nous nous sommes donc orientés vers une autre forme de guilloches modulées en fréquence, cette fois linéairement : des guilloches créées au moyen de la fonction de Fresnel. Nous verrons au chapitre 3 comment insérer la signature décrite au chapitre suivant, dans ce type de guilloches et comment la décoder.

Chapitre 2

Hachage perceptuel robuste d'image

Sommaire

2.1 Principe du hachage d'image 27
2.1.1 Hachage d'un document numérique 27
2.1.2 Hachage perceptuel 28
2.1.3 Distance entre signatures : distance de Hamming 29
2.2 Algorithme de hachage robuste de Mihçak-Venkatesan . . . 29
2.2.1 Description de l'algorithme A 29
2.2.2 Description de l'algorithme B 31

En cryptographie, les fonctions de hachage sont généralement utilisées dans le calcul d'une signature numérique afin de vérifier l'intégrité des données. Dans le domaine du multimédia, cette vérification doit pouvoir être robuste à un ensemble de modifications - dépendantes de l'application - ne gênant pas la perception visuelle. Ainsi dans notre cas, un masquage partiel (rayures par exemple) de la photo d'identité, qui n'empêche pas la reconnaissance de l'individu, ne doit pas affecter la valeur de hachage. A l'inverse un maquillage de photo (tel qu'un ajout de signes particuliers) doit entraîner la modification de la valeur de hachage.

2.1 Principe du hachage d'image

2.1.1 Hachage d'un document numérique

Le but du hachage cryptographique d'un document numérique L est de permettre de vérifier son intégrité sans disposer de l'original. Une fonction de hachage est une forme de compression telle que la séquence de symboles (généralement des bits) générée s, appelée empreinte numérique, de taille fixe, ne permette pas de remonter au document initial. De façon résumée, une telle fonction doit vérifier les propriétés suivantes :

- s peut être déterminée facilement à partir de L,
- L ne peut pas être déterminé facilement à partir de s,
- Il est rare de trouver deux documents L et L' (différent de L) de même valeur de hachage $s' = s$.

Les fonctions de hachage les plus connues sont : MD-5 (Message Digest 5) et SHA-1 (Secure Hash Algorithm 1) délivrant une valeur de hachage sur 128 bits et 160 bits, respectivement. De ces deux fonctions, seule SHA-1 reste encore valide d'un point de vue sécurité. Les fonctions SHA-256 ou SHA-512 (délivrant des empreintes numériques sur 256 et 512 bits respectivement) fournissent un niveau de sécurité accru.

Les principales applications des fonctions de hachage sont la vérification des fichiers et des mots de passe mais aussi, en introduisant une clé secrète, la génération de codes d'authentification de messages. Une fonction de hachage se doit d'être, pour ces applications, sensible à la moindre variation : la modification de la valeur d'un seul bit dans le document original doit changer radicalement la valeur de hachage.

2.1.2 Hachage perceptuel

Dans le cas des images, on parle de hachage perceptuel robuste lorsque la fonction de hachage est tolérante à certains défauts accidentels pouvant apparaître sur des images. Les techniques de hachage doivent alors tenir compte de la perception visuelle. En effet, deux images qui se ressemblent visuellement doivent avoir la même valeur de hachage, de taille fixe, ou éventuellement une valeur très proche même si l'erreur quadratique moyenne entre les valeurs des pixels de ces images est élevée (Fig. 2.1).

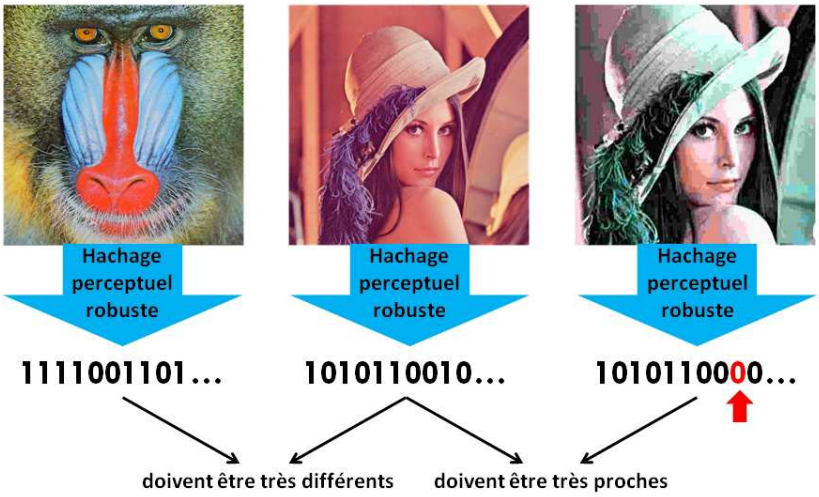


FIGURE 2.1 – Exemples de hachage perceptuel robuste.

La principale application évidente du hachage perceptuel d'image est l'authentification, mais il peut aussi être utilisé pour l'indexation ou la recherche d'image dans les bases d'images. Dans la suite, nous utiliserons le terme de « signature » pour désigner la valeur de hachage robuste d'une image.

2.1.3 Distance entre signatures : distance de Hamming

Dans nos expériences, les valeurs de hachage d'images seront sous la forme de mots binaires. Pour les comparer, nous utiliserons la distance de Hamming, que nous noterons DH.

La distance de Hamming entre deux mots binaires est le nombre de bits différents entre ces mots.

Exemple :

$$DH(\ 00000111\ ,\ 01010101\ )\ =\ 3$$

2.2 Algorithme de hachage robuste de Mihçak-Venkatesan

Pour le hachage de nos images, nous avons fait le choix d'utiliser un algorithme de hachage robuste d'images de la littérature. L'algorithme retenu est celui proposé par Mihçak et Venkatesan dans [Mıhçak 2002] et appelé « algorithme B » par les auteurs.

En fait, assez peu d'algorithmes de hachage robuste d'images ont été testés en terme de robustesse à l'impression-lecture. Une approche basée sur la détection de points saillants avec décision au moyen d'une métrique robuste aux points aberrants telle que dans [Yu 2007] (inspirée de [Monga 2005] mais avec le détecteur proposé par [Zitová 1999]) est testée avec succès par les auteurs en impression-lecture. Wu et al. [Wu 2009] proposent un algorithme pour résister à l'impression-lecture tout en étant sensible au changement de contenu [Wu 2009]. Les caractéristiques sont là issues d'une succession de pré-traitements appliqués à la transformée de Radon de l'image. Nous avons finalement fait le choix de l'algorithme B car il intègre successivement un filtrage d'ordre et un filtrage linéaire, susceptibles de lui conférer un comportement robuste face à un guillochage large bande (en fréquence) engendrant un bruit revêtant la forme d'une granularité due à la sommation des contributions des différentes formes.

Les auteurs présentent tout d'abord un algorithme noté A susceptible de traiter une image (ou imagette). L'algorithme B met alors en œuvre l'algorithme A sur les imagettes résultant d'un partitionnement de l'image.

2.2.1 Description de l'algorithme A

La première étape de l'algorithme A consiste à effectuer la décomposition en ondelettes de l'image étudiée (Fig. 2.2). L'image d'approximation de cette décomposition, ainsi isolée des images de détails, est conservée.

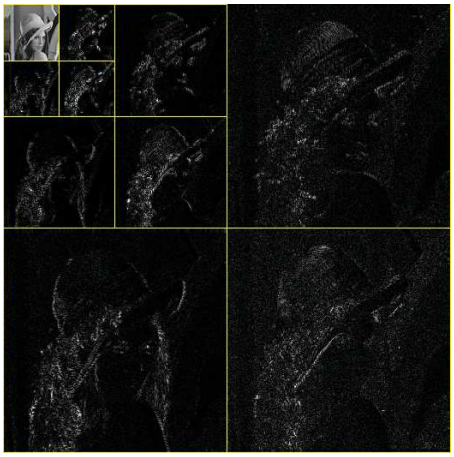


FIGURE 2.2 – Décomposition de l'image Lena en ondelettes de type Daubechies 8 de niveau 3 avec l'image d'approximation dans le coin en haut à gauche.

Une binarisation avec recherche de seuil permettant d'avoir une équipartition de pixels blancs et de pixels noirs (Fig. 2.3) est réalisée sur cette image d'approximation.

FIGURE 2.3 – Binarisation de l'image d'approximation en équipartition de pixels blancs et de pixels noirs.

Ensuite, sur l'image sont appliqués un filtrage médian 3×3, suivi d'un filtrage moyenneur 3×3 et d'une nouvelle binarisation en équipartition de pixels blancs et de pixels noirs (cf Fig. 2.4).

(a) Filtrage médian 3×3 (b) Filtrage moyenneur 3×3 (c) Binarisation en équipartition

FIGURE 2.4 – Filtrages et nouvelle binarisation en équipartition appliqués à l'image binaire.

Ces dernières transformations sont répétées récursivement jusqu'à convergence vers une image résultat comme le montre la figure 2.5. Cette image sera ensuite vectorisée pour donner la signature de l'image initiale.

FIGURE 2.5 – Images résultats intermédiaires obtenues pour 7 itérations.

Les images résultats obtenues par cet algorithme permettent de comparer la similarité entre images. En effet, les images binaires résultats présenteront des formes assez proches si les images paraissent proches visuellement (cf Fig. 2.6). Cet algorithme s'inscrit donc dans la catégorie des algorithmes de hachage robuste perceptuel.

FIGURE 2.6 – Exemple de comparaison de résultats de l'algorithme sur une image altérée, l'image originale et une image visuellement très différente.

2.2.2 Description de l'algorithme B

L'algorithme B constitue une couche supérieure vis-à-vis de l'algorithme A appliqué à des imagettes issue d'un partitionnement de l'image à hacher, permettant de rendre aléatoire la sortie de la fonction de hachage. Le partitionnement et la sélection des bits retenus en sortie sont guidés par une clé secrète.

Il s'agit donc tout d'abord d'effectuer un pavage aléatoire sans recouvrement de l'image étudiée grâce à une subdivision récursive de celle-ci (cf Fig. 2.7).

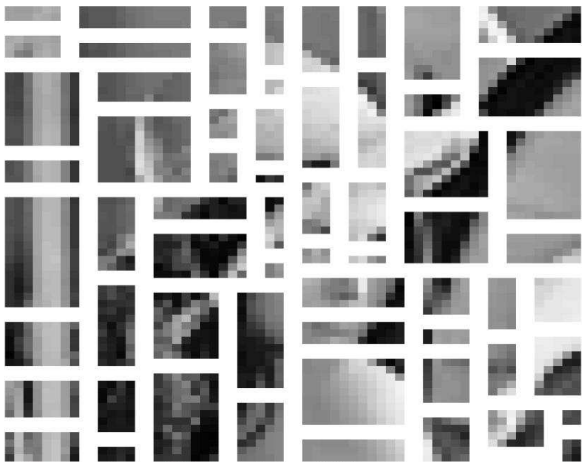


FIGURE 2.7 – Exemple de pavage aléatoire sans recouvrement de l'image Lena.

Pour cela, nous utilisons un cas particulier des arbres binaires de partitionnement BSP-trees (Binary Space Partitioning-trees) : le kd-tree [Lee 1977]. En effet, le kd-tree a la particularité d'avoir des plans séparateurs toujours perpendiculaires aux axes du repère de l'espace. La figure 2.8 ci-dessous représente le kd-tree pour la liste de coordonnées : [(26 ;230) , (36 ;41) , (87 ;481) , (154 ;5) , (169 ;261) , (256 ;195) , (292 ;266) , (374 ;128) , (384 ;302) , (471 ;481)].

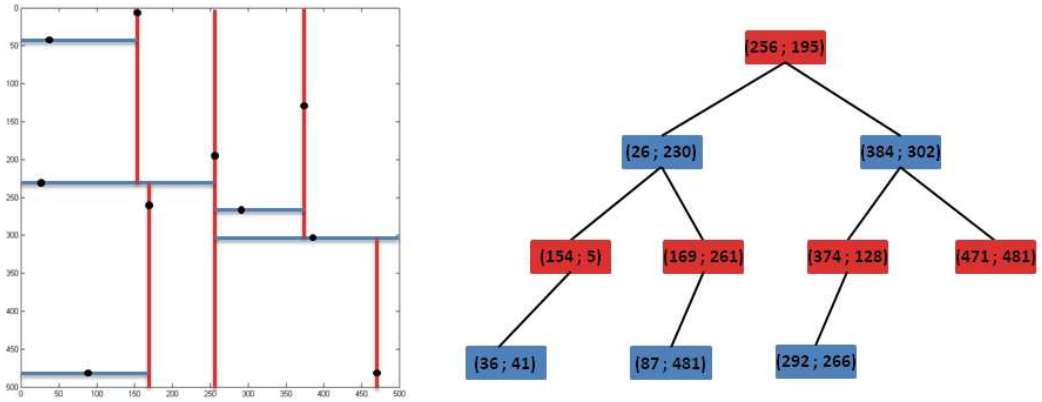


FIGURE 2.8 – Exemple de kd-tree avec 10 paires de coordonnées.

Dans le cas de l'algorithme, des paires de coordonnées sont obtenues grâce à un générateur pseudo-aléatoire initialisé avec un germe secret. Ces paires de

coordonnées sont alors ré-arrangées selon une structure de type kd-tree pour diviser récursivement les régions courantes en deux et ainsi réaliser le pavage aléatoire de l'image.

Ensuite, l'algorithme A est appliqué sur chacune des imagettes et la signature de l'image globale est constituée des bits sélectionnés aléatoirement (en nombre égal à la taille de la valeur de hachage fixée) dans le vecteur formé par concaténation des signatures des imagettes après leurs permutations aléatoires.

Chapitre 3

Les guilloches de Fresnel et leur décodage

Sommaire

3.1 Vers un nouveau guillochage 35
3.2 Rappel sur l'holographie numérique en ligne 36
3.3 Guilloches de Fresnel 2D 40
3.3.1 Définition 40
3.3.2 Encodage 41
3.3.3 Insertion 42
3.3.4 Décodage 43
3.3.5 Mesures de performance en numérique 44
3.4 Guilloches de Fresnel 3D 47
3.4.1 Guillochage 3D 47
3.4.2 Encodage de la signature 48
3.4.3 Insertion 51
3.5 Décodage des guilloches de Fresnel 3D 51
3.5.1 Application du filtrage adapté à la détection d'une marque holographique 51
3.5.2 Rappel sur le filtrage adapté 52
3.5.3 Spectre des images naturelles 53
3.5.4 Choix d'une guilloche de Fresnel 3D et décodage 55

3.1 Vers un nouveau guillochage

Nous avons pu noter au chapitre 1 l'évolution vers des guilloches susceptibles de contenir un tatouage, partie intégrante du processus d'authentification d'un document ou d'une photographie (notamment une photographie d'identité) avec toujours la contrainte de respecter l'esthétique globale de l'ensemble guilloché. Cette dernière contrainte peut être d'une certaine façon détournée en considérant un guillochage pratiquement invisible alors qu'une quantité (assez) importante d'information est insérée de façon dispersée, tel un bruit, dans l'image d'accueil I i.e. l'image numérique d'identité. L'information codée dans les guilloches ne sera pas un tatouage mais la signature s sur 160 bits (taille des valeurs de hachage délivrées par la fonction cryptographique SHA-1) de la photographie obtenue par la méthode de hachage décrite

au chapitre 2. La dispersion sera réalisée en considérant un codage de la signature s en un nuage de formes intermédiaires S qui constituera l'objet d'une holographie virtuelle transformant l'ensemble S en une image « marque » M. Cette marque sera alors insérée dans l'image d'accueil au moyen d'une opération d'insertion $\boxplus$:

$$I_M = I \boxplus M$$

effectuant une moyenne pondérée selon une force d'appui entre la marque M et l'image d'accueil I. La construction des guilloches de type holographiques respectera celle des guilloches classiques, avec une guilloche de référence à profil régulier, ici celui de la fonction de Fresnel (à modulation linéaire de fréquence) et un codage de l'information qui consistera à modifier la fréquence locale selon la position respectivement 2D et 3D des formes. Leur détection fera appel à une reconnaissance de motif (pattern matching).

3.2 Rappel sur l'holographie numérique en ligne

Les guilloches de Fresnel étant inspirées des hologrammes numériques en ligne, nous détaillons dans ce paragraphe la modélisation de la formation des hologrammes numériques ainsi que la technique classique de reconstruction.

La transformée de Fresnel joue un rôle clé en optique de Fourier. Elle permet de modéliser la propagation de la lumière dans l'approximation de Fresnel [Goodman 2005]. En holographie numérique, elle est utilisée pour modéliser la formation d'un hologramme et pour simuler sa restitution optique (ou reconstruction). On appelle « transformée de Fresnel » d'une fonction, la convolution 2D de celle-ci par le noyau (complexe) $\underline{h_z}$:

$$\underline{h_z}(x,y) = \frac{1}{j\lambda z} e^{j\frac{\pi(x^2+y^2)}{\lambda z}}$$

où $j = \sqrt{-1}$, λ représente la longueur d'onde du faisceau laser d'illumination, (x,y) la position transversale sur un plan et z la distance (longitudinale) entre deux plans.

La fonction de Fresnel $\underline{h_z}$ est une fonction de type « chirp ». C'est une fonction à variation linéaire de fréquence qui possède des propriétés mathématiques très intéressantes, qui peuvent être reliées aux propriétés de propagation des ondes lumineuses (cf Annexe A).

La simulation numérique d'un hologramme en ligne est basée sur la transformée de Fresnel d'une image correspondant à la transmittance T de l'objet. L'amplitude de l'onde diffractée par un plan de transmittance T à une distance z s'écrit comme la transformée de Fresnel de T :

$$\underline{A}(\xi,\eta) = [T(x,y) * \underline{h_z}(x,y)](\xi,\eta)$$

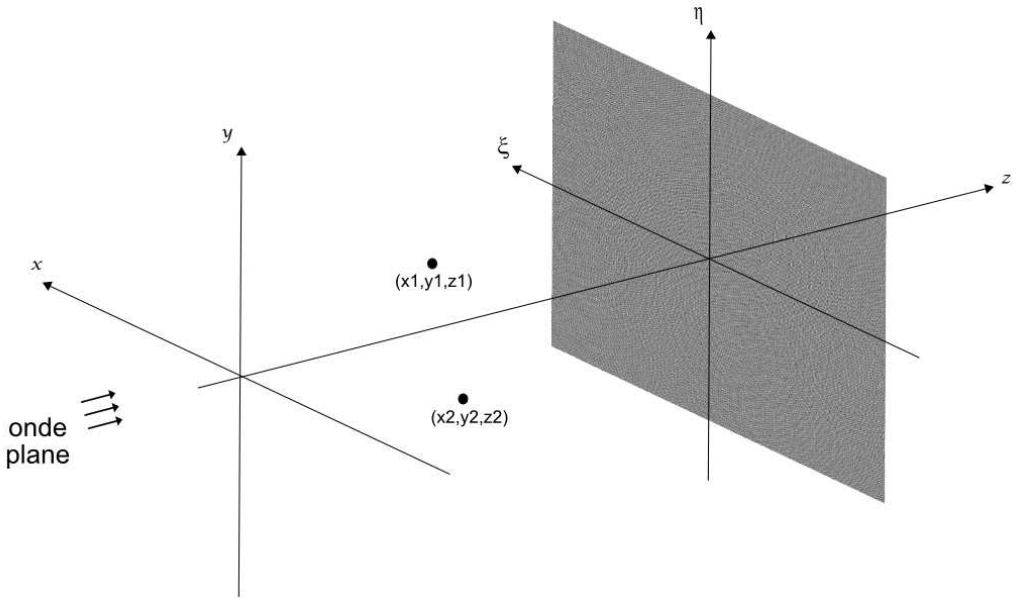


FIGURE 3.1 – Formation de l'hologramme d'objets opaques.

Considérons le cas d'un objet totalement opaque, celui-ci peut être modélisé par un plan de transmittance défini par une fonction d'ouverture binaire ϑ positionnée en $\{x_i, y_i, z_i\}$: $T = 1 - \vartheta * \delta_{x_i,y_i}$. Dans l'approximation de Fresnel, l'expression de l'amplitude complexe de l'onde diffractée $\underline{A_i}$ sur le plan du capteur est alors [Kreis 1996] :

$$\underline{A_i}(\xi,\eta) = A_0 - A_0 \left(\vartheta * \delta_{x_i,y_i} * \underline{h_{z_i}}\right)(\xi,\eta)$$

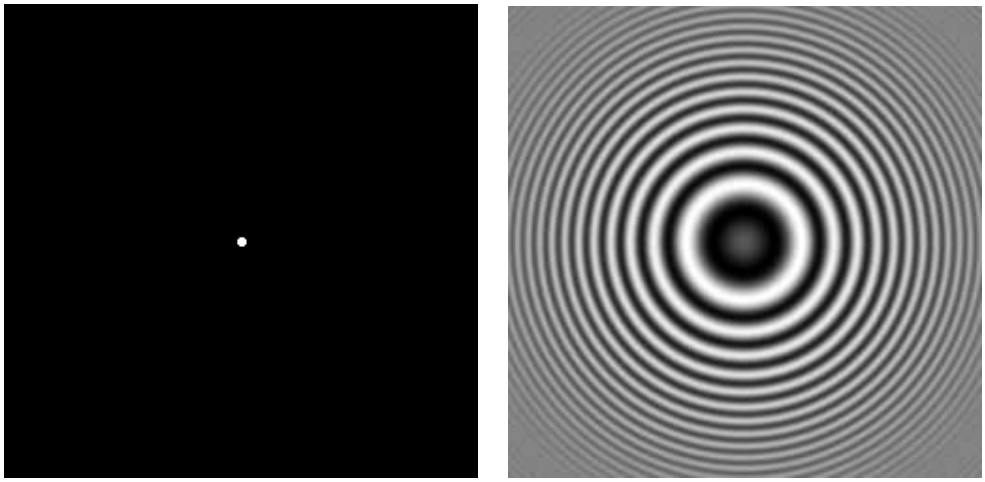
où A_0 est l'amplitude de l'onde plane incidente et ϑ la fonction d'ouverture égale à 1 sur l'objet opaque et à 0 en dehors.

Dans le cas d'objets petits, appelés particules dans la suite (de support de largeur D telle que $D^2 << (4\lambda z)/\pi$), d'interférences entre objets négligeables, l'expression de l'intensité $I = |A|^2$ enregistrée sur le capteur peut être approximée par [Kreis 1996] :

$$I(\xi,\eta) \approx I_0[1 - 2\vartheta * \delta_{x_i,y_i} * h_{z_i}](\xi,\eta)$$

avec $I_0 = |A_0|^2$ l'intensité incidente sur le capteur et h_{z_i} la partie réelle de la fonction de Fresnel de paramètre z_i.

La figure de diffraction d'une particule sphérique opaque (Fig. 3.1) se présente sous la forme d'anneaux concentriques (Fig. 3.2) dont la position du centre renseigne sur les coordonnées transverses (x_i, y_i) de la particule. L'information de positionnement longitudinal z_i de la particule est contenue dans la modulation de fréquence des oscillations de la fonction de Fresnel.



(a) (b)

FIGURE 3.2 – (a) Fonction d'ouverture ϑ - (b) Hologramme numérique simulé à partir de la fonction d'ouverture.

En considérant $I_0 = 1$, on peut réécrire :

$$I(\xi, \eta) \approx [1 - 2\vartheta * \delta_{x_i,y_i} * h_{z_i}](\xi, \eta)$$

En négligeant les interférences entre objets, le modèle de formation d'un hologramme est additif. Pour N particules de coordonnées $\{x_i, y_i, z_i\}$ ayant des ouvertures de forme et/ou de taille différentes ϑ_i, l'hologramme M a pour expression mathématique :

$$M(\xi, \eta) = [1 - 2\sum_{i=1}^{N} \vartheta_i * \delta_{x_i,y_i} * h_{z_i}](\xi, \eta) \tag{3.1}$$

La reconstruction classique consiste en une convolution de l'hologramme par la partie réelle de la fonction de Fresnel ; en effet la transformée de Fresnel réelle est une approximation de son inverse (cf Annexe A) :

$$h_z * h_z = h_z * h_{-z} = \frac{1}{2}\delta_{0,0} + \frac{1}{2}h_{2z} \approx \frac{1}{2}\delta_{0,0}$$

Dans le cas d'un seul objet, la transformée de Fresnel de l'hologramme permet une reconstruction de l'objet :

$$M * h_z = (1 - 2\vartheta * \delta_{x_0,y_0} * h_z) * h_z$$

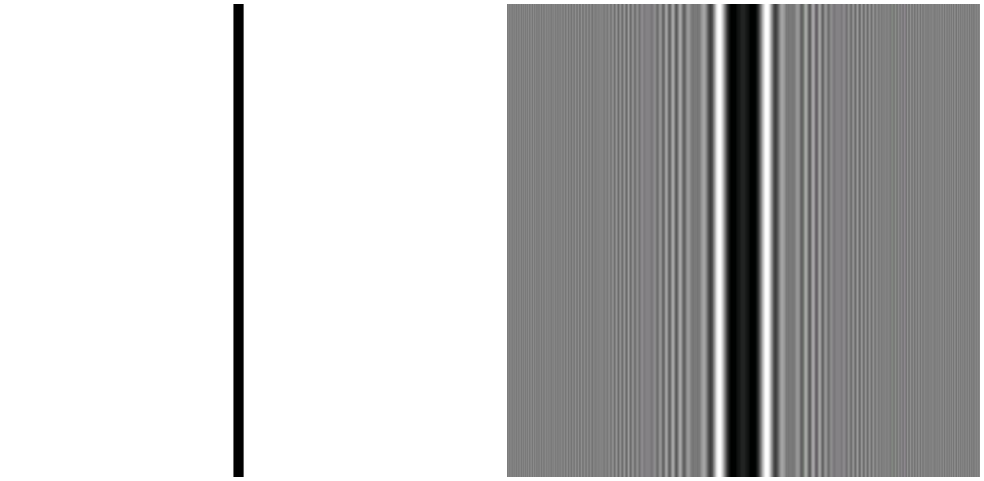
soit en tenant compte des propriétés de la transformée de Fresnel (cf Annexe A) :

$$= 1 - \underbrace{\vartheta * \delta_{x_0,y_0}}_{image\ focalisée\ réelle} - \underbrace{\vartheta * \delta_{x_0,y_0} * h_{2z}}_{image\ virtuelle}$$

Cette reconstruction conduit à une image focalisée des objets (deuxième terme), mais aussi à une image (troisième terme) dite « jumelle » (ou virtuelle) de plus

faible amplitude.

Seule la transformée de Fresnel « complexe » de paramètre $-z$ permet d'inverser la formation d'un hologramme complexe (cf Annexe A) comme illustré sur la figure 3.3. Notons également que les propriétés de la transformée de Fresnel présentées dans l'annexe A ne sont valables que dans le cas théorique d'un signal analogique (non quantifié et non échantillonné) défini sur un support non borné. En pratique pour un signal numérique de support borné ces relations ne sont qu'approximativement vérifiées [Kreis 1996].



(a) image originale

(b) hologramme

(c) transformée de Fresnel « complexe » de l'hologramme (b) pris sous sa forme complexe

(d) transformée de Fresnel réelle de l'hologramme (b), on peut observer une image jumelle

FIGURE 3.3 – Exemple de restitution d'hologramme inspiré de [Denis 2006] avec la fonction de Fresnel complexe (c) et la fonction de Fresnel réelle (d).

Dans le cas de plusieurs objets :

$$
\begin{aligned}
M * h_{z_j} &= 1 - 2\sum_{i=1}^{N} \vartheta * \delta_{x_i,y_i} * h_{z_i} * h_{z_j} \\
&\underset{cf\ Annexe\ A}{=} 1 - \underbrace{2\sum_{i=1}^{N} \vartheta * \delta_{x_i,y_i} * h_{z_i - z_j}}_{images\ réelles\ focalisées\ ou\ défocalisées} \underbrace{- 2\sum_{i=1}^{N} \vartheta * \delta_{x_i,y_i} * h_{z_i + z_j}}_{images\ virtuelles}
\end{aligned}
$$

A partir de M, on peut donc reconstruire chaque plan z par transformée de Fresnel réelle.

$$R_z(x,y) = M * h_z(x,y)$$

La pile d'images $R_z(x,y)$ contient les objets focalisés, les images virtuelles et les objets défocalisés (quand $z \neq z_i$). La version classique de la reconstruction d'un hologramme numérique consiste à reconstruire la pile d'images $R_z(x,y)$ puis à segmenter les objets dans ce volume.

3.3 Guilloches de Fresnel 2D

3.3.1 Définition

Par la suite, nous utilisons un hologramme (généré numériquement grâce à une transformée de Fresnel modifiée) comme marque M de la signature à insérer [Fournel 2010]. Les figures de diffraction de l'hologramme seront les guilloches porteuses de l'information codée. Ces guilloches seront obtenues en convoluant la transmittance codante S par une fonction de Fresnel modifiée de paramètre z. Ces guilloches seront appelées par la suite guilloches de Fresnel 2D (notées GF2D). L'ensemble des GF2D va donc correspondre à l'hologramme d'une transmittance S contenant la signature.

Dans notre cas, la transformée de Fresnel présente l'avantage de disperser l'information à coder sur la totalité de l'image et donc de la rendre plus discrète visuellement. Elle permet également de reconstruire grâce à la simulation de la propagation inverse de la lumière la transmittance codante S.

Parmi les difficultés soulevées, il est à noter que l'insertion d'un hologramme dans une image d'accueil implique que toutes les fréquences de celle-ci soient modifiées ; la visibilité de la marque sera donc très dépendante de l'image. Notons que l'image d'accueil (qui n'est pas connue lors de la détection) représente un bruit dans l'étape de reconstruction des guilloches de Fresnel.

3.3.2 Encodage

Chaque triplet de bits de la signature s est codé graphiquement sous la forme d'une barre suivant la rose des huit directions pour encoder l'information angulairement (cf figure 3.4). Ces barres sont ensuite distribuées régulièrement sur l'image binaire de transmittance S.

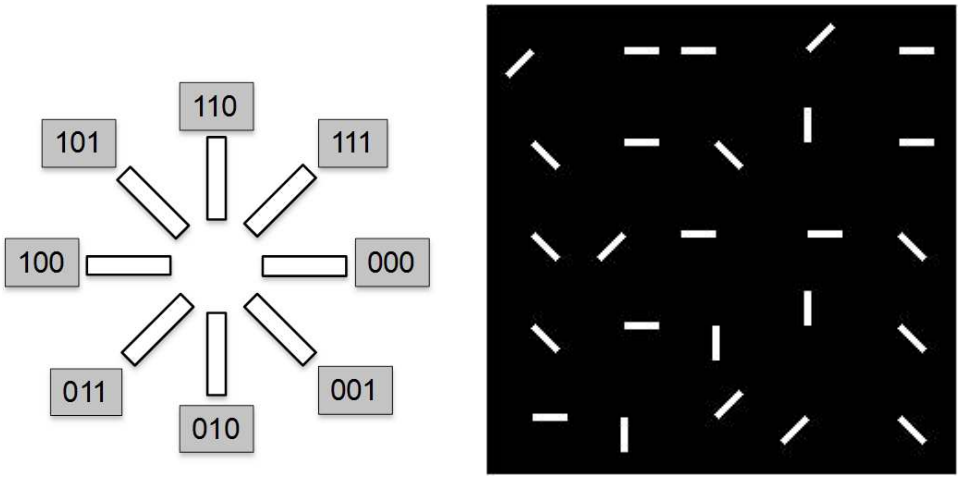


FIGURE 3.4 – Encodage de la signature : 011 000 100 111 000 001 000 001 110 000 001 111 100 000 001 001 000 010 110 001 000 010 111 011 001 selon la rose des huit directions.

Dans notre approche inspirée de l'optique, l'image S contenant les barres est assimilée à la transmittance (ou fonction d'ouverture) T à partir de laquelle nous allons calculer la transformée de Fresnel réelle.

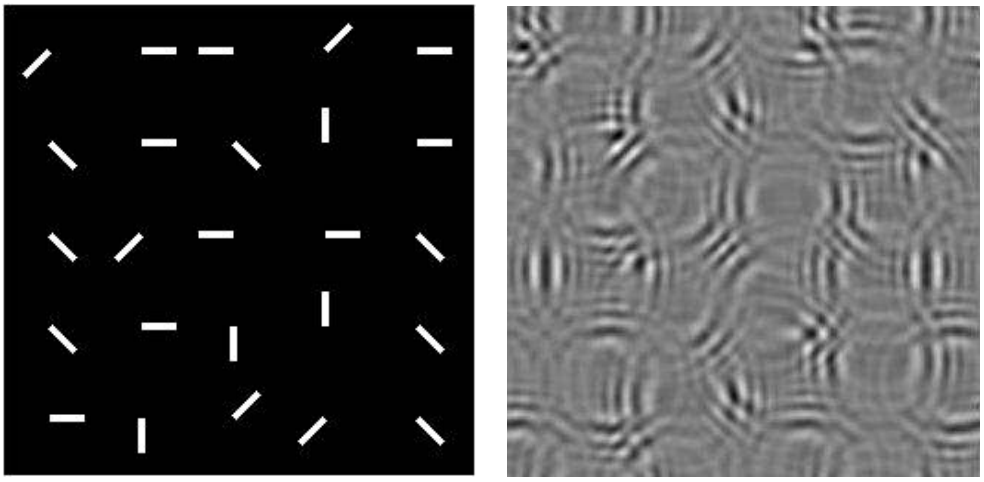


FIGURE 3.5 – Transmittance S codant la signature et GF2D générée.

La fonction de Fresnel (Fig. 3.6) nous permettant de simuler l'hologramme est modifiée par deux fenêtres de type Blackman (Fig. 3.7) afin d'éliminer les anneaux de grands diamètres et l'apparition de hautes fréquences, donc de minimiser les interférences entre figures de diffraction. De plus, les fenêtres de Blackman permettent d'éliminer la composante continue dans le but de reconstruire des barres plus contrastées.

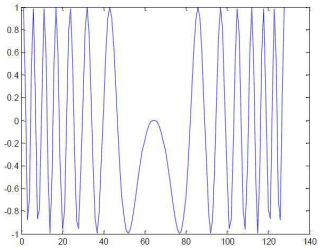


FIGURE 3.6 – Profil radial de la fonction de Fresnel.

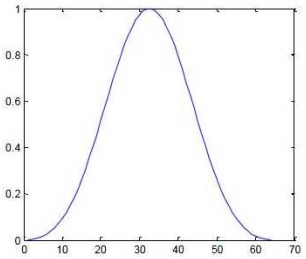


FIGURE 3.7 – Fenêtre de type Blackman utilisée.

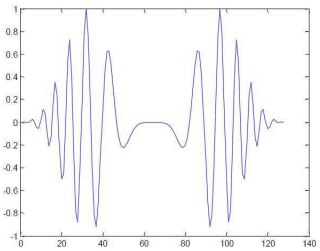


FIGURE 3.8 – Profil radial de la fonction de Fresnel modifiée.

3.3.3 Insertion

Après sa génération, l'hologramme est inséré sur les n bits de poids faibles de l'image originale de manière à créer un guillochage « léger » de l'image.

On crée une marque intermédiaire M' en décalant les bits de poids forts de la marque vers les bits de poids faibles et en remplaçant les bits de poids forts libérés par ceux de l'image, conformément au schéma ci-dessous :

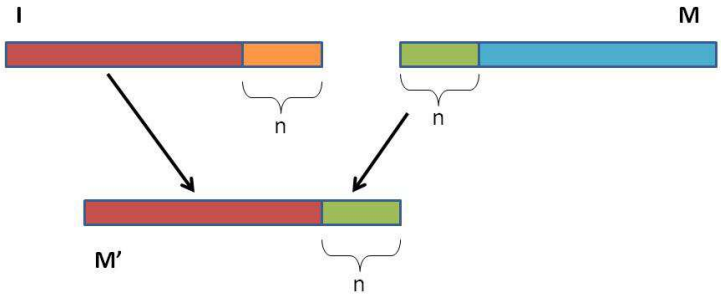


FIGURE 3.9 – Création de la marque intermédiaire.

Une moyenne pondérée est alors réalisée entre l'image I et la marque intermédiaire M' comportant l'information, pour une insertion discrète à l'aide du poids d'insertion r selon l'opération :

$$IM = I \boxplus M' = \frac{1}{r+1} I + \frac{r}{r+1} M'$$

(a) image originale (b) image IM contenant l'information

FIGURE 3.10 – Exemple d'insertion d'une guilloche GF2D sur l'image Lena avec les coefficients $n = 4$ et $r = 3$.

3.3.4 Décodage

L'étape de décodage des GF2D est divisée en trois parties. On applique tout d'abord une transformation de Fresnel à l'image IM, puis une étape de segmentation

est réalisée et enfin des opérations d'érosions directionnelles selon la rose des huit directions.

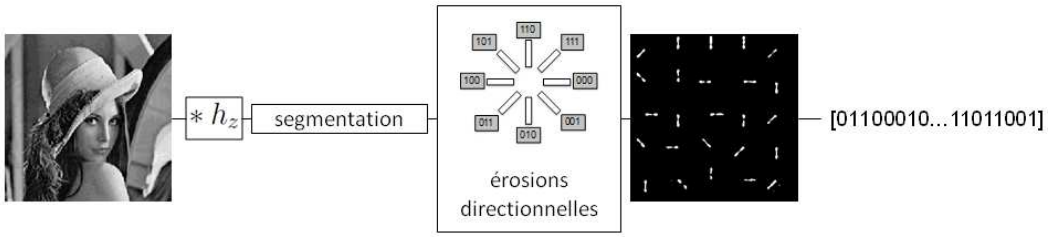


FIGURE 3.11 – Schéma de principe du décodage des GF2D.

3.3.5 Mesures de performance en numérique

Nous avons réalisé des tests de robustesse sur une base de 94 images d'expression neutres extraites de la base d'images FERET [Phillips 1998, Phillips 2000].

L'algorithme de hachage utilisé est celui de Mihçak-Venkatesan présenté au chapitre 2. Ses paramètres sont choisis pour donner une signature d'une longueur de 75 bits :

- type de décomposition en ondelettes de Daubechies 8 (db8) de niveau 3
- Filtre médian 3×3 pixels
- Filtre moyenneur 3×3 pixels
- Filtre de vectorisation 3×3 pixels

La signature s est encodée par 25 barres réparties régulièrement pour former la transmittance S.

L'objectif est de trouver le jeu de paramètres r et n permettant à cette méthode de guillochage d'être robuste au hachage de l'image. Pour cela, nous définissons trois distances de Hamming normalisées :

- $DH(S_D, S)$ où S est la signature de l'image d'accueil et S_D la signature obtenue par décodage de l'image guillochée,
- $DH(S_M, S)$ où S_M est la signature de l'image guillochée,
- $DH(S_M, S_D)$.

Rappel : Erreur quadratique moyenne

Soit I_1 et I_2 deux images de même taille $M \times N$. L'erreur quadratique moyenne

(Mean Square Error) entre les deux images s'écrit :

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} (I_1(m,n) - I_2(m,n))^2$$

Sur la courbe (Fig. 3.12), nous avons superposé $DH(S_D, S)$ et la mesure de MSE (Mean Square Error), ici indicatrice ou non de gêne visuelle entre l'image originale et l'image marquée, en fonction du taux d'insertion r pour $n = 4$.

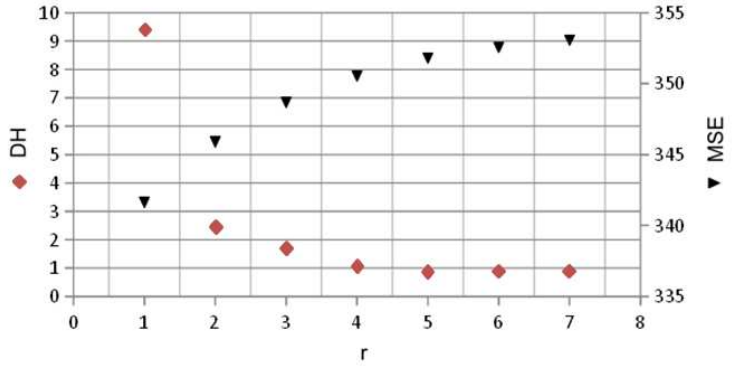


FIGURE 3.12 – Distance de Hamming et MSE en fonction du taux d'insertion r pour $n = 4$.

Nous remarquons que plus le taux d'insertion r des guilloches GF2D est petit, plus le taux d'erreur est grand. Et à l'inverse, plus r est petit, plus la mesure de MSE est petite.

Un taux d'insertion r fixé à 3 paraît être un bon compromis avec une erreur de décodage inférieure à 2% et une mesure de MSE la plus faible possible.

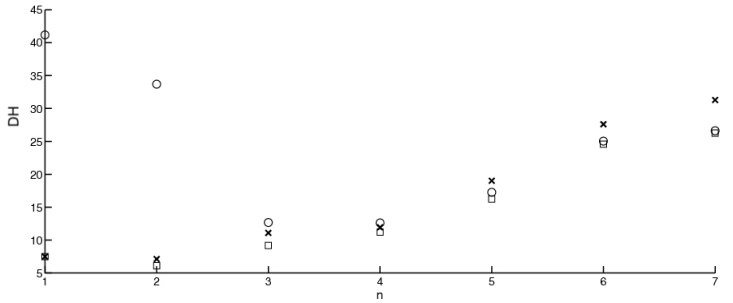


FIGURE 3.13 – Distances de Hamming ($DH(S_M, S)_{r=\infty}$ (croix), $DH(S_M, S)_{r=3}$ (carré) et $DH(S_M, S_D)_{r=3}$ (cercle)) en fonction du taux d'insertion r pour $n = 4$.

Sur le graphique (Fig. 3.13), les croix représentent la distance de Hamming normalisée moyenne $DH(S_M, S)$ en fonction du nombre de bits utilisés pour l'insertion

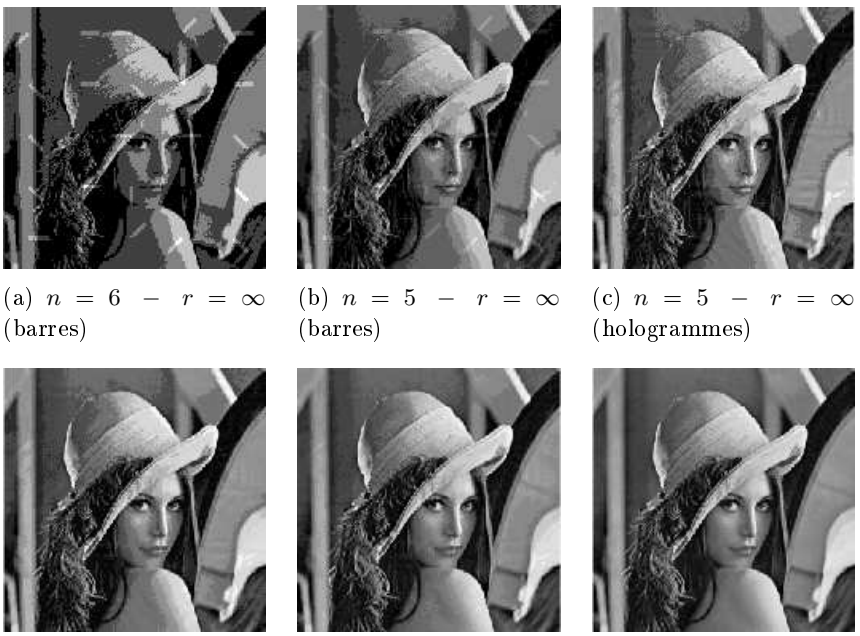
pour $r = \infty$. Nous remarquons que plus le nombre de bits n est grand, plus l'erreur est grande, ce qui est normal car le rapport signal à bruit est diminué, en se rappelant que dans ce cas le signal est l'image et le bruit est la guilloche.

Les carrés correspondent à la distance de Hamming normalisée moyenne $DH(S_M, S)$ en fonction du nombre de bits utilisés pour l'insertion pour $r = 3$. La courbe suit la même tendance que la courbe avec $r = \infty$, cependant, l'image ayant plus de poids, la distance $DH(S_M, S)$ est légèrement plus faible.

Les cercles représentent la distance $DH(S_M, S_D)$. On est dans le cas d'une application réelle où l'on dispose seulement de l'image guillochée et à partir de cette seule image guillochée, on extrait deux signatures : une signature par décodage S_D et une signature par hachage S_M. On peut alors conclure sur l'authenticité de l'image si $S_D \approx S_M$ et si l'on sait a priori que $S_D \approx S$. La distance est importante pour un nombre de bits d'insertion $n < 2$ mais minimale et acceptable pour $n = 3$ ou 4 bits.

D'après ce qui précède, un jeu de paramètres satisfaisant est $r = 3$ et $n = 4$.

La figure 3.14 montre l'apport sur l'aspect visuel du passage d'un codage en barres natif (images 1 et 2) à un codage sous forme d'hologrammes (images 3 à 5) pour différentes pondérations d'insertion, avec en particulier le paramétrage retenu $r = 3$ et $n = 4$.



(a) $n = 6$ – $r = \infty$ (barres)
(b) $n = 5$ – $r = \infty$ (barres)
(c) $n = 5$ – $r = \infty$ (hologrammes)
(d) $n = 5$ – $r = 1,5$ (hologrammes)
(e) $n = 4$ – $r = 3$ (hologrammes)
(f) image Lena originale

FIGURE 3.14 – Différents résultats obtenus avec modification du poids d'insertion.

Malheureusement les qualités de ce guillochage codant effectué dans le domaine numérique se dégradent significativement lorsque l'on passe en impression-lecture. En effet, comme nous le verrons au chapitre 4, les bits de poids faibles sont fortement altérés lors des étapes d'impression puis de lecture. Dans cette perspective qui correspond à l'objectif applicatif, il nous est du coup apparu nécessaire d'effectuer la moyenne pondérée sur la plage entière des niveaux de gris de l'image en cherchant à minimiser le poids des guilloches.

3.4 Guilloches de Fresnel 3D

3.4.1 Guillochage 3D

En vue d'accroître la capacité des guilloches tout en conservant une insertion légère et une robustesse au décodage, par augmentation du nombre de formes, nous avons remplacé les ouvertures orientées dans un plan par des particules ponctuelles réparties en volume qui conduisent à un modèle de signal plus simple, fortement sensible à la position (de la particule) [Rivoire 2011]. Les coordonnées $\{x_i, y_i, z_i\}$ de ces particules codent ainsi l'information donc la signature s. L'hologramme forme les guilloches de Fresnel 3D (GF3D). Le décodage de ces guilloches consiste à reconstruire en 3D l'ensemble des particules.

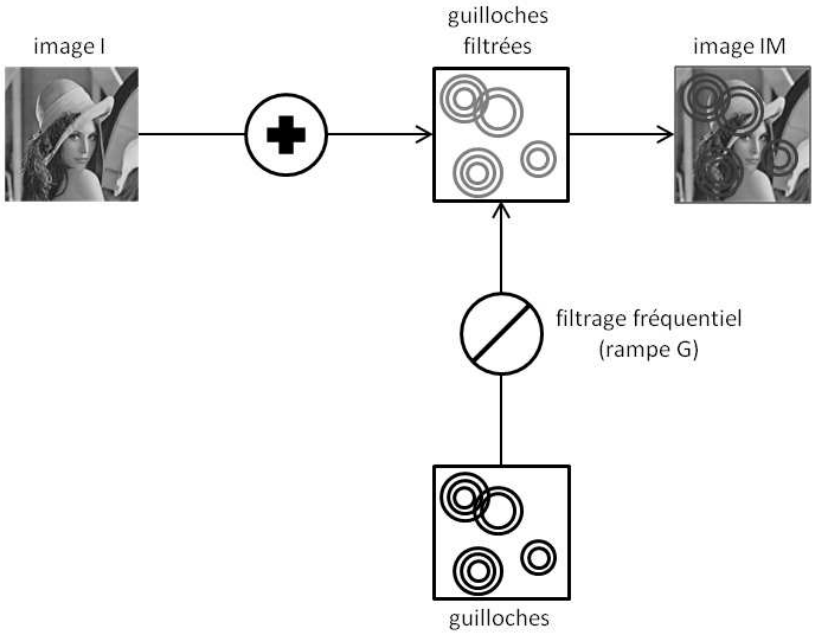


FIGURE 3.15 – Principe du guillochage de Fresnel 3D (le filtrage fréquentiel est expliqué en section 3.5.4).

Pour renforcer la discrétion de la marque dans l'image, on donnera un poids plus fort aux hautes fréquences de la marque (pour lesquelles notre œil est peu sensible).

Celle-ci sera constituée d'une fonction de Fresnel filtrée passe-haut (cf § 3.5.4). Nous nous éloignons ici du modèle optique dont nous nous sommes inspirés pour se rapprocher d'un codage et d'un décodage optimal au sens du traitement d'image.

3.4.2 Encodage de la signature

Création du nuage S de points

Les N bits de la signature s sont mis sous la forme d'un nuage 3D de m points $\{x_i^b, y_i^b, z_i^b\}$ positionnés sur un maillage 3D défini par des pas de discrétisation Δ_x, Δ_y et Δ_z (cf Fig. 3.17) en utilisant le codage suivant :

- N est découpé en blocs élémentaires de n bits
- Le premier bloc de n bits est la coordonnée x^b du premier point, le deuxième bloc de n bits est la coordonnée y^b du premier point, le troisième bloc est la coordonnée x^b du deuxième point, le quatrième bloc est la coordonnée y^b du deuxième point et ainsi de suite. Nous devons donc avoir $N = 2n.m$ bits.

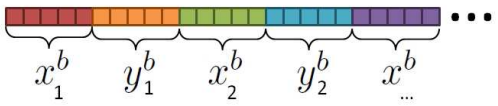


FIGURE 3.16 – Traduction de la signature s en coordonnées avec $n = 5$.

- Les coordonnées axiales z^b des m points sont obtenues à travers une fonction dépendant de l'ordonnancement des coordonnées x^b et y^b dans la suite de bits de la signature s. De plus, afin de sécuriser la signature, le codage de l'ordonnancement ne se fait pas de manière séquentielle comme pour les guilloches GF2D mais est fonction des coordonnées x^b et y^b. A cet effet, nous utilisons une fonction bijective qui permet d'obtenir la coordonnée z^b en fonction de l'ordre d'apparition des coordonnées x^b (idem y^b) dans la signature s. Cette fonction bijective est définie comme suit :

$$z_j^b = f_{x_j^b, y_j^b}(j) = (x_j^b >> n-m) \bigoplus (y_j^b >> n-m) \bigoplus j$$

où $>> n-m$ désigne l'opérateur de décalage de $n-m$ bits vers la droite et $\bigoplus$ l'opérateur XOR. Cette coordonnée supplémentaire nous permet alors de représenter la signature s sous la forme d'un nuage de points 3D. Ces points sont positionnés dans un maillage 3D défini par des pas de discrétisation Δ_x, Δ_y et Δ_z.

- Les coordonnées des m points sont ensuite traduites en mètres $\{x_i, y_i, z_i\}$.

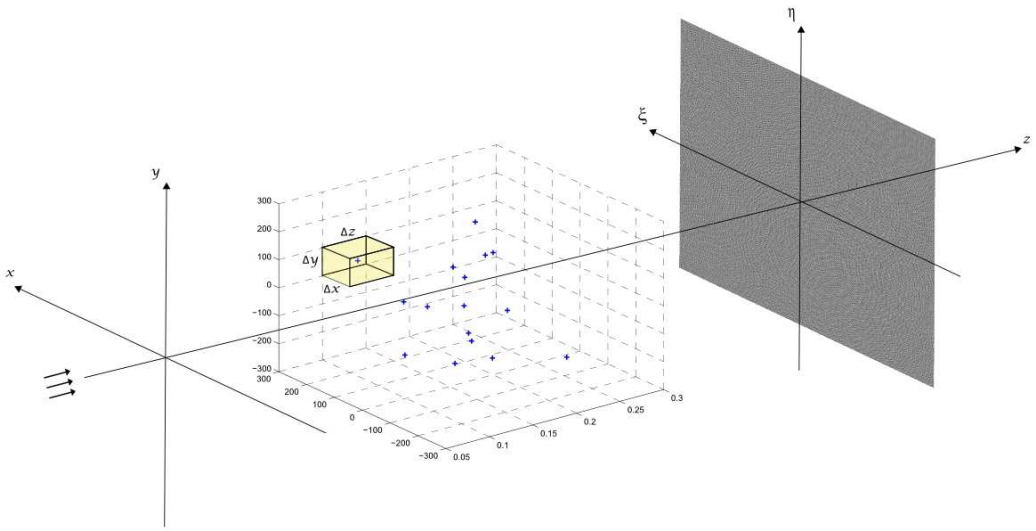


FIGURE 3.17 – Formation de guilloche 3D à partir de la signature S.

Choix du maillage 3D

Pour définir le maillage 3D dans lequel la signature sous forme de points sera répartie, nous nous inspirons des propriétés à respecter lors de l'enregistrement d'un hologramme numérique [Kreis 1996] :

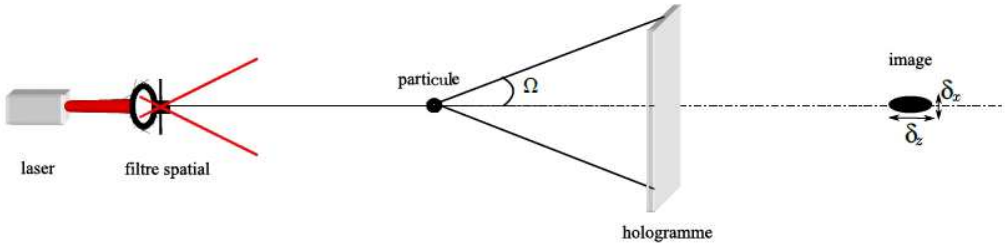


FIGURE 3.18 – Illustration de l'enregistrement d'un hologramme en ligne numérique.

Détermination des bornes z_{min} et z_{max} limitant la profondeur du volume maillé

Le théorème de Shannon impose que le spectre du signal soit limité à la moitié de la fréquence d'échantillonnage pour ne pas avoir de repliement sur l'image. Ceci impose une distance z minimale.

Pour un objet situé sur l'axe optique à une distance z du capteur, le théorème de Shannon est vérifié si [Kreis 1996] :

$$z > z_{min} = \frac{L_\xi \Delta_\xi}{\lambda}$$

où L_ξ correspond à la largeur du capteur, Δ_ξ à la taille du pixel et λ à la longueur d'onde du laser.

z_{max} est déterminé à partir de l'expression de la fonction de Fresnel :

$$z_{max} = \frac{L_\xi^2}{\lambda(8N-6)}$$

où N représente le nombre de franges désirées sur l'hologramme.

Détermination de Δ_x et Δ_y

La résolution est définie comme la possibilité de séparer deux images de particules ponctuelles, c'est-à-dire comme la possibilité de résoudre deux sources lumineuses ponctuelles de même intensité. De nombreuses méthodes pour quantifier la résolution du système ont été proposées à partir de cette approche. On peut citer le critère de Rayleigh [Goodman 2005] qui est l'un des plus connus. La résolution est définie par le critère de Rayleigh comme la distance de séparation minimale entre deux points, situés à une distance donnée du système imageur, et qui permet aux points d'être spatialement résolus.

Sous cette condition, la résolution transversale δ_x d'un système imageur ayant un angle d'ouverture Ω est donnée par :

$$\delta_x = \frac{\lambda}{\Omega}$$

où λ est la longueur d'onde laser et Ω représente l'angle maximal entre le cône de lumière contribuant à la formation de l'image et l'axe optique (cf Fig. 3.18).

Sous cette condition, la résolution latérale δ_x du système imageur d'ouverture L_ξ est donnée par :

$$\delta_x = \frac{2\lambda z}{L_\xi}$$

où z correspond à la distance point - plan de l'image.

Nous devons donc choisir $\Delta_x > \delta_x$ et $\Delta_y > \delta_y$.

Détermination de Δ_z

La résolution axiale est également étroitement liée à la distance z entre les particules et le capteur. La résolution en z d'un système imageur, lorsque $\Omega << 1$ est

donnée par [Born 1959] :

$$\delta_z = \frac{\lambda}{\Omega^2} = \frac{4\lambda z^2}{L_\xi^2}$$

Plus l'ouverture du cône de lumière $\Omega = L_\xi / z$ contribuant à la formation de l'image est grande, meilleure est la résolution (valeur faible de δ_z). On peut noter que la résolution axiale est bien meilleure que la résolution longitudinale et dépend fortement de l'ouverture du système imageur.

Comme précédemment, nous devons avoir $\Delta_z > \delta_z$.

3.4.3 Insertion

L'insertion de la marque M dans l'image d'accueil I sera réalisée avec un poids d'insertion α pour obtenir l'image marquée :

$$IM = I \boxplus M = (1 - \alpha)\ I + \alpha\ M$$

Modification de la fonction de Fresnel

Des tentatives de codage et décodage utilisant un hologramme comme GF3D et la corrélation simple se sont avérées infructueuses : taux de détections correctes faible. Cette étude nous a permis d'identifier les causes de ces erreurs de détection. Le recouvrement des spectres de l'image et de la marque introduit une valeur de corrélation entre l'image I et la marque M non négligeable devant la valeur de l'autocorrélation de la marque. Nous avons donc opté pour une modification de la guilloche 3D (initialement présentée comme une fonction de Fresnel filtrée passe-bas par l'ouverture de l'objet diffractant) : nous introduisons un filtre rampe visant à séparer les spectres de l'image et de la marque (cf Fig. 3.15). Cet éloignement des modèles optiques, qui nous ont initialement inspirés, nous permet une approche plus rigoureuse du point de vue du traitement du signal. En effet, le choix de la forme de la guilloche (détaillé ci-dessous) et d'une détection par filtrage adapté permet de s'approcher d'un processus de détection optimal au sens du traitement du signal.

3.5 Décodage des guilloches de Fresnel 3D

3.5.1 Application du filtrage adapté à la détection d'une marque holographique

Dans le cas de la détection d'une marque holographique, on dispose de l'image marquée :

$$IM(x, y) = (1 - \alpha)\ I(x, y)\ +\ \alpha\ M(x, y) \tag{3.2}$$

où α est le taux d'insertion. Le signal que nous devons détecter est la marque M et l'image I est le bruit additif. En vue d'une détection optimale de la marque M par filtrage adapté, l'image I devra se rapprocher d'un bruit blanc gaussien.

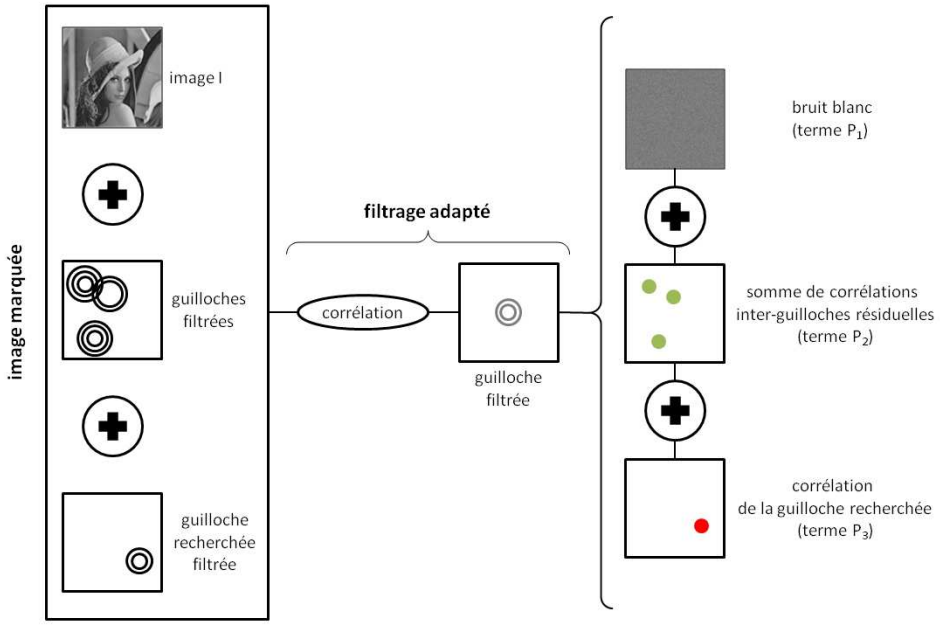


FIGURE 3.19 – Principe du décodage des guilloches de Fresnel 3D (le principe du filtrage adapté est rappelé en section 3.5.2).

Après l'étude spectrale des images « naturelles » (§ 3.5.3), nous détaillerons le choix d'une forme de guilloche permettant un blanchiment de l'image lors de l'étape de détection effectuée par filtrage adpaté (§ 3.5.4).

3.5.2 Rappel sur le filtrage adapté

Pour ce rappel, nous nous plaçons dans le cas de signaux temporels. On suppose que l'on dispose d'une observation de la forme $y(t) = x(t) + b(t)$ où $x(t)$ est le signal, supposé connu et $b(t)$ est un bruit additif.

L'idée directrice de la détection par filtrage adapté est de détecter le signal dans les observations contenant du bruit additif. Pour cela, on construit un filtre $h(t)$ tel que le rapport signal sur bruit en sortie soit maximal à un instant T. On montre [Kay 2008] que dans le cas où le bruit est un bruit blanc gaussien et le signal réel, que ce filtre optimal est un filtre dont la réponse impulsionnelle est, à une constante k près, la copie retournée et décalée dans le temps du signal que l'on cherche à détecter.

$$h(t) = kx(T - t)$$

On parle alors de filtrage adapté car la réponse impulsionnelle $h(t)$ est spécifique au signal $x(t)$.
Notons $z(t)$ la sortie du filtre de réponse impulsionnelle $h(t)$, on a alors :

$$z(t) = h(t) * y(t)$$

$$\begin{aligned} z(t) &= \int_{-\infty}^{+\infty} h(u)y(t-u)du \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} x(T-u)y(t-u)du \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} x(T-t+v)y(v)dv \end{aligned}$$

soit

$$z(t) = C_{yx}(T-t)$$

Le filtrage adapté consiste donc à calculer l'intercorrélation entre le signal $y(t)$ et le signal $x(t)$.

3.5.3 Spectre des images naturelles

Dans notre application, les images d'accueil sont des photographies d'identité qui font partie de la famille des images naturelles. Or, Field a montré que les spectres d'amplitude des images naturelles suivent une loi en $\frac{1}{f}$ où f est la fréquence spatiale de l'image [Field 1987].

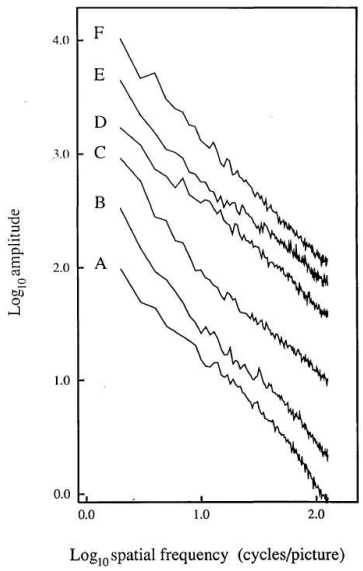


FIGURE 3.20 – Spectres d'amplitude d'images naturelles d'après [Field 1987].

Afin d'utiliser cette hypothèse pour notre application, nous vérifions sa validité sur un ensemble d'images comprenant en particulier des photographies d'identité.

(a) forêt (b) Lena (c) photographie 1 (d) photographie 2

FIGURE 3.21 – Images naturelles tests pour la vérification de la loi $I(f) = \frac{a}{f^\beta}$.

Pour un angle θ donné, supposons que le spectre de notre image $I(f)$ s'écrive :

$$I(f) = \frac{a}{f^\beta}$$

alors $log(I(f)) = log(a) - \beta log(f)$.

Cette équation, en échelle log-log, est l'équation d'une droite de pente $-\beta$ et de valeur $log(a)$ à l'origine.

Cette mesure est appliquée à l'image Lena (b) de la figure 3.21 et ses spectres en amplitude sont représentés suivant 4 directions en échelle log-log sur la figure 3.22 avec pour chaque angle θ la droite d'ajustement linéaire au sens des moindres carrés.

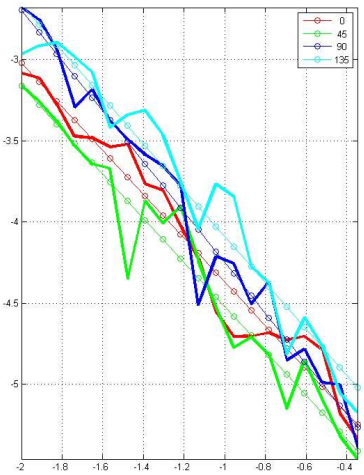


FIGURE 3.22 – Spectre d'amplitude de l'image Lena pour les angles $\beta = 0°$, $45°$, $90°$ et $135°$ en échelle log-log.

Nous observons que les droites d'ajustement ne sont pas colinéaires, ce qui signifie que pour cette image, β n'est pas constant.

Pour l'ensemble des images tests de la figure 3.21, les valeurs de $log(a)$ et de β en fonction de l'angle θ ont été reportées dans les tableaux ci-dessous :

θ	(a)	(b)	(c)	(d)
0	-5,33	-5,72	-5,50	-5,83
45	-4,98	-5,88	-5,81	-5,51
90	-5,31	-5,81	-5,96	-5,71
135	-5,51	-5,52	-6,05	-5,92

FIGURE 3.23 – Coefficient $log(a)$ pour les images tests en fonction de l'angle θ.

θ	(a)	(b)	(c)	(d)
0	0,81	1,35	1,46	1,67
45	0,70	1,36	1,55	1,22
90	1,10	1,56	1,69	1,63
135	1,01	1,43	1,68	1,52

FIGURE 3.24 – Coefficient β pour les images tests en fonction de l'angle θ.

Le tableau de la figure 3.23 montre que pour une image donnée, le coefficient $log(a)$ peut être considéré comme constant.

A partir du tableau de la figure 3.24, nous voyons que suivant l'angle θ de mesure et suivant la nature de l'image (paysage, portrait ou photographie d'identité), le coefficient β varie mais reste voisin de l'unité.

Par la suite, dans un but de simplification, nous ferons l'hypothèse que β est indépendant de θ et égal à l'unité quelque soit le type d'images que nous aurons à traiter ; c'est-à-dire que :

$$I(u,v) \quad = \frac{a}{\sqrt{u^2+v^2}} \tag{3.3}$$

avec a pouvant dépendre de l'image.

Il est donc nécessaire, pour que la détection de la marque par filtrage adapté soit optimale, de réaliser avant détection, une opération de blanchiment du bruit dans l'image IM. C'est-à-dire un blanchiment de l'image d'accueil I [Goudail 2004].

3.5.4 Choix d'une guilloche de Fresnel 3D et décodage

Considérons une guilloche de Fresnel 3D définie par l'hologramme d'une particule ponctuelle, d'ouverture $\vartheta = \delta$ située en (x_i, y_i) et se trouvant sur le plan z_i

(cf Eq. 3.1) :

$$m_{x_i,y_i,z_i} = 1 - 2\delta_{x_i,y_i} * h_{z_i}$$

où h_{z_i} est la partie réelle de la fonction de Fresnel. Sans perte d'information, nous considérerons dans la suite du manuscrit le signal centré et supprimerons le facteur de proportionnalité -2 :

$$m_{x_i,y_i,z_i} = \delta_{x_i,y_i} * h_{z_i}$$

La marque composée de N fonctions de Fresnel s'exprime par :

$$M = \sum_{i=1}^{N} m_{x_i,y_i,z_i} = \sum_{i=1}^{N} \delta_{x_i,y_i} * h_{z_i}$$

Les fonctions de Fresnel étant des fonctions radiales à variation linéaire de fréquences, ces guilloches présentent une plage de fréquences spatiales allant de 0 à la fréquence de Shannon (de part le choix de $zmax$, cf § 3.4.2). L'œil humain étant plus sensible aux basses fréquences [Campbell 1968], nous choisissons d'appliquer un filtre passe-haut g à la marque :

$$\tilde{m}_{x_i,y_i,z_i,b} = \delta_{x_i,y_i} * h_{z_i} * g$$

FIGURE 3.25 – Image Lena sans et avec filtrage passe-haut de la marque pour un taux d'insertion $\alpha = 0,4$.

La forme du filtre est ensuite choisie telle que la détection par filtrage adapté permette également de blanchir le bruit (ce bruit correspond à l'image d'accueil). Nous détaillons ici le choix de ce filtre. Pour plus de simplicité, dans un premier temps, la présentation est faite en considérant la marque comme une somme de fonctions de Fresnel complexes[1]. Ceci nous permet d'utiliser les propriétés de la fonction de Fresnel rappelées dans l'annexe A. Les modifications introduites lorsque l'on passe en réel seront détaillées dans un deuxième temps.

1. les notations seront soulignées pour montrer l'utilisation de la fonction de Fresnel complexe.

3.5.4.1 Cas théorique de guilloches de Fresnel 3D complexes

Montrons que le filtre fréquentiel passe-haut (de type rampe) suivant est bien adapté à la détection des guilloches :

$$\mathbf{G_b}(u,v) = b\sqrt{u^2+v^2}$$

Les guilloches de Fresnel complexes 3D ont donc pour expression :

$$\underline{\tilde{m}}_{x_i,y_i,z_i,b} = \delta_{x_i,y_i} * \underline{h}_{z_i} * g_b$$

où g_b représente la réponse impulsionnelle de $\mathbf{G_b}$.

Notons que $\underline{h_z}$ étant une fonction à variation linéaire de fréquences : $(\underline{h}_{z_i} * g_b)(\xi,\eta) \approx \underline{h}_{z_i}(\xi,\eta) b\sqrt{\xi^2+\eta^2}$ (cf Fig. 3.26).

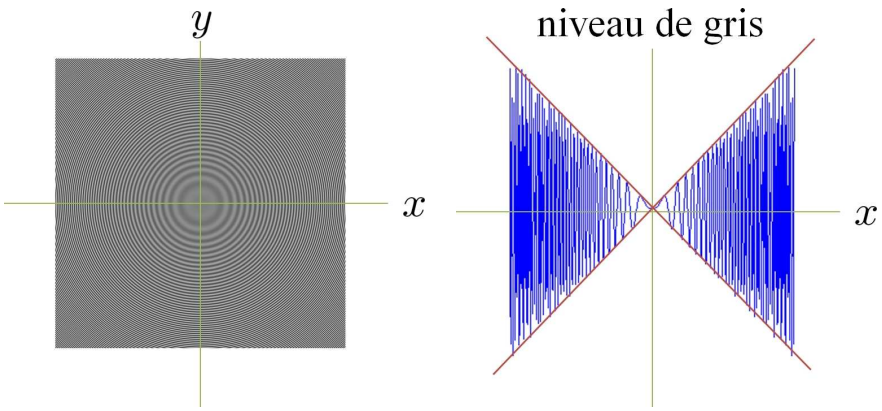


FIGURE 3.26 – Guilloche 3D obtenue par un filtrage passe-haut de la fonction de Fresnel réelle.

La détection d'une guilloche de Fresnel 3D de paramètres $\{x_j, y_j, z_j, b\}$ est réalisée par corrélation normalisée de l'image marquée IM avec la guilloche centrée dans l'image. Pour simplifier, nous détaillons les calculs en considérant une corrélation simple. La corrélation de IM et de $\underline{\tilde{m}}$ est équivalente à une convolution de IM avec le complexe conjugué de $\underline{\tilde{m}}$ (le motif étant invariant par rotation de 180°) :

$$C(\underline{IM}, \underline{\tilde{m}}_{0,0,z_j,b}) = \underline{IM} * \underline{\tilde{m}}^*_{0,0,z_j,b}$$

en utilisant l'expression de $\underline{IM}$ (Eq. 3.2) et de $\underline{\tilde{m}}^*_{x_i,y_i,z_i,b}$:

$$\begin{aligned} C(\underline{IM}, \underline{\tilde{m}}_{0,0,z_j,b}) &= [(1-\alpha)\ I\ +\ \alpha\ \underline{\tilde{M}}] * \underline{\tilde{m}}^*_{0,0,z_j,b} \\ &= [(1-\alpha)I + \alpha \sum_{i=1}^{N} \delta_{x_i,y_i} * \underline{h}_{z_i} * g_b] * [\underline{h}^*_{z_j} * g_b] \end{aligned}$$

Sachant que $\underline{h}^*_{z_j} = \underline{h}_{-z_j}$, l'équation précédente peut être réécrite sous la forme :

$$\begin{aligned} C(\underline{IM}, \underline{\tilde{m}}_{0,0,z_j,b}) = [\ (1-\alpha)I + \ \alpha \sum_{\substack{i=1 \\ i\neq j}}^{N} \delta_{x_i,y_i} * \underline{h}_{z_i} * g_b \\ + \alpha(\delta_{x_j,y_j} * \underline{h}_{z_j} * g_b)\ ] * [\underline{h}_{-z_j} * g_b] \end{aligned} \tag{3.4}$$

Le résultat de corrélation apparaît alors comme la somme de trois termes (cf Fig. 3.19) que l'on peut analyser individuellement.

– Premier terme :

$$P_1 = (1-\alpha)I * (\underline{h}_{-z_j} * g_b)$$

Ce premier terme correspond à la corrélation de l'image d'accueil (qui correspond dans cette phase de détection à du bruit) avec une guilloche de Fresnel 3D. La transformée de Fourier $\mathbf{P_1}$ de ce premier terme vaut :

$$\mathbf{P_1}(u,v) = (1-\alpha)\ \mathbf{I}(u,v)\ \mathbf{G}(u,v)\ TF_{u,v}(\underline{h}_{-z_j})$$

Les images de notre application étant considérées comme des images naturelles, en utilisant leur modèle spectral détaillé au paragraphe précédent (Eq. 3.3), l'expression précédente peut être écrite :

$$\mathbf{P_1}(u,v) = (1-\alpha)\frac{a}{\sqrt{u^2+v^2}} b\sqrt{u^2+v^2}\ TF_{u,v}(\underline{h}_{z_j}) \tag{3.5}$$

En utilisant l'expression de la transformée de Fresnel (cf Annexe A), $\mathbf{P_1}$ devient :

$$\mathbf{P_1}(u,v) = Ke^{-j\pi\lambda z(u^2+v^2)} \tag{3.6}$$

avec $K = (1-\alpha)\ ab$

On constate que le spectre de l'image est de norme uniforme, l'image de bruit a donc été blanchie [Goudail 2004].

– Deuxième terme :

$$P_2 = \left(\alpha \sum_{\substack{i=1 \\ i\neq j}}^{N} \delta_{x_i,y_i} * \underline{h}_{z_i} * g_b\right) * \left(\underline{h}_{-z_j} * g_b\right)$$

$$P_2 = \alpha \sum_{\substack{i=1 \\ i\neq j}}^{N} \delta_{x_i,y_i} * \underline{h}_{z_i - z_j} * g_b * g_b$$

Le deuxième terme représente la somme des corrélations entre la guilloche que l'on cherche à détecter et les autres guilloches. Ce terme réparti sur toute

l'image de corrélation est de faible amplitude et négligeable devant le terme P_3 que nous détaillons ci-dessous.

– Troisième terme :

$$P_3 = \alpha \left(\delta_{x_j,y_j} * \underline{h}_{z_j} * g_b\right) * \left(\underline{h}_{-z_j} * g_b\right)$$

D'après les propriétés de la transformée de Fresnel : $\underline{h}_{z_j} * \underline{h}_{-z_j} = \delta_{0,0}$. D'où :

$$P_3 = \alpha \left(\delta_{x_j,y_j} * g_b * g_b\right)$$

Dans l'espace de Fourier, cette expression devient :

$$\mathbf{P_3}(u,v) = \alpha[TF_{u,v}\left(\delta_{x_j,y_j}\right).TF^2_{u,v}\left(g_b\right)]$$

Or ${TF_{u,v}}^2\left(g_b\right) = {\mathbf{G_b}}^2(u,v) = b^2(u^2+v^2)$,
on obtient donc

$$TF^{-1}[{TF_{u,v}}^2\left(g_b\right)] = TF^{-1}[b^2(u^2+v^2)] = -\frac{b^2}{4\pi^2}\delta^{(2)}_{0,0}$$

avec $\delta^{(2)}$ la dérivée seconde de l'impulsion de Dirac.
P_3 a donc pour expression :

$$P_3 = -\frac{\alpha b^2}{4\pi^2}\delta^{(2)}_{x_j,y_j}$$

Ce dernier terme correspond à un pic de forte amplitude placé au point (x_j, y_j). Pour une corrélation réalisée sur les différents plans du volume scanné, le volume obtenu comporte donc des pics aux positions des points du nuage.

Notons que ces résultats ont été obtenus avec des fonctions de Fresnel complexes analogiques et définies sur un support infini. Elles ne sont pas valides pour un cas réel : fonctions de Fresnel réelles échantillonnées et définies sur le support de l'image.

3.5.4.2 Cas de guilloches de Fresnel 3D réelles

Nous ne considérerons pas ici l'effet de l'échantillonnage et du support borné, mais les changements introduits par l'utilisation d'une fonction de Fresnel réelle. Reconsidérons les trois termes de l'équation 3.4.

– Le premier terme $P_1 = (1-\alpha)I * (h_{-z_j} * g_b)$.
Il est aisé de montrer que :

$$\mathbf{P_1}(u,v) = \frac{K\left(e^{-j\pi\lambda z(u^2+v^2)} + e^{+j\pi\lambda z(u^2+v^2)}\right)}{2} \tag{3.7}$$

avec $K = (1-\alpha)\ ab$
La conclusion est donc la même que dans le cas complexe.

– Le deuxième terme $P_2 = \alpha \left(\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^{N} \delta_{x_i,y_i} * h_{z_i} * g_b \right) * \left(h_{-z_j} * g_b \right)$.
P_2 peut s'écrire en utilisant les propriétés de la fonction de Fresnel (cf Annexe A) :
$P_2 = \frac{1}{2} \left(\alpha \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^{n} \delta_{x_i,y_i} * g_b * g_b \right) * \left(h_{z_i+z_j} + h_{z_i-z_j} \right)$
Ce terme représente l'équivalent optique des images défocalisées réelles et virtuelles. Il est réparti sur toute l'image de corrélation et de faible amplitude. Il est donc négligeable devant le terme P_3.

– Le troisième terme : $P_3 = \alpha \left(\delta_{x_j,y_j} * h_{z_j} * g_b \right) * \left(h_{-z_j} * g_b \right)$.
Il peut également s'écrire comme la somme d'un terme équivalent à une image focalisée et d'un terme d'image virtuelle.

$$P_3 = \alpha \left(\delta_{x_j,y_j} * h_{z_j} * g_b \right) * \left(h_{-z_j} * g_b \right)$$

$$P_3 = -\frac{\alpha}{4\pi^2} \delta_{x_j,y_j} - \frac{\alpha}{4\pi^2} \delta_{x_j,y_j} * h_{2z_j}$$

Comme dans le cas complexe le premier terme de l'expression de P_3 peut s'interpréter comme un pic de corrélation (ou une image réelle focalisée). Le deuxième terme correspond, quant à lui, à un terme de plus faible amplitude dont l'énergie est répartie sur l'ensemble de l'image (analogue à une image virtuelle).

3.5.4.3 Etude expérimentale du décodage

Les termes P_1, P_2 et P_3 (cf Fig. 3.19) sont étudiés ici d'un point de vue expérimental en numérique avec filtrage fréquentiel des guilloches de Fresnel ($g_b = TF^{-1}(b\sqrt{u^2+v^2})$) et sans filtrage fréquentiel ($g_b = \delta$).

La figure 3.27 représente le logarithme du spectre du terme P_1 sans et avec filtrage adapté.

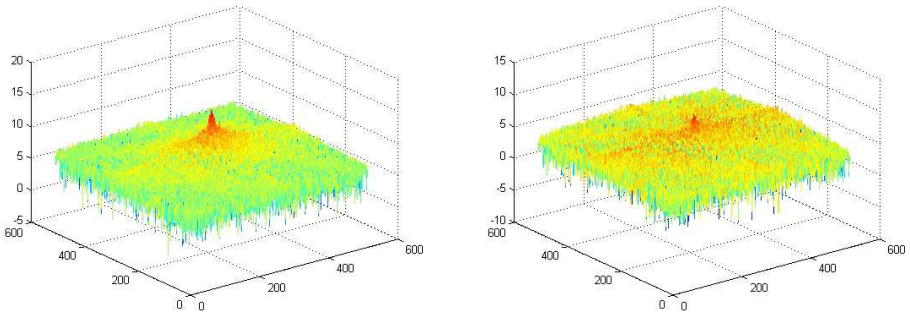


FIGURE 3.27 – Logarithme du spectre du terme P_1 sans et avec filtrage adapté.

On voit que le filtrage permet de réduire l'effet du bruit corrélé. Il subsiste un résidu de l'image. Ce filtrage incomplet est dû à l'approximation faite lors de la modélisation en $\frac{1}{f}$ du spectre de l'image.

La figure 3.28 illustre un exemple du spectre du terme P_2 obtenu dans le cas où $N = 16$.

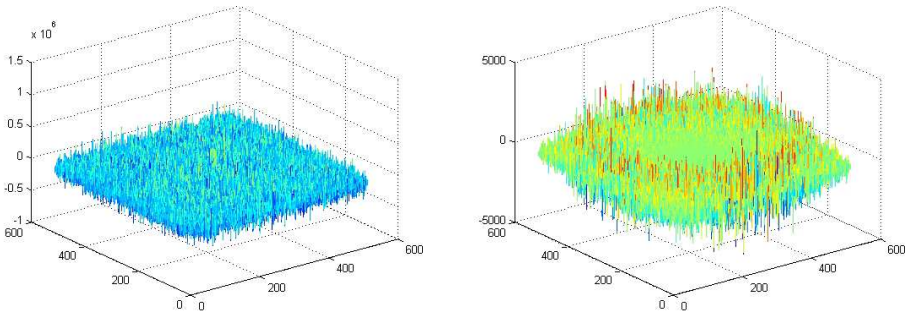


FIGURE 3.28 – Spectre du terme P_2 sans et avec filtrage adapté.

La particule recherchée étant positionnée à l'origine et les autres particules disposées aléatoirement, l'absence de pic montre que la corrélation entre la particule recherchée et ces particules est faible.

L'allure de la dérivée seconde d'une impulsion de Dirac peut être approximée par la dérivée seconde d'une fonction de Gauss dont l'écart-type tend vers 0.

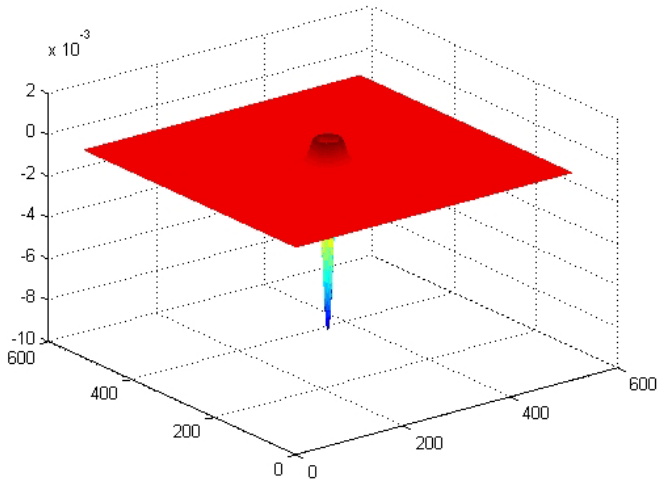


FIGURE 3.29 – Approximation de la dérivée seconde d'une impulsion de Dirac.

Donc le terme P_3 qui est, après changement de signe, la dérivée seconde de l'impulsion de Dirac présente principalement une impulsion positive à l'origine. La détection de cette impulsion permet de connaître la position de la particule recherchée.

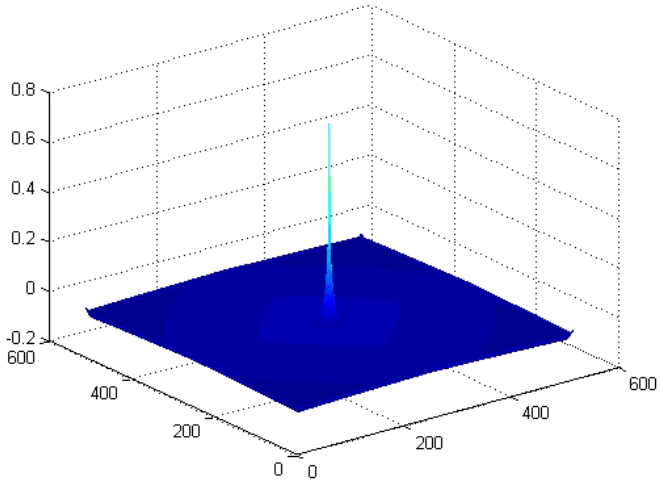


FIGURE 3.30 – Représentation du terme $P_3(0,0)$.

Au final, nous pouvons comparer le résultat de la corrélation $C(IM, \tilde{m}_{z_i})$ sans ou avec filtrage. Comme auparavant, la particule recherchée est positionnée à l'origine et les autres particules sont disposées aléatoirement sur le maillage volumique.

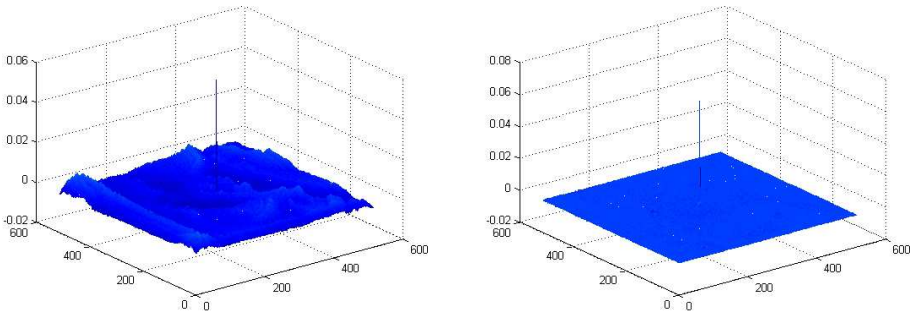


FIGURE 3.31 – Figure de corrélation $C(IM, \tilde{m}_{z_i})$ sans ou avec filtrage adapté.

Remarque : sur la figure de corrélation avec filtrage adapté 3.32, nous pouvons observer les « pics » de la dérivée seconde de l'impulsion de Dirac.

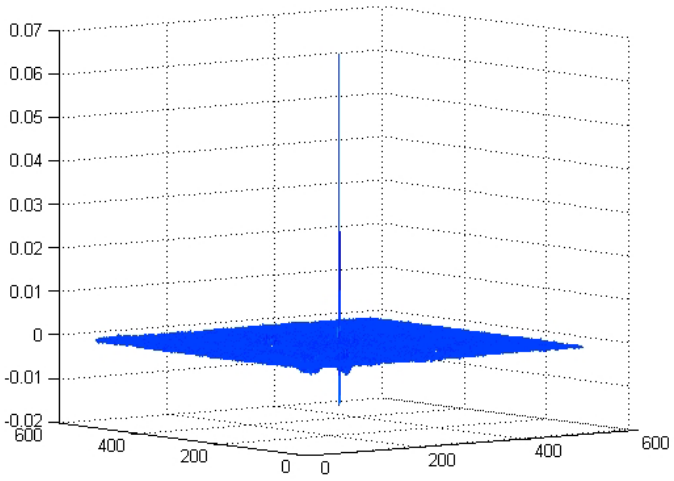


FIGURE 3.32 – Figure de corrélation $C(IM, \tilde{m}_{z_i})$ avec filtrage adapté (présence des pics de la dérivée seconde de l'impulsion de Dirac).

Nous observons sur la figure 3.31 qu'avec le filtrage adapté le bruit est fortement diminué. La qualité de la détection peut être quantifiée par le rapport signal sur bruit :

$$RSB = \frac{S_0}{\sigma_0}$$

S_0 étant l'amplitude de la corrélation à la position de détection et σ_0 l'écart-type caractérisant le bruit. Pour mesurer l'amélioration apportée par le filtrage adapté, nous déterminons le Rapport Signal sur Bruit (RSB) pour différentes configurations des particules :

	sans filtrage adapté	sans filtrage adapté (dB)	avec filtrage adapté	avec filtrage adapté (dB)
$1z_1$-$15z_{i,j}$	33	30,4	185,1	45,3
$1z_{16}$-$15z_{i,j}$	5,2	14,3	9,6	19,6
$16z_1$	34	30,6	169,6	44,6
$16z_8$	5,1	14,2	6,7	16,5
$16z_{16}$	4,9	13,8	8,9	19
$1z_1$-HG-$15z_{i,j}$	8,6	18,7	43	32,7
$1z_1$-HD-$15z_{i,j}$	6,6	16,4	38,3	31,7
$1z_1$-BG-$15z_{i,j}$	9,8	19,8	50	34
$1z_1$-BD-$15z_{i,j}$	6,4	16,1	37,2	31,4

FIGURE 3.33 – Mesure du RSB avec filtrage et sans filtrage adapté pour différentes répartitions des particules.

Dans le tableau 3.33, la première colonne donne la position des particules avec la convention suivante : az_k signifie que a particules sont positionnées sur le plan k. $bz_{i,j}$ indique que b particules sont positionnées aléatoirement sur l'ensemble des plans excepté le plan k. Si $a = 1$ la particule est centrée, sauf précision du type HG (en haut à gauche), où la particule est dans un coin. Si $a \neq 1$, les particules sont disposées aléatoirement dans le plan.

Ce tableau montre que le filtrage adapté apporte une nette amélioration du rapport signal sur bruit quelque soit la configuration des particules. On constate aussi que le RSB est fortement dépendant de la position des particules. La variation en fonction de la position radiale s'explique par le fait qu'une image est à support borné.

La complexité de décodage du guillochage de Fresnel 3D est à la fois un inconvénient et un avantage. C'est un inconvénient car les calculs mis en œuvre sont complexes et donc le temps de calcul est important, mais c'est aussi un avantage car ce décodage, faisant appel à des algorithmes spécifiques et sophistiqués, protège d'un éventuel piratage. Finalement, les avantages de ce type de guilloches sont nombreux : elles sont discrètes, difficiles à imiter et difficilement décodables.

Une analyse plus approfondie des performances de ce guillochage sera faite au chapitre 5.

Nous avons donc montré que l'utilisation de fonctions de Fresnel filtrées passe-haut permettait d'insérer une signature discrète dans l'image. Le filtre passe-haut a été choisi pour avoir une détection par filtrage adapté efficace qui permet de blanchir le bruit (dû à l'image d'accueil) lors de l'étape de détection.

Chapitre 4

Etalonnage d'un modèle global de la chaîne d'impression-lecture

Sommaire

4.1 Processus impliqués dans la chaîne d'impression-lecture . . 65
4.1.1 Phase d'impression 65
4.1.2 Phase de lecture 68
4.1.3 Modèles statistiques de la littérature 70
4.2 Etalonnage du modèle de Villàn et al. 73

Pour concevoir un système de guillochage robuste aux modifications d'image provoquées par les étapes d'impression et de lecture, nous avons besoin de caractériser la chaîne mise en œuvre, en l'occurrence une imprimante laser monochrome et un scanner à plat. Cela passe par un modèle de la chaîne. Nous utiliserons un modèle statistique permettant une description globale de la chaîne, que nous puiserons dans la littérature et étalonnerons après avoir décrit les principes de fonctionnement de l'imprimante et du scanner.

4.1 Processus impliqués dans la chaîne d'impression-lecture

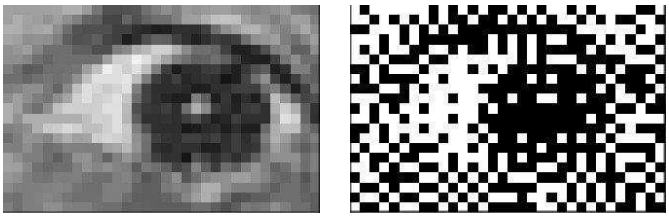
4.1.1 Phase d'impression

Différentes technologies d'imprimantes existent.

Une première catégorie était apparue utilisant une frappe mécanique (imprimantes à impact). Parmi les imprimantes à impact dont une tête ou une aiguille frappe contre un ruban encreur pour faire une marque sur le papier, on peut citer les imprimantes matricielles à aiguilles, les imprimantes à marguerite et les imprimantes ligne. De par leur mécanisme d'impression, ces imprimantes à impact ont tendance à être bruyantes, leur capacité à reproduire les polices de caractères limitée et leur qualité d'impression est souvent inférieure à celle des technologies d'impression plus récentes, sans impact, utilisant l'optique et l'électronique, comme les imprimantes à jet d'encre ou laser.

Vis-à-vis de l'impression à tons continus, l'impression en demi-tons d'une image à niveaux de gris introduit une étape logicielle de transformation de l'image en une

image binaire qui permet d'en diminuer le coût. Les différents niveaux de gris sont obtenus en ajustant la densité surfacique de points d'encre noire dont le rendu est moyenné au niveau de l'œil.



(a) image en ton continu (b) image en demi-tons

FIGURE 4.1 – Transformation d'une image en ton continu de 256 niveaux (a) en une image en demi-tons à 2 niveaux (b) pour la rendre imprimable [Boust 2005].

Par la suite, nous concentrerons notre recherche bibliographique uniquement sur les imprimantes lasers fonctionnant en demi-tons.

L'impression laser monochrome d'un document, c'est-à-dire le transfert de données numériques sur le papier, est le résultat d'une série de processus chimiques, électriques et mécaniques complexes [Lex 2009]. La figure 4.2 ci-dessous illustre les principaux composants et le processus d'impression en 6 étapes :

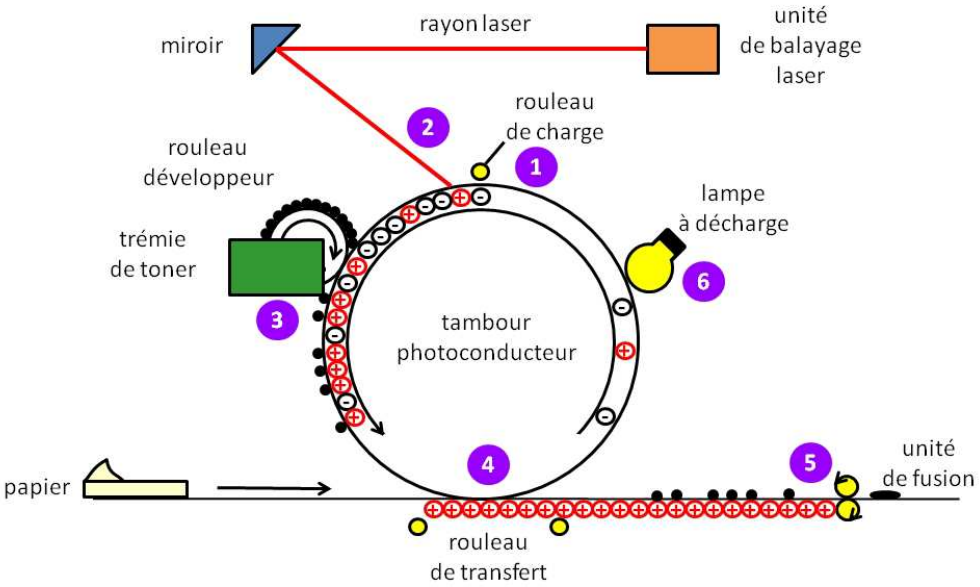


FIGURE 4.2 – Principe de fonctionnement d'impression avec une imprimante laser monochrome.

1) Charge électrique : le tambour reçoit une première charge électrique uniforme.

Le rouleau de charge applique une charge électrique uniforme négative à la surface du tambour photoconducteur. Le tambour photoconducteur est un composant conçu pour une puissance donnée à la longueur d'onde du laser.

2) Exposition : le laser expose le tambour photoconducteur.

Le faisceau laser est généré en fonction du document à imprimer. Il rentre en contact avec le tambour photoconducteur, grâce au miroir polygonal, plus de 65 millions de fois par seconde, entraînant une ionisation qui charge positivement les zones balayées, ce qui crée une image électrostatique sur la surface du tambour photoconducteur. Les zones noires du document à imprimer correspondent alors aux zones chargées positivement.

3) Développement : le rouleau développeur dépose le toner sur le tambour.

Le toner est une poudre constituée de particules très fines de plastique noir pouvant être chargée électriquement. Le rouleau de toner recouvre de toner contenu dans la trémie, le rouleau développeur et charge les particules en électricité statique. Lorsque le toner est réparti sur le rouleau développeur, un instrument égalisateur appelé racle uniformise l'épaisseur de toner à quelques micromètres. Lorsque le rouleau développeur et le tambour photoconducteur rentrent en contact, le toner chargé négativement est attiré vers les zones chargées positivement du tambour photoconducteur.

4) Transfert : le toner est transféré sur le papier.

Lorsque le papier passe sous le tambour, le rouleau de transfert applique une charge électrique positive qui provoque le passage du toner du tambour photoconducteur au papier. Le tambour peut effectuer jusqu'à 2 tours par seconde selon la vitesse de défilement du papier afin d'assurer le transfert complet du document.

5) Fixation : le toner est fondu sur le papier.

Le document est ensuite fixé de façon permanente grâce à une combinaison précise de température et de pression. Lorsque le papier s'approche, la température des rouleaux de fusion augmente jusqu'à atteindre 225 °C. En quelques millièmes de seconde, le toner en poudre atteint son point de fusion et fusionne sur la page. Le point de fusion du toner est déterminé en fonction de la température de l'unité de fusion des imprimantes, ce qui garantit des impressions réussies et une durée de vie prolongée de l'unité de fusion.

6) Nettoyage : le tambour photoconducteur est nettoyé.

La dernière étape du processus d'impression de document prépare le tambour photoconducteur pour l'impression d'une nouvelle page. La racle retire toute particule de toner restante et le tambour photoconducteur est à nouveau prêt à être recouvert de toner. Enfin, une lampe à décharge permet d'éliminer les charges résiduelles du tambour photoconducteur, celui-ci est alors bien préparé pour la prochaine impression.

4.1.2 Phase de lecture

La numérisation d'un document via un scanner à plat est sans doute la plus répandue en bureautique. Il existe deux sortes de scanners à plat : ceux dont les capteurs de type CCD sont fixes et la partie mobile est un miroir et ceux dont les capteurs de type CIS (Contact Image Sensor) sont mobiles et appliqués directement contre la vitre. Parmi les autres types de scanners, on peut citer : les scanners à défilement où le document est entraîné comme un fax et les composants optiques restent fixes, les scanners à main où l'utilisateur déplace l'outil contre le document à numériser, les scanners à diapositives où la lumière traverse le document transparent, enfin les scanners à tambour où les documents sont enroulés autour d'un cylindre et ne doivent pas dépasser une certaine épaisseur.

Nous utiliserons par la suite un scanner à plat avec capteurs de type CCD dont les principaux composants sont : des capteurs CCD dédiés respectivement aux canaux Rouge, Vert et Bleu, la lampe et le convertisseur analogique-numérique. Le document à numériser est posé contre une vitre sous laquelle un miroir et une source de lumière effectuent ensemble un passage. La source lumineuse éclaire le document au travers de la vitre et la lumière réfléchie par le document est renvoyée par le miroir mobile à un système optique qui le transmet aux capteurs de type CCD. Le convertisseur analogique-numérique transforme l'information reçue en données numériques.

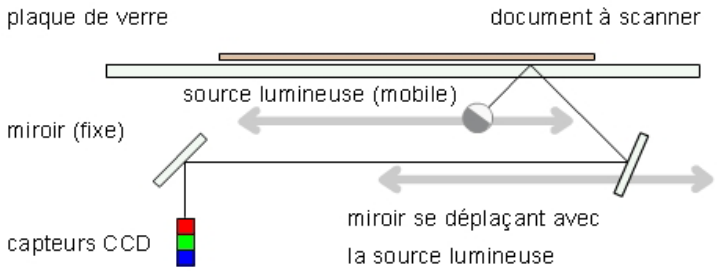


FIGURE 4.3 – Principe de fonctionnement d'un scanner à plat [Anseel 2007] avec capteurs de type CCD.

Vis-à vis de l'image numérique initiale, les phases d'impression-lecture induisent différentes déformations. Dans son article [Solanki 2006], Solanki illustre les diffé-

rentes déformations qui peuvent intervenir durant la chaîne d'impression-lecture par le schéma-bloc suivant :

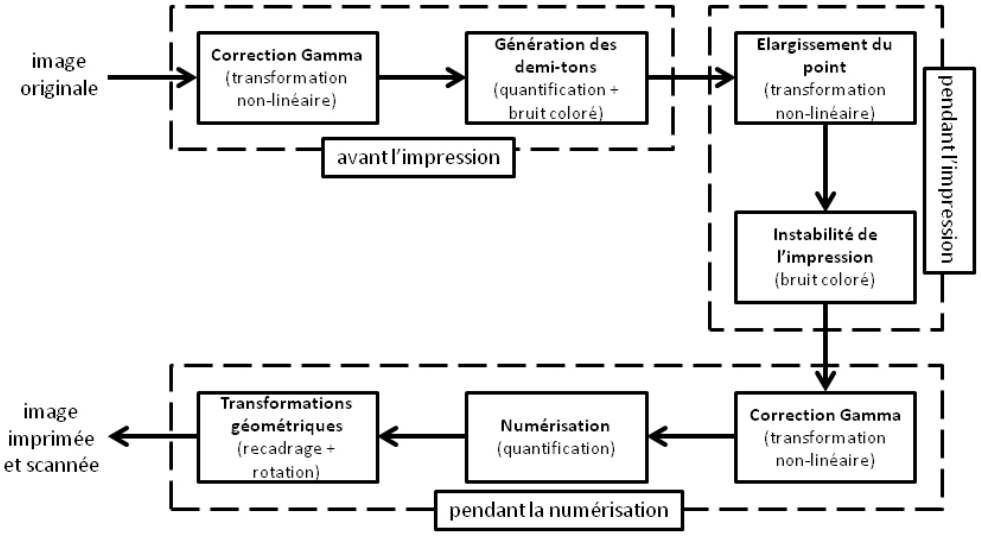


FIGURE 4.4 – Différentes déformations induites par la chaîne d'impression-lecture sur une image [Solanki 2006].

Les déformations d'image dues à l'impression-lecture sont au nombre de sept :

- la correction gamma de l'imprimante : pour avoir un rendu d'image imprimée proche de celui de l'écran, les imprimantes peuvent être pré-réglées avec cette transformation non-linéaire. Soit X la luminance d'un pixel avant impression, la correction de gamma consiste à imprimer un pixel de luminance X_p^{γ}

- la génération des demi-tons (« digital halftoning ») : à partir de l'image originale numérique en tons continus, une image binaire imprimable est calculée grâce à des algorithmes de conversion (cf exemple de la figure 4.1).

- l'élargissement du point (« dot gain ») : l'étalement du toner sur le papier (principalement fonction de la qualité du papier) produit un agrandissement des points. Ceux-ci occupent alors plus d'espace que prévu et peuvent souvent se superposer. Le point imprimé est donc plus large que prévu et l'image imprimée peut donc paraître plus sombre que l'image originale à cause de ce phénomène. Cette transformation est non-linéaire mais peut être approximée par un modèle, souvent pris en compte dans les algorithmes de conversion des images en demi-tons.

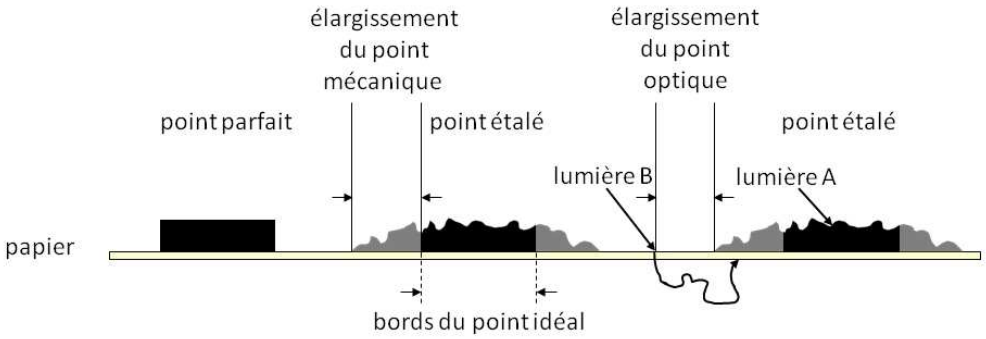


FIGURE 4.5 – Illustration représentant l'élargissement du point aussi appelé « dot gain ».

- l'instabilité de l'impression : les incertitudes lors du mécanisme d'impression peuvent conduire à un bruit sur l'image. Une conséquence de défaillance du mécanisme d'impression peut être par exemple le phénomène de « banding » où des bandes apparaissent suite à une répartition non homogène du toner sur le papier. Il s'agit ici de variations mineures de l'image.

- la correction gamma du scanner : pour un affichage agréable à l'écran, l'image scannée doit être compensée. Les valeurs de gris scannées sont élevées à la puissance $1/\gamma_s$ où γ_s est la valeur de gamma de l'écran affichant l'image [Poynton 1996].

- la numérisation : l'image scannée doit être quantifiée pour être enregistrée ; les erreurs de quantification seront encore plus fortes suite à la correction gamma du scanner.

- les transformations géométriques : lors de la numérisation, l'image subit une série de transformations géométriques telles que le recadrage, la rotation et le changement d'échelle. Certaines sont dépendantes du positionnement manuel de l'image et ne peuvent donc être évitées.

4.1.3 Modèles statistiques de la littérature

Pour avoir une première idée de la robustesse de notre algorithme de marquage et être à même de faire des simulations, nous cherchons une modélisation globale, simple de la chaîne d'impression-lecture dans la littérature. Décrivons trois types de modèles que l'on y rencontre. Nous adopterons au final un modèle simplifié, version dérivée du troisième type de modèles.

Pour modéliser le processus d'impression et de numérisation, nous devons considérer :

- les distorsions de valeurs de pixels en raison du processus d'impression-numérisation

- les distorsions géométriques (rotation, changement d'échelle, translation) qui peuvent être plus ou moins importantes.

4.1.3.1 Modèle de Lin et Chang

Lin et Chang décrivent dans [Lin 1999] les propriétés du processus d'impression-lecture et proposent un modèle. Les distorsions des valeurs de pixel sont dues aux variations de luminance, de contraste, de correction gamma, de chrominance (dans le cas d'impression couleur) ainsi qu'au flou de pixels adjacents. Ces distorsions sont perceptibles à l'œil.

La distorsion de bords d'image est due à la rotation, au changement d'échelle et au recadrage. Ces transformations ne sont pas perceptibles par l'œil mais peuvent être très problématiques pour le tatouage d'image par exemple.

Ils proposent un modèle de distorsion de valeurs de pixels en impression-lecture, en mettant l'accent sur la luminance et en considérant celle-ci comme le lieu de l'information embarquée.

En notant J l'image imprimée, leur modélisation de l'image scannée J' est donnée par la relation ci-dessous :

$$J' = K[J * \tau_1 + (J * \tau_2).N_1].s$$

avec :

- $K(x) = \alpha(x - \beta_x)^\gamma + \beta_K + N_2(x)$ la réponse du capteur où N_2 représente le bruit thermique et le bruit lié au courant d'obscurité ; les autres termes étant les ajustements de quantification et correction gamma.
- s la fonction d'échantillonnage
- N_1 un bruit blanc gaussien avec une valeur supérieure vers les bords
- τ_1 la réponse impulsionnelle optique (ou PSF) du scanner
- τ_2 la réponse impulsionnelle d'un filtre passe-haut mettant en évidence la variance du bruit plus élevée vers les bords.

Pour les déformations géométriques, les auteurs proposent une définition continue. En effet, les images étant discrétisées seulement au début et à la fin de la chaîne d'impression-lecture, durant celle-ci elles sont continues. L'image déformée, notée J_G peut donc s'écrire sous la forme : $J_G = G.J$ avec G l'opérateur de distorsion géométrique (combinaison de rotations, changements d'échelle et recadrages).

4.1.3.2 Modèle de Amiri et Jamzad

Dans l'article [Amiri 2009], le modèle proposé repose sur l'estimation empirique du bruit comme bruit dépendant de l'image et bruit indépendant de l'image. Les effets de l'impression-lecture sur les différents niveaux de gris et pour différents γ sont étudiés. Les auteurs constatent que le bruit dépendant de l'image peut être modélisé par une distribution gaussienne avec des paramètres dépendants des valeurs des niveaux de gris des pixels. En particulier, ils utilisent la moyenne et la variance du bruit de l'image qui dépendent des paramètres de niveaux de gris et de la correction gamma. Ils déterminent ces paramètres par des approximations polynomiales. Pour le bruit indépendant de l'image, ils impriment et scannent plusieurs fois différentes images de niveau de gris uniforme en définissant la différence entre deux images identiques comme le bruit. Ils modélisent le bruit indépendant de l'image en calculant une distribution proche de la distribution des échantillons observés. Enfin, pour tenir compte de l'influence des pixels voisins pour une valeur de pixel (par exemple, pour le « dot gain »), une classification est conçue afin de distinguer des classes d'images en fonction de leur complexité. Pour chaque classe, un réseau de neurones est formé afin d'obtenir l'image après influence des voisins. En entrée, le réseau utilise la valeur des pixels voisins pour donner en sortie la valeur du pixel étudié.

4.1.3.3 Modèle de Degara-Quintela et Perez-Gonzalez et Malvido

Dans le contexte des code-barres 2D, un modèle d'impression-lecture est proposé dans [Degara-Quintela 2003] et repris dans [Villàn 2005] et [Malvido 2006]. Le modèle de base a la forme suivante :

Soit X la valeur du niveau de gris du pixel de l'image considéré et Y la valeur du pixel modélisé après impression-lecture. Alors :

$$Y = G(W) + \eta$$

avec : $W = X * H$ et $\eta = F(G(W))\eta_1 + \eta_2$
où :
- le filtre linéaire H représente le flou causé par le filtrage passe-bas dû à l'imprimante de réponse impulsionnelle τ_p et par le filtrage passe-bas dû au scanner de réponse impulsionnelle τ_s : $H = \tau_p * \tau_s$
- les fonctions F et G sont non-linéaires. La réponse du capteur G est $G(W) = \alpha W^\beta$ où α et β sont des paramètres dépendants du dispositif.
- le terme η est un bruit additif composé des composantes aléatoires respectivement dépendantes et indépendantes de l'image. η_1 est le bruit du CCD (bruit de Poisson) et η_2 est un bruit thermique (bruit blanc gaussien).

Ce modèle est simplifié dans la version présentée ci-après, baptisée de modèle de Villàn dans [Villàn 2005].

4.1.3.4 Modèle de Villàn

Dans leur article [Villàn 2005], Villàn et al. proposent un modèle de la chaîne d'impression-lecture sous la forme :

$$Y = \Phi(X) + Z(X)$$

avec X le niveau de gris du pixel étudié, Y le niveau de gris de ce pixel après impression-lecture, Φ une fonction non-linéaire et Z un bruit modélisé par une distribution gaussienne généralisée aux paramètres dépendants de X. En pratique, la fonction Φ sera assimilée à la moyenne conditionnelle $\mu_{Y/X}$, la dispersion du bruit Z à $\sigma^2_{Y/X}$ et le modèle étalonné en imprimant et scannant plusieurs fois chaque niveau de gris. Avec les estimations de $\mu_{Y/X}$ et $\sigma^2_{Y/X}$, nous obtiendrons une caractérisation statistique simple du couple imprimante-scanner.

4.2 Etalonnage du modèle de Villàn et al.

Pour commencer, Villàn et al. construisent une mire composée de zones carrées (appelées aussi « patchs » par abus de langage), ayant chacune un niveau de gris différent. Ces zones sont espacées d'une distance de moitié leur dimension pour éviter les interférences. Les pixels du bord ne sont pas pris en compte.

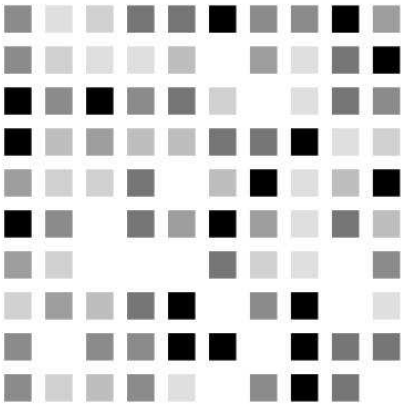


FIGURE 4.6 – Mire utilisée par Villàn [Villàn 2005] pour la modélisation de la chaîne d'impression-lecture.

Nous nous inspirons donc de ce modèle pour caractériser les modifications apportées aux niveaux de gris d'une image imprimée puis scannée avec notre chaîne d'impression-lecture. Notre chaîne d'impression-lecture est composée d'une imprimante laser HP LaserJet P3005dn et d'un scanner EPSON Perfection V700

Photo.

Nous disposons aléatoirement 16 patchs de niveaux de gris différents sur une ligne. Les mêmes patchs sont redisposés aléatoirement 16 fois pour obtenir une matrice :

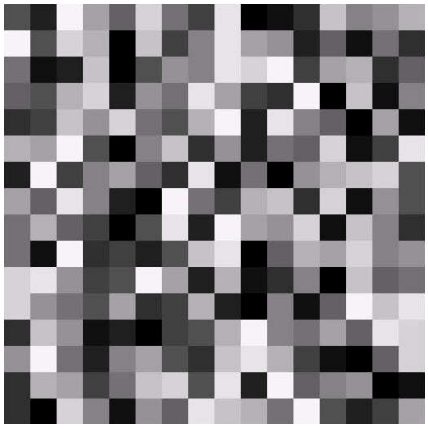


FIGURE 4.7 – Exemple de mire originale contenant les niveaux de gris : 0-16-32-48-64-80-96-112-128-144-160-176-192-208-224-240.

L'opération est répétée 16 fois avec une incrémentation d'une unité des niveaux de gris à chaque fois. On obtient ainsi 16 mires ayant tous les niveaux de gris de 0 à 255.

Ces mires sont ensuite imprimées et scannées :

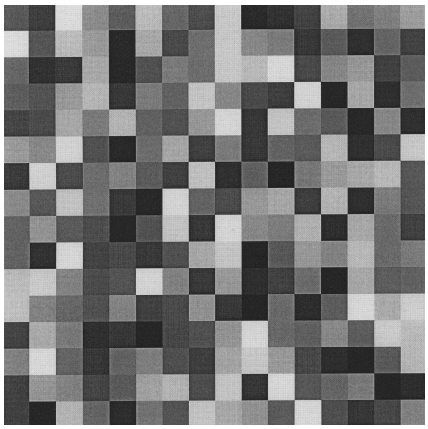


FIGURE 4.8 – Exemple de mire contenant les niveaux de gris : 0-16-32-48-64-80-96-112-128-144-160-176-192-208-224-240 imprimée et scannée.

Pour éviter les interférences entre patchs et ne pas prendre en compte les pixels

du bord, nous appliquons une grille de séparation des patchs :

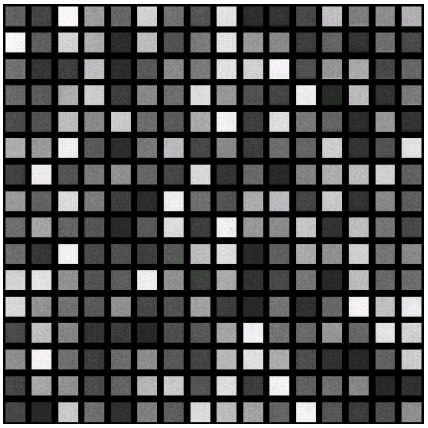
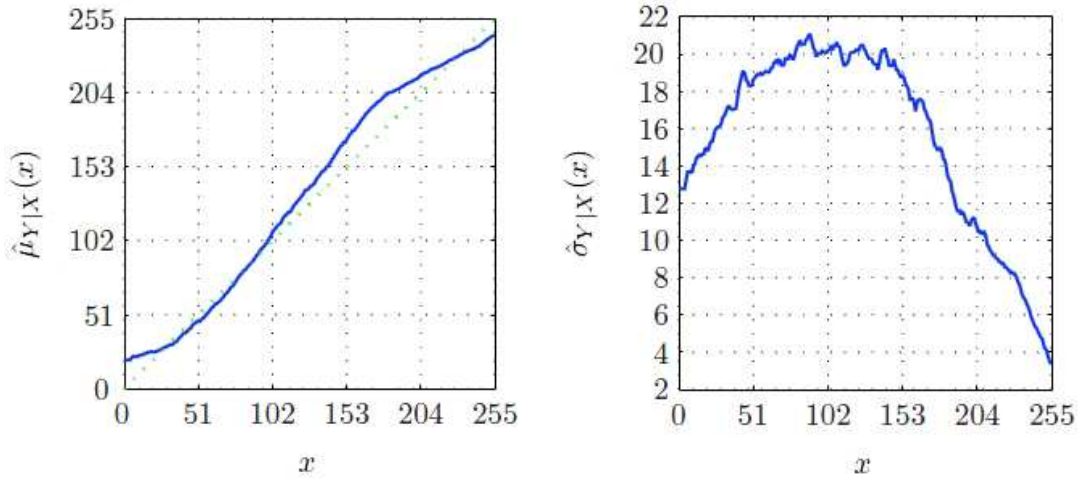


FIGURE 4.9 – Exemple de mire contenant les niveaux de gris : 0-16-32-48-64-80-96-112-128-144-160-176-192-208-224-240 imprimée et scannée avec grille de séparation.

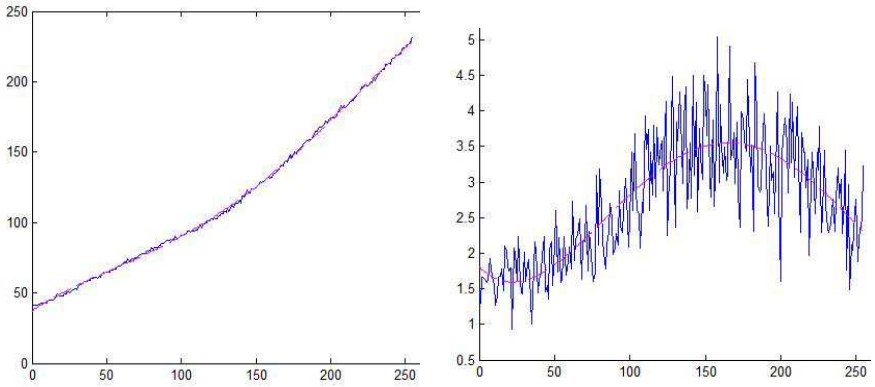
Une fois chaque niveau de gris imprimé et scanné, Villàn [Villàn 2005] distingue un couple d'imprimante-scanner par ses courbes de moyenne $\mu_{Y/X}$ et d'écart-type $\sigma_{Y/X}$ des patchs en fonction des niveaux de gris.



(a) moyenne $\mu_{Y/X}(x)$ (b) écart-type $\sigma_{Y/X}(x)$

FIGURE 4.10 – Exemple de mesures de la moyenne (a) et de l'écart-type (b) en fonction du niveau de gris initial x avec l'imprimante laser HP LaserJet 4350 et le scanner HP ScanJet 5300C (extrait de [Villàn 2008]).

En déterminant la moyenne et l'écart-type sur chaque niveau de gris de nos mires, nous obtenons des courbes de même types pour la moyenne et l'écart-type des patchs en fonction des niveaux de gris.



(a) moyenne $\mu_{Y/X}(x)$ (b) écart-type $\sigma_{Y/X}(x)$

FIGURE 4.11 – Niveau de gris moyen des patchs imprimés et scannés en fonction du niveau de gris initial x des patchs (a) et écart-type moyen des patchs imprimés et scannés en fonction du niveau de gris initial x des patchs (b) avec notre chaîne d'impression-lecture réelle composée de l'imprimante laser HP LaserJet P3005dn et du scanner EPSON Perfection V700 Photo.

Enfin, en appliquant ces valeurs dans le modèle de Villàn, nous pouvons simuler une image en sortie de notre chaîne d'impression-lecture. Le résultat obtenu semble *visuellement* assez réaliste.

(a) image Lena originale (b) image simulée Lena en sortie de notre chaîne d'impression-lecture (c) image Lena imprimée et scannée

FIGURE 4.12 – Exemple de simulation du modèle de Villàn de notre chaîne d'impression-lecture sur l'image Lena (b) et comparaison avec l'image Lena réellement imprimée et scannée (c).

Chapitre 5

Etude expérimentale du guillochage de Fresnel 3D

Sommaire

5.1 Base expérimentale d'images 80

5.2 Paramètres expérimentaux 81

5.2.1 Paramètres de l'algorithme de hachage robuste 81

5.2.2 Paramètres du codeur holographique 81

5.3 Résultats obtenus concernant la méthode de hachage robuste de Mihçak-Venkatesan 82

5.3.1 Robustesse de la méthode de hachage 82

5.3.2 Vérification du pouvoir discriminant de la méthode de hachage 85

5.4 Résultats obtenus concernant l'insertion de la signature . . 87

5.4.1 Influence visuelle 87

5.4.2 Robustesse du décodage 89

5.4.3 Robustesse de la méthode de hachage 94

5.5 Résultats obtenus concernant le guillochage de Fresnel 3D 96

5.5.1 Avec chaîne d'impression-lecture simulée 98

5.5.2 Avec chaîne d'impression-lecture réelle 103

5.6 Conclusion 111

L'étude préliminaire sur les guilloches de Fresnel que nous avons réalisée au chapitre 3 nous a permis de développer une technique de guillochage de Fresnel 3D que nous pouvons résumer par le logigramme suivant :

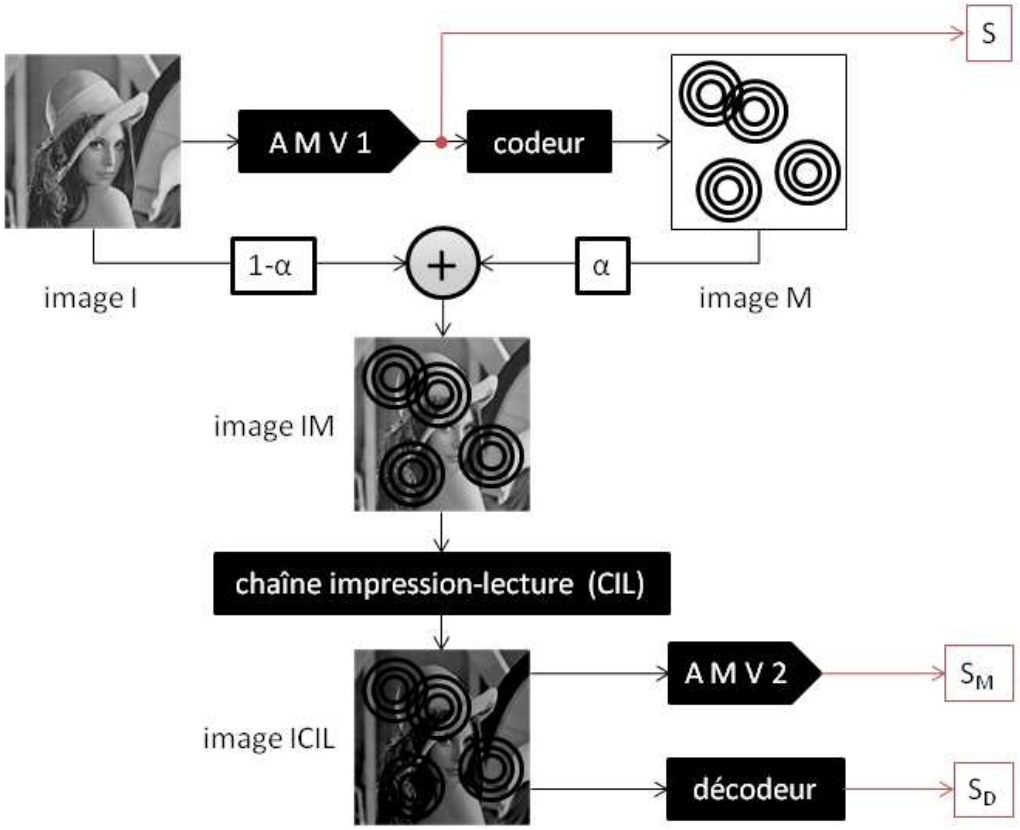


FIGURE 5.1 – Logigramme du guillochage de Fresnel 3D.

La signature S de l'image initiale I est obtenue par hachage robuste grâce à l'algorithme de Mihçak-Venkatesan [Mıhçak 2002] symbolisé par le bloc AMV1. Cette signature S est codée sous forme d'une figure de diffraction de 16 particules. Cette image de diffraction est appelée « marque » et notée M. La somme pondérée de I et M donne l'image marquée IM. C'est cette image IM qui est imprimée sur le document à protéger. Lors de l'analyse du document, une opération de lecture par un dispositif de type scanner fournit l'image $ICIL$ (Image après Chaîne d'Impression-Lecture). L'image $ICIL$ passe alors par un décodeur qui, par corrélation normalisée, restitue la signature codée sous forme d'hologramme. Cette signature, différente de S dans le cas d'un décodage erroné, est notée S_D. Un hachage de l'image IM par l'algorithme de Mihçak-Venkatesan, symbolisé par le bloc AMV2, donne la signature S_M de l'image marquée.

Si l'opération de codage et décodage par guillochage s'est réalisée correctement, nous devons avoir la double égalité :

$$S = S_D = S_M$$

.

Dans la première partie de l'étude, la chaîne d'impression-lecture sera supposée idéale, c'est-à-dire que l'image avant et après impression-lecture sera inchangée ($ICIL = IM$). L'influence de l'impression-lecture sera traitée au dernier paragraphe.

Par la suite, nous allons analyser plus finement le fonctionnement de chaque bloc et en déterminer les paramètres de réglage optimaux au sens de critères que nous préciserons plus en avant.

Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons la base d'images utilisée. Ensuite, nous précisons la valeur des paramètres de l'algorithme de hachage et du codeur holographique utilisés pour l'ensemble de l'étude. La troisième partie est consacrée à l'évaluation des performances de l'algorithme de hachage ; des résultats de tests de robustesse et de pouvoir discriminant sont présentés. Au paragraphe 4, nous mesurons de façon objective, les modifications visuelles apportées par l'insertion d'une signature. Dans cette partie, sont également traitées la robustesse du décodage de la signature et la robustesse de l'algorithme de hachage vis-à-vis de l'insertion de la signature. Finalement, au paragraphe 5, l'analyse des performances du guillochage de Fresnel 3D est abordée dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture simulée et dans le cas d'une impression réelle.

5.1 Base expérimentale d'images

Les expériences sont réalisées sur une série de 30 photographies d'identité, issues de la base d'images écossaise PICS (Psychological Image Collection at Stirling) - Aberdeen [Abe 2012], converties en niveaux de gris et tronquées pour avoir une taille de 512 pixels par 512 pixels.

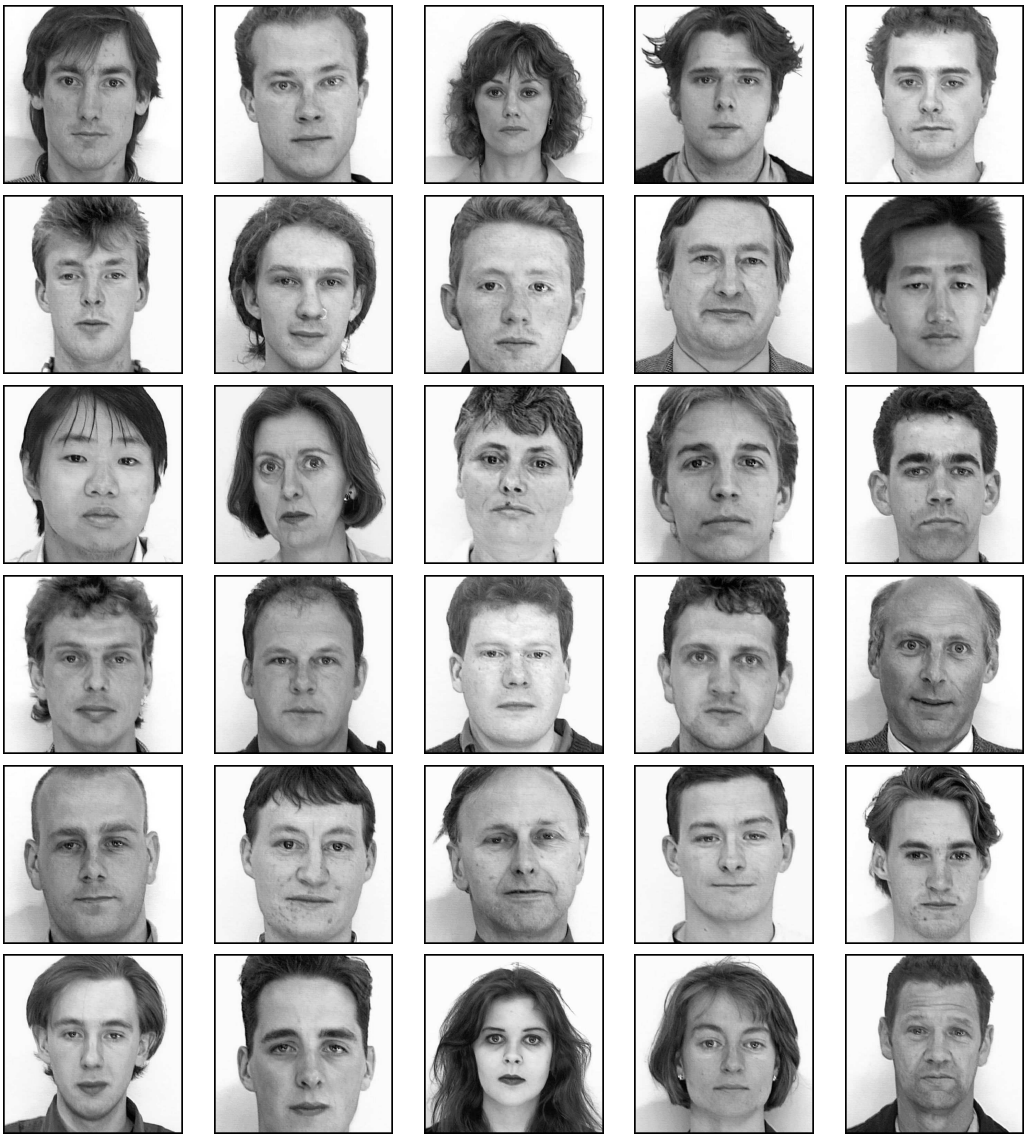


FIGURE 5.2 – Base expérimentale d'images constituée de 30 photographies d'identité en niveaux de gris de taille 512×512 pixels.

5.2 Paramètres expérimentaux

Les algorithmes de hachage robuste et d'insertion de la marque dans l'image sont détaillés aux paragraphes 2.2 et 3.5.4. Ils nécessitent un jeu de paramètres de réglage pour l'algorithme de hachage robuste et pour le codeur holographique, retenu pour l'ensemble de l'étude expérimentale.

5.2.1 Paramètres de l'algorithme de hachage robuste

L'algorithme de Mihçak-Venkatesan est paramétré pour donner une signature de 160 bits :

- Décomposition en ondelettes de Daubechies 8 (db8) de niveau 3
- Filtre médian 3×3 pixels
- Filtre moyenneur 3×3 pixels
- Filtre de vectorisation 3×3 pixels

5.2.2 Paramètres du codeur holographique

5.2.2.1 Encodage de la signature

L'encodage de la signature (cf § 3.4.2) crée un nuage S de $m = 16$ particules ponctuelles diffractantes par un choix de la taille du bloc élémentaire $n = 5$ bits ($N = 2nm = 2 \times 5 \times 16 = 160$). On travaillera ainsi avec une signature de longueur 160 bits.

5.2.2.2 Paramètres des figures de diffraction

Les paramètres des figures de diffraction sont choisis en suivant le formalisme de l'holographie numérique présenté au chapitre 3.

- Longueur d'onde : $\lambda = 532nm$
- Taille virtuelle du pixel du capteur : $\Delta_\xi = 10\mu m$
- Nombre minimum de franges : 20
- Nombre de pixels du capteur : $N = 512$

5.2.2.3 Paramètres de maillage 3D

L'encodage de la signature avec un codage des coordonnées x et y sur 5 bits (cf chapitre 3) implique un positionnement des particules diffractantes sur une grille de 32 lignes par 32 colonnes. Afin de minimiser les troncatures des hologrammes sur les bords des images, des marges de 8 pixels sont conservées sur les bords du capteur.

Pour assurer un positionnement correct des particules, le pas de la grille est choisi égal à 4 fois la résolution axiale à partir de z_{min}. Le nombre de profondeurs est de 16.

5.3 Résultats obtenus concernant la méthode de hachage robuste de Mihçak-Venkatesan

La publication de Mihçak-Venkatesan [Mıhçak 2002] introduit un hachage robuste d'images mettant en œuvre deux algorithmes : un « algorithme B » qui réalise un partitionnement aléatoire de l'image en fenêtres et un « algorithme A » qui enchaîne sur chacune des fenêtres de manière itérative un filtrage d'ordre et un filtrage linéaire avant binarisation, jusqu'à stabilisation. Un tel double filtrage peut être a priori favorable dans notre situation en tolérant des erreurs résiduelles liées au marquage via un signal modulé en fréquence. Dans la publication, seuls des tests de robustesse de l'algorithme A, partie centrale de la méthode, sont présentés. La robustesse de l'algorithme complet (algorithmes A et B) devra donc être étudié. Nous le ferons en considérant les principales modifications d'image que nous pouvons rencontrer en authentification de photographies d'identité. D'autre part, si Mihçak-Venkatesan illustrent leur algorithme sur trois images de nature très différentes : Lena (un visage), Baboon (un babouin) et Goldhill (un village), nous tenterons de discriminer des images d'identité, d'une proximité visuelle naturellement plus grande.

Nous présentons ici une étude de la robustesse et du pouvoir discriminant de la méthode de hachage sur la base d'images présentée au paragraphe 5.1.

5.3.1 Robustesse de la méthode de hachage

5.3.1.1 Transformations d'image classiques

Nous évaluons tout d'abord la robustesse de l'algorithme de Mihçak-Venkatesan à des transformations « classiques » d'image (filtres linéaires, transformations géométriques, etc.) sur l'image Lena et pour deux photographies considérées comme représentatives de la base d'images (en numérotant de gauche à droite et de haut en bas, les photographies d'identité retenues sont la première et la vingt-huitième). Pour cela, nous appliquons les mêmes transformations que celles appliquées dans la publication originelle de la méthode de hachage [Mıhçak 2002] et nous mesurons de

même la distance de Hamming normalisée DH entre la signature de l'image originale et la signature de l'image transformée.

Transformations	Lena	photo 1	photo 28
Ajout de bruit blanc gaussien ($variance = 0.04$)	5,63 %	2,50 %	2,50 %
Egalisation d'histogramme	3,13 %	3,13 %	1,87 %
Filtrage gaussien 3×3	0,00 %	0,63 %	1,87 %
Réhaussement de contraste 3×3	2,50 %	5,63 %	2,50 %
Filtre moyenneur 4×4	4,37 %	2,50 %	0,63 %
Translation 1 pixel	3,75 %	2,50 %	3,13 %
Translation 5 pixels	15,00 %	8,13 %	8,13 %
Translation 10 pixels	18,12 %	10,00 %	13,75 %
Rotation 1 degré	7,50 %	5,63 %	5,63 %
Rotation 2 degrés	9,38 %	5,63 %	8,75 %
Rotation 5 degrés	14,37 %	11,87 %	15,00 %
Homothétie $0,9$	21,25 %	21,25 %	26,25 %
Homothétie $0,99$	6,88 %	10,63 %	10,00 %
Homothétie $0,999$	1,87 %	1,87 %	2,50 %
Homothétie $1,001$	4,37 %	1,87 %	1,25 %
Homothétie $1,01$	6,25 %	4,37 %	2,50 %
Homothétie $1,1$	26,87 %	11,87 %	15,00 %

FIGURE 5.3 – Distance de Hamming normalisée entre la signature des images originales et la signature des images transformées pour l'image Lena et les photographies d'identité 1 et 28 (Fig 5.2).

Nous obtenons, pour l'algorithme B, des distances proches de celles obtenues par Mihçak-Venkatesan dans leur publication [Mıhçak 2002] pour l'algorithme A.

5.3.1.2 Altérations d'image spécifiques à l'authentification de photographies d'identité

Les photographies d'identité sont amenées à subir différentes altérations, résultant d'un usage ou d'une attaque volontaire. Celles infligées ci-après donnent une idée de leur impact en terme de distance de Hamming normalisée sur la valeur de la signature.

Image griffée : Des griffures sont appliquées à l'image originale Lena.

FIGURE 5.4 – Image originale Lena et image griffée Lena : $DH = 2,50$ %.

Image tâchée : Une tâche est ajoutée au centre de l'image Lena.

FIGURE 5.5 – Image originale Lena et image tâchée Lena : $DH = 6,25$ %.

Image vieillie : L'image Lena est vieillie artificiellement via la fonction « presse-bouton » de vieillissement sous le logiciel Inkscape.

FIGURE 5.6 – Image originale Lena et image vieillie Lena : $DH = 18,75$ %.

Image imprimée et scannée

FIGURE 5.7 – Image originale Lena et image Lena imprimée et scannée : $DH = 7,50$ %.

Le changement de la valeur de la signature s'explique par les différentes transformations auxquelles est soumise l'image lors de l'impression-lecture : transformations géométriques, transformations des niveaux de gris, etc. Dans les essais d'altérations de la photo testés, la plus pénalisante a été clairement le vieillissement qui engendre une transformation des niveaux de gris (cf Fig. 5.6 de droite).

5.3.2 Vérification du pouvoir discriminant de la méthode de hachage

L'algorithme de hachage de Mihçak-Venkatesan que nous avons retenu doit avoir comme propriété, outre celle de robustesse (cf 5.3.1 ci-dessus), de permettre de discriminer deux images entre elles. En effet, sa robustesse peut s'avérer être antagoniste à son pouvoir de discrimination. Le fait que cet algorithme permette de reconnaître la similitude entre une image et la même image entachée de défauts pourrait laisser penser, dans le cas de comparaison de deux images différentes mais de même nature, ici des images de visage, que la discrimination ne soit pas efficace. Nous testons ce pouvoir de discrimination sur la base d'images présentée en début de chapitre.

Le pouvoir discriminant de l'algorithme de Mihçak-Venkatesan est évalué en mesurant la distance de Hamming entre les signatures S respectives des images. Nous présentons les résultats sous la forme de diagramme radar où pour chaque diagramme, la distance entre l'image de référence (chacune des 30 images tour à tour) et les images de la base sont exprimées sous la forme de rayon vecteur dont le module est proportionnel à la distance de Hamming.

– Pour chaque diagramme, les modules des rayons vecteurs sont normalisés par rapport à la plus grande distance de Hamming présente entre l'image de

référence et l'ensemble des autres images.

– Le logiciel utilisé (MATLAB) affecte un rayon vecteur de longueur arbitraire non nulle au tracé correspondant à la distance (nulle) de l'image de référence à elle-même.

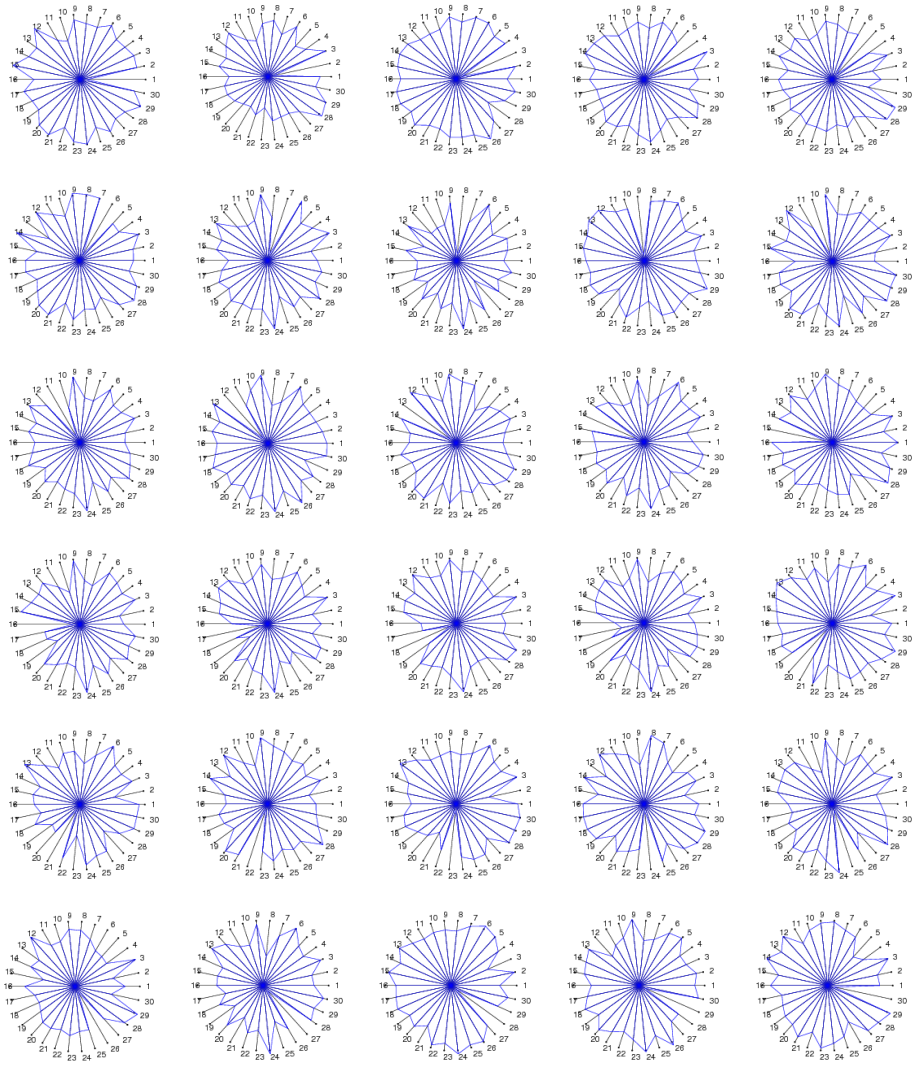


FIGURE 5.8 – Diagrammes radars des images de la base expérimentale d'images pour la distance de Hamming.

La distance de Hamming entre deux images différentes est en moyenne de $(25,5 \pm 5,3)\%$ et au minimum de $8,1\%$. Ainsi, un quart des bits de la signature permettent en moyenne, de discriminer les 30 images les unes des autres ; dans le pire des cas, moins d'un bit sur dix permettent leur différenciation.

En conclusion, nous pouvons dire que la méthode de Mihçak-Venkatesan présente à la fois une certaine robustesse vis-à-vis des transformations classiques et spécifiques à notre application, et permet une discrimination acceptable bien que réduite dans le cadre d'images de nature semblable, telles que des images de type anthropométriques (alors que l'algorithme A fournit une binarisation de visage, systématiquement centré dans l'image pour une photographie d'identité).

5.4 Résultats obtenus concernant l'insertion de la signature

Le niveau d'insertion de la marque est un paramètre fondamental de la méthode de guillochage holographique GF3D. Un niveau d'insertion fort facilitera le décodage de la signature S mais dégradera l'aspect visuel et pourra même modifier la signature de l'image malgré la robustesse de l'algorithme de Mihçak-Venkatesan. A contrario, un niveau d'insertion faible modifiera peu l'image, donc sera sans effet sur son aspect visuel et sa signature, mais rendra le décodage difficile voire impossible. Par conséquent, nous étudions dans ce paragraphe l'influence du niveau d'insertion de la marque :

- sur la dégradation de l'aspect visuel,
- sur le décodage de la signature,
- sur la modification de la signature de l'image.

5.4.1 Influence visuelle

Nous évaluons l'influence du niveau d'insertion α de la signature sous la forme d'hologramme sur l'aspect visuel au moyen de la mesure $MSSIM$ [Wang 2004] sur l'image Lena.

Contrairement à une mesure de qualité de signal telle qu'une différence pixel à pixel entre deux images I_1 et I_2 comme l'erreur quadratique moyenne (MSE), la mesure $SSIM$ (Structural SIMilarity) évalue la similarité structurelle existant entre les deux images. Cette mesure prend en compte la sensibilité de l'œil humain aux changements de structures dans les images.

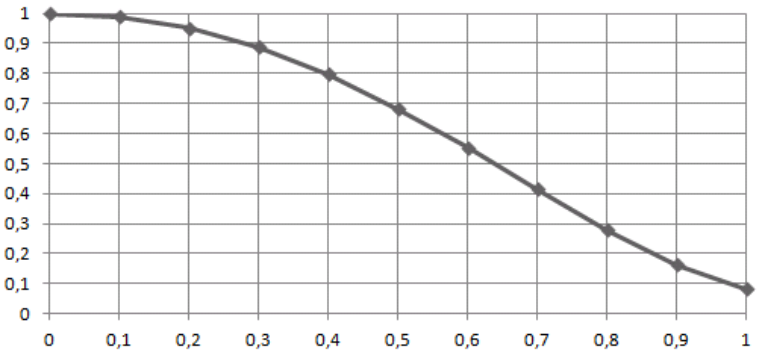
La mesure entre deux fenêtres x et y de taille $N \times N$ appartenant respectivement à I_1 et I_2 est :

$$SSIM(x,y) = \frac{2\mu_x\mu_y + (k_1L)^2}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + (k_1L)^2} \cdot \frac{2\sigma_{xy} + (k_2L)^2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + (k_2L)^2}$$

avec μ la moyenne, σ la variance de la fenêtre, L la dynamique des valeurs des pixels. Par défaut, k_1 et k_2 sont fixés respectivement à $0,01$ et $0,03$. Ces deux variables sont destinées à stabiliser la division quand le dénominateur est très faible.

La mesure de la similarité $SSIM$ est appliquée sur M fenêtres des deux images I_1 et I_2. La similarité entre les deux images est alors caractérisée par la moyenne des mesures appelée $MSSIM$:

$$MSSIM(I_1, I_2) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^{M} SSIM(x_j, y_j)$$



α	MSSIM
0	1
0,1	0,99
0,2	0,95
0,3	0,89
0,4	0,80
0,5	0,68
0,6	0,55
0,7	0,41
0,8	0,28
0,9	0,16
1	0,08

FIGURE 5.9 – Mesure de similarité $MSSIM$ entre l'image Lena originale et l'image Lena avec insertion α de la marque.

(a) $\alpha = 0$

(b) $\alpha = 0,1$

(c) $\alpha = 0,2$

(d) $\alpha = 0,3$

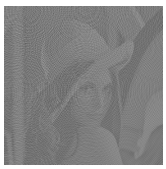
(e) $\alpha = 0,4$

(f) $\alpha = 0,5$

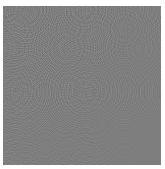
(g) $\alpha = 0,6$

(h) $\alpha = 0,7$

(i) $\alpha = 0,8$



(j) $\alpha = 0,9$



(k) $\alpha = 1$

FIGURE 5.10 – Images Lena avec insertion de la marque pour les différents taux α.

La perte de qualité visuelle d'une image est subjective. Dans le domaine médical par exemple, Derraz et al. [Derraz 2004] considèrent que la compression d'une image avec un $MSSIM$ supérieur à $0,8$ donne une image de qualité correcte pour l'aide au diagnostic. Dans le cas qui nous concerne, les images de la figure 5.10 montrent que pour un taux d'insertion supérieur à $0,4$, donc pour un $MSSIM$ inférieur à $0,8$, les anneaux constituent une gêne visuelle. De plus, des anneaux trop marqués peuvent faciliter une tentative de décodage illicite. En conséquence, nous fixons le taux d'insertion maximal tolérable inférieur ou égal à $0,4$.

5.4.2 Robustesse du décodage

Lors d'une opération d'impression-lecture, l'image est soumise à des transformations géométriques et à des modifications des niveaux de luminance. Nous devons nous assurer que la méthode de décodage par corrélation de la signature retenue est suffisamment robuste vis-à-vis de ces modifications. Pour cela, après avoir déterminé le taux d'insertion nécessaire pour avoir une détection correcte et sans gêne visuelle, nous testons le décodage de la signature successivement à des transformations géométriques élémentaires de type translation, rotation et homothétie. La robustesse au changement d'échelle des gris se fera à partir d'une simulation de la chaîne impression-lecture (cf chapitre 4) utilisée pour les tests sur chaîne réelle. La robustesse aux aléas que peut subir une photographie, griffure, tâche, vieillissement du support sera également testée.

5.4.2.1 Détermination du taux optimal d'insertion

Nous insérons une marque correspondant à une signature codée sur 160 bits donc représentée par 16 particules diffractantes. Les images choisies pour l'étude sont Lena et la base d'images. L'erreur de décodage est exprimée sous forme de Distance de Hamming DH entre la signature réellement insérée S et la signature décodée S_D. DH sera exprimée en distance normalisée et en nombre de bits.

α	DH (%)	DH (bits)
0,1	2,50	4
0,2	0	0
0,3	0	0
0,4	0	0
0,5	0	0
0,6	0	0
0,7	0	0
0,8	0	0
0,9	0	0
1	0	0

FIGURE 5.11 – Distance de Hamming DH en fonction du taux d'insertion α pour l'image Lena.

Sur l'image Lena, un taux d'insertion α assurant un décodage correct sans gêne visuelle, peut être choisi dans l'intervalle $[0,2\ ;\ 0,4]$.

Pour s'assurer de la validité de cet intervalle, nous le vérifions sur l'ensemble de la base d'images.

α	DH (%) moyenne	DH (bits) moyenne
0,1	11,90	19,008
0,2	0,13	0,208
0,3	0	0
0,4	0	0
0,5	0	0

FIGURE 5.12 – Distance de Hamming DH moyenne en fonction du taux d'insertion α pour la base d'images.

La mesure de la distance de Hamming DH moyenne sur l'ensemble de la base expérimentale d'images montre que le taux d'insertion optimal assurant une détection correcte sans gêne visuelle se trouve dans l'intervalle $[0,3\ ;\ 0,4]$.

5.4.2.2 Etude de la robustesse du décodage à une translation

Le décodage se fait sur l'image Lena translatée en abscisse et en ordonnée. Le décodage donne la même distance de Hamming pour un taux d'insertion $\alpha \in [0,3\ ;\ 0,4]$.

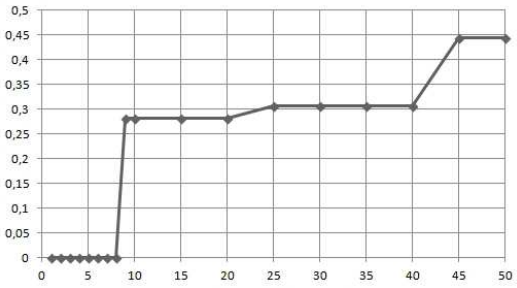


FIGURE 5.13 – Distance de Hamming DH en fonction du nombre de pixels de translation pour l'image Lena.

Les résultats du graphique 5.13 montrent que dans le cas d'un décalage supérieur à 8 pixels de l'image, la détection de la signature ne peut pas s'effectuer correctement. Pour pallier ce problème, il faudrait disposer de points de référence sur l'image, d'où l'idée d'ajouter une mire à l'image. Cette mire ne devant pas être visible, elle est également ajoutée sous forme d'hologramme. Quatre points de référence sont positionnés aux quatre coins du plan 1 du volume de diffraction avec des marges

de 50 pixels. Ces quatre points de référence ayant une position connue a priori, le recalage lors du décodage de l'ensemble des points de la signature est alors possible.

5.4.2.3 Etude de la robustesse du décodage à une rotation

Le décodage se fait sur l'image Lena ayant subi une rotation autour de son centre. Le décodage donne la même distance de Hamming pour un taux d'insertion $\alpha \in [0,3\ ;\ 0,4]$.

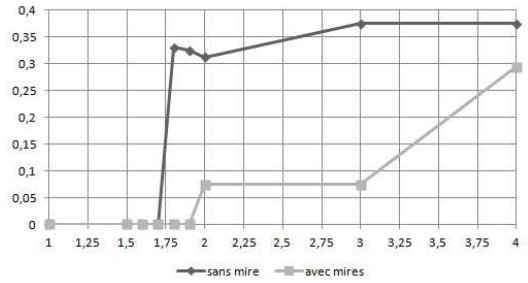


FIGURE 5.14 – Distance de Hamming DH en fonction de l'angle de rotation pour l'image Lena.

La mire ajoutée à la marque permet de corriger l'effet de la rotation sur la distance de Hamming jusqu'à un angle de 2 degrés. Au-delà, la correction devient moins efficace car la corrélation de détection se fait entre un hologramme de marque ayant subi une rotation et un hologramme de référence n'ayant pas subi de rotation. Pour pallier ce problème, il faudrait réaliser une détection itérative en faisant tourner l'hologramme de référence jusqu'à trouver le maximum de corrélation des points de la mire.

5.4.2.4 Etude de la robustesse du décodage à une homothétie

Le décodage se fait sur l'image Lena ayant subi une homothétie. L'homothétie est réalisée en utilisant une interpolation bicubique.

homothétie	sans mire	avec mires
0,99	16,25	non détection de la mire
0,999	0	0
1,001	0	0
1,01	28,75	non détection de la mire

FIGURE 5.15 – Distance de Hamming (en %) en fonction du coefficient d'homothétie pour un taux d'insertion α de $0,3$ sur l'image Lena.

homothétie	sans mire	avec mires
0,99	16,25	non détection de la mire
0,999	0	0
1,001	0	0
1,01	24,37	non détection de la mire

FIGURE 5.16 – Distance de Hamming (en %) en fonction du coefficient d'homothétie pour un taux d'insertion α de $0,4$ sur l'image Lena.

La faible robustesse de l'algorithme de détection à l'homothétie vient du fait qu'appliquer une homothétie positive (respectivement négative) augmente (respectivement diminue) le diamètre des anneaux de la figure de diffraction, donc déplace artificiellement les particules codantes suivant l'axe des z dans le sens positif (respectivement négatif). Une solution à ce problème consiste à effectuer une recherche itérative de la mire par corrélation en appliquant un facteur d'homothétie à l'hologramme de référence et en le modifiant à chaque itération.

5.4.2.5 Robustesse du décodage aux altérations spécifiques

Nous reprenons l'image Lena marquée avec l'hologramme de sa signature et lui appliquons les modifications de type griffure, tâche et vieillissement.

FIGURE 5.17 – Images Lena modifiées avec insertion de la marque pour le taux $\alpha = 0,3$.

Pour $\alpha \in [0,3\ ;\ 0,4]$, l'image griffée et l'image tâchée sont décodée parfaitement. Par contre, l'image vieillie ne peut être décodée.

Les deux premières dégradations agissent comme un masquage qui n'affecte que faiblement la reconstruction de l'hologramme pourvu qu'il reste essentiellement partiel. En revanche, le vieillissement qui affecte les niveaux de gris de tous les pixels cause une atténuation de l'hologramme sur sa totalité.

5.4.2.6 Etude de la robustesse du décodage sur la base d'images imprimée et scannée

Pour chaque image de la base expérimentale, sa signature est déterminée par hachage puis insérée sous forme d'hologrammes avec les deux valeurs extrêmes de l'intervalle $\alpha \in [0,3\ ;\ 0,4]$. Les images sont ensuite imprimées sur papier ordinaire blanc de grammage $80g/m^2$. Les images sont ensuite scannées. Les résolutions d'impression et de numérisation sont celles choisies pour la modélisation de la chaîne d'impression-lecture (cf chapitre 4).

FIGURE 5.18 – Exemple d'images représentatives de la base expérimentale d'images marquées avec un taux d'insertion de $0,3$ après impression et numérisation située en annexe B.

FIGURE 5.19 – Exemple d'images représentatives de la base expérimentale d'images marquées avec un taux d'insertion de $0,4$ après impression et numérisation située en annexe B.

Pour chaque image de la base expérimentale, la signature est parfaitement détectée pour les deux valeurs du taux d'insertion testées. Nous avons donc sur l'ensemble

de la base, pour chaque image, la relation :

$$S_D = S$$

où S_D représente la signature décodée et S la signature obtenue par hachage robuste de l'image originale.

5.4.3 Robustesse de la méthode de hachage

Le choix du taux d'insertion optimal ($\alpha = 0,3$ ou $0,4$), permet d'avoir la signature décodée S_D d'une image égale à sa signature obtenue par hachage robuste S. Pour s'assurer de l'authenticité de l'image, il faudrait idéalement que la signature obtenue par hachage robuste de l'image marquée S_M soit égale à S. La signature S d'une image doit donc rester la même après insertion de la marque holographique pour avoir la double égalité : $S = S_D = S_M$.

Nous testons cette invariance de S sur la base expérimentale des 30 images pour les deux taux d'insertion retenus en mesurant la distance de Hamming moyenne entre S et S_M pour l'ensemble de la base d'images.

α	DH moyenne (%)	nombre d'images présentant des erreurs
0,3	2,00	25
0,4	2,04	25

FIGURE 5.20 – Distance de Hamming moyenne entre S et S_M et nombre d'images erronées pour $\alpha = 0,3$ et $0,4$.

Pour les taux d'insertion optimaux ($0,3$ et $0,4$) retenus, nous voyons sur le tableau 5.20 que sur l'ensemble de la base d'images, l'invariance n'est pas assurée. La robustesse de l'algorithme de Mihçak-Venkatesan à l'insertion d'une marque pour les taux retenus s'avère ainsi être insuffisante. Pour pallier ce problème, nous introduisons dans notre algorithme de détection une nouvelle phase que nous baptisons phase de gommage [Soulez 2007]. Cette phase de gommage est schématisée par le logigramme ci-après :

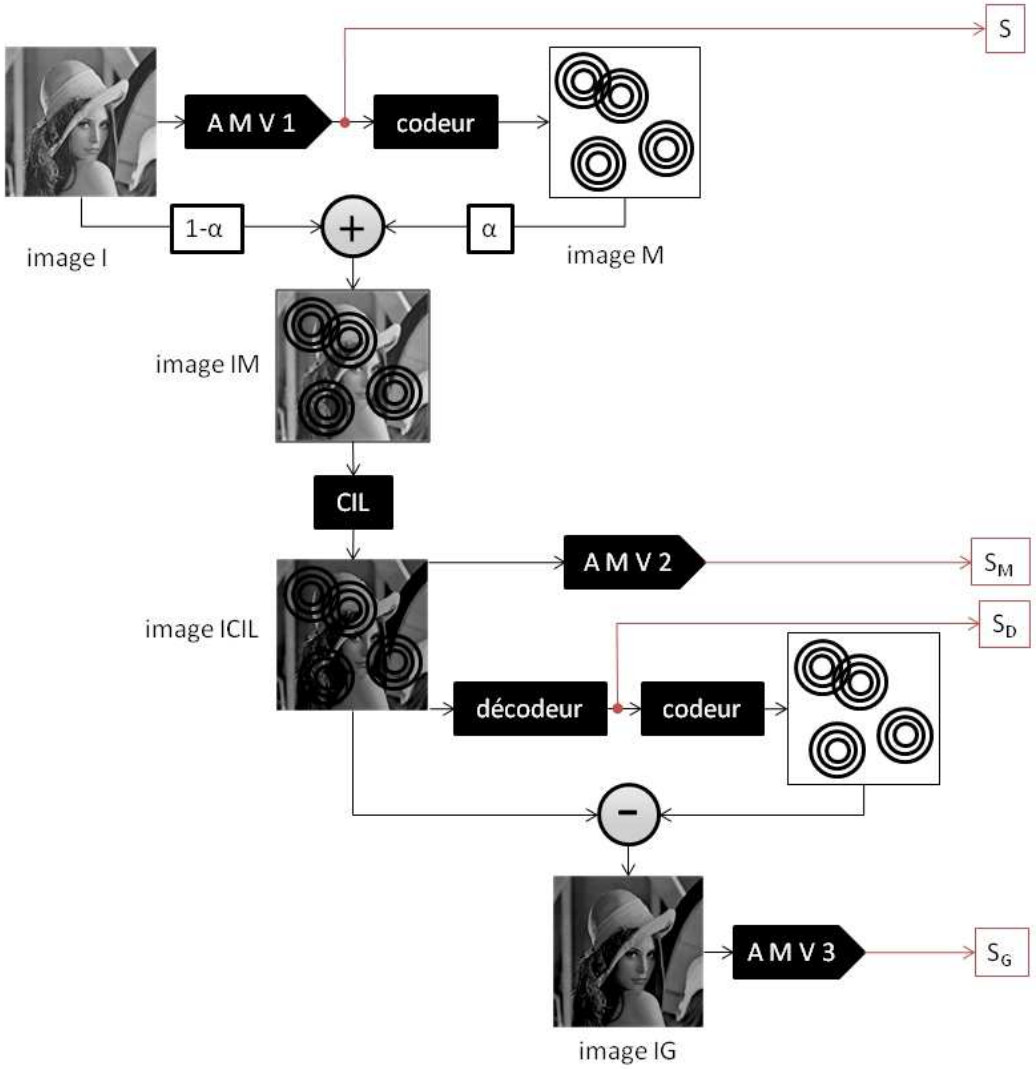


FIGURE 5.21 – Logigramme du guillochage de Fresnel 3D avec gommage.

L'opération de décodage étant supposée nous donner, pour les taux d'insertion retenus, une signature S_D telle que S_D est égale à S, il est possible de régénérer la figure de diffraction correspondant à la signature. Cette figure de diffraction peut alors être soustraite à l'image marquée pour donner une image gommée I_G. Le hachage de cette image par l'algorithme de Mihçak-Venkatesan donne une signature notée S_G qui peut alors être comparée à la signature S.

Pour les deux taux d'insertion, les tests effectués sur la base d'images donnent une distance de Hamming nulle. Ainsi l'opération de gommage permet d'obtenir un

hachage robuste invariant tel que

$$S_G = S$$

.

Nous sommes en effet dans un cas idéal de simulation où l'on ajoute puis retranche les mêmes hologrammes à l'image d'accueil : seule une erreur résiduelle liée à la précision des calculs subsiste sur l'image d'accueil reconstruite après insertion et gommage. Cette erreur est très faible ($\sim 10^{-16}$) comme le montre l'image 5.22 ci-dessous et en conséquence ne modifie pas le hachage. Il est bien évident que le problème sera beaucoup plus complexe lors d'une opération réelle d'impression-lecture. L'étude de ce problème fera l'objet du paragraphe suivant.

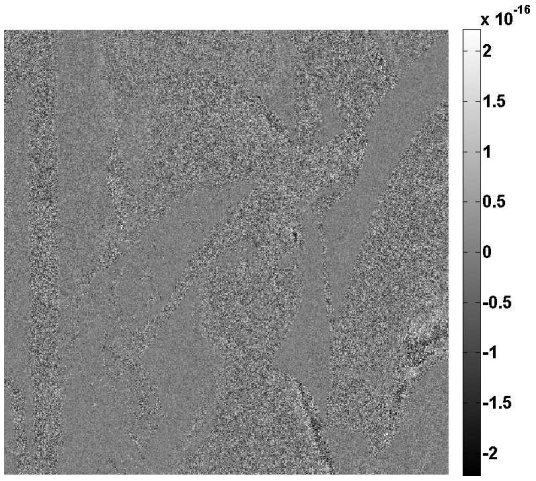


FIGURE 5.22 – Résidu de l'opération de gommage - $\alpha = 0,4$.

5.5 Résultats obtenus concernant le guillochage de Fresnel 3D

La première étape consiste en un test des performances du guillochage de Fresnel 3D sur une chaîne d'impression-lecture simulée. Le modèle utilisé pour cette simulation de notre chaîne d'impression-lecture, composée d'une imprimante laser HP LaserJet P3005dn et d'un scanner EPSON Perfection V700 Photo, est le modèle de Villàn que nous décrivons au chapitre 4.

La deuxième partie de ce paragraphe est consacrée à des tests grandeur nature sur la même chaîne d'impression-lecture, c'est-à-dire avec impression des images sur un support papier.

Dans les deux parties, nous testons trois possibilités de hachage après que l'image soit passée à travers la chaîne d'impression-lecture :

- hachage sans correction : le hachage de l'image est réalisé directement sur l'image scannée. Il génère la signature S_M.

- hachage avec correction de la chaîne d'impression-lecture (CIL) : une correction de l'image par une inversion du modèle de la chaîne d'impression-lecture est réalisée avant la phase de hachage. Il génère la signature S_C.

- hachage avec gommage : l'image est corrigée par l'inversion du modèle de la chaîne d'impression-lecture, puis une opération de gommage est effectuée avant le hachage. Il génère la signature S_G.

L'obtention de ces trois signatures peut se schématiser par le logigramme :

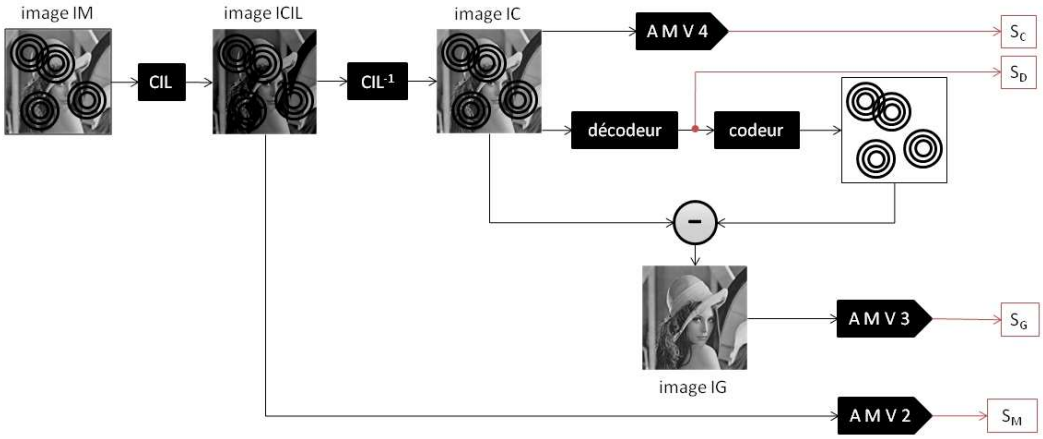


FIGURE 5.23 – Logigramme des signatures S_C, S_D, S_G et S_M.

A partir de ces signatures, nous pouvons définir trois distances de Hamming par rapport au hachage de l'image originale, donc par rapport à la signature de l'image S :

- d_{CIL} : distance de l'image après impression-lecture

$$d_{CIL} = DH(S_M, S)$$

- d_C : distance de l'image après correction de la chaîne d'impression-lecture

$$d_C = DH(S_C, S)$$

- d_G : distance de l'image gommée

$$d_G = DH(S_G, S)$$

L'ensemble des tests est mené sur la base expérimentale d'images avec les taux optimaux d'insertion $0,3$ et $0,4$.

5.5.1 Avec chaîne d'impression-lecture simulée

Dans cette étude, l'image imprimée et scannée est obtenue par une simulation de la chaîne d'impression-lecture : l'image marquée IM en entrée de la chaîne d'impression-lecture est traitée selon le modèle de Villàn. L'image en sortie est l'image $ICIL$.

5.5.1.1 Décodage de la signature

Le test de décodage de la signature S_D est passé avec succès sur l'ensemble des 30 images de la base expérimentale pour les deux taux d'insertion optimaux :

$$S_D = S$$

.

5.5.1.2 Hachage robuste

Les diagrammes à barres 5.24 et 5.25 donnent les résultats obtenus sur la base expérimentale de 30 images marquées.

Remarque : Pour une facilité de lecture, les distances de Hamming sur les diagrammes à barres sont exprimées en nombre de bits.

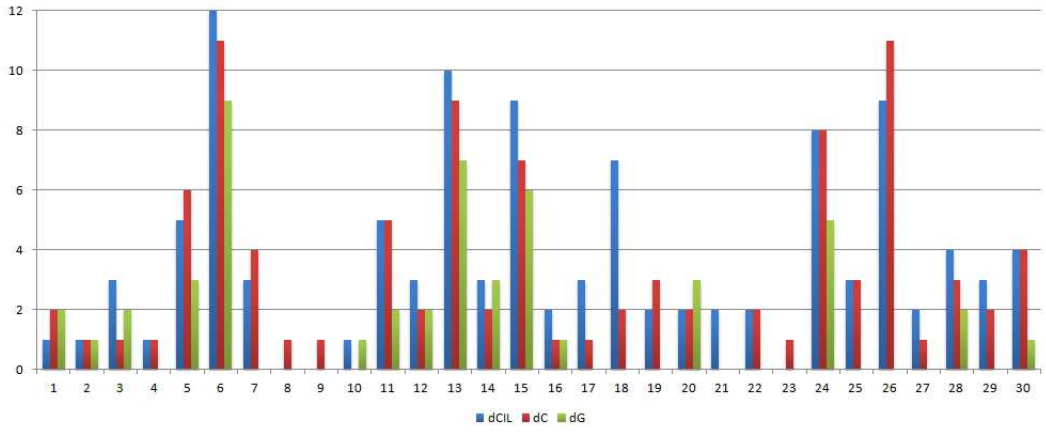


FIGURE 5.24 – Distances d_{CIL}, d_C et d_G pour un taux d'insertion de $0,3$ dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture simulée ($\overline{d_{CIL}} = 2,3\%$,$\overline{d_C} = 2,0\%$,$\overline{d_G} = 1,0\%$).

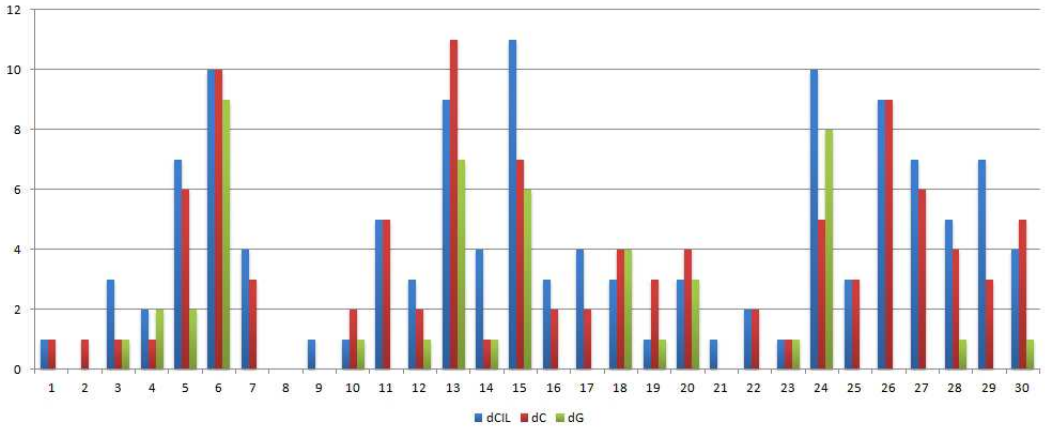


FIGURE 5.25 – Distances d_{CIL}, d_C et d_G pour un taux d'insertion de $0,4$ dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture simulée ($\overline{d_{CIL}} = 2,6\%$,$\overline{d_C} = 2,2\%$,$\overline{d_G} = 1,0\%$).

On constate, pour les trois distances étudiées, qu'aucune ne fournit une distance nulle pour l'ensemble de la base d'images.

Pour les distances d_{CIL} et d_G, cela s'explique car le hachage se fait sur des images avec des anneaux. Pour la distance d_G, on pourrait espérer avoir une distance nulle pour l'ensemble de la base : c'est le cas seulement d'environ une moitié des images. Afin d'analyser l'efficacité du gommage pour une image parfaitement corrigée, par exemple pour l'image 1 ($d_G = 0$) et pour une image partiellement corrigée, par exemple pour l'image 6 ($d_G = 9$), nous calculons la différence entre l'image corrigée I_G et l'image originale I après impression-lecture.

FIGURE 5.26 – Image originale, image gommée et image des différences pour les images 1 et 6 de la base d'images.

Dans les deux cas l'image de différences a une dynamique de valeur très faible ($\sim 10^{-3}$). La différence non nulle entre les images originales I et corrigées I_G trouve son explication dans l'approximation inévitable faite dans les calculs de l'inversion du modèle et dans le gommage des anneaux. Malgré le niveau faible de ses erreurs et bien qu'il soit robuste, l'algorithme de hachage de Mihçak-Venkatesan donne pour l'image 1 une similitude parfaite, c'est-à-dire une distance de Hamming nulle, tandis que pour l'image 6 la distance de Hamming est de 9 bits.

Cet exemple montre que l'on devra se borner à rechercher :

$$S = S_D \simeq S_G$$

en introduisant un seuil de décision pour la reconnaissance d'une image à partir de sa signature S_M.

Suivant le seuil que l'on tolèrera, on pourra choisir comme signature après impression-lecture, soit S_{CIL}, soit S_C, soit S_G. Cependant, en valeur moyenne, le tableau 5.27 montre que l'opération de gommage permet de gagner un facteur 2 sur l'erreur de hachage.

α	d_{CIL} (%)	d_C (%)	d_G (%)
0,3	2,29	2,02	1,04
0,4	2,58	2,17	1,02

FIGURE 5.27 – Distances de Hamming normalisées d_{CIL}, d_C, d_G moyennes pour $\alpha = 0,3$ et $0,4$.

Dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture réelle, l'opération de gommage sera encore moins efficace car notre modèle de Villàn est un modèle simplifié de la chaîne d'impression-lecture.

5.5.1.3 Pouvoir discriminant - Recherche d'un seuil de détection

Nous devons vérifier que l'opération de gommage n'affecte pas le pouvoir discriminant de l'algorithme de Mihçak-Venkatesan. Pour tester la discrimination d'une image I de signature $S(I)$ nous marquerons l'ensemble des images de la base avec cette signature, c'est-à-dire qu'une image J est marquée avec la signature $S(I)$ calculée sur I et non sur J. On note $IM_I(J)$ cette image marquée. L'ensemble de la base est décodée puis gommée. Nous définissons la distance de discrimination :

$$d_{DIS}(I, J) = DH(S_G(IM_I(J)), S(I))$$

qui traduit la distance en terme de hachage robuste entre l'image d'origine I et l'image J marquée illicitement avec la signature S de I puis gommée. L'ensemble des distances d_{DIS} de la base est ensuite déterminé.

Les tableaux de diagrammes radars 5.28 et 5.29 donnent pour chaque image I l'ensemble des 30 distances de discrimination.

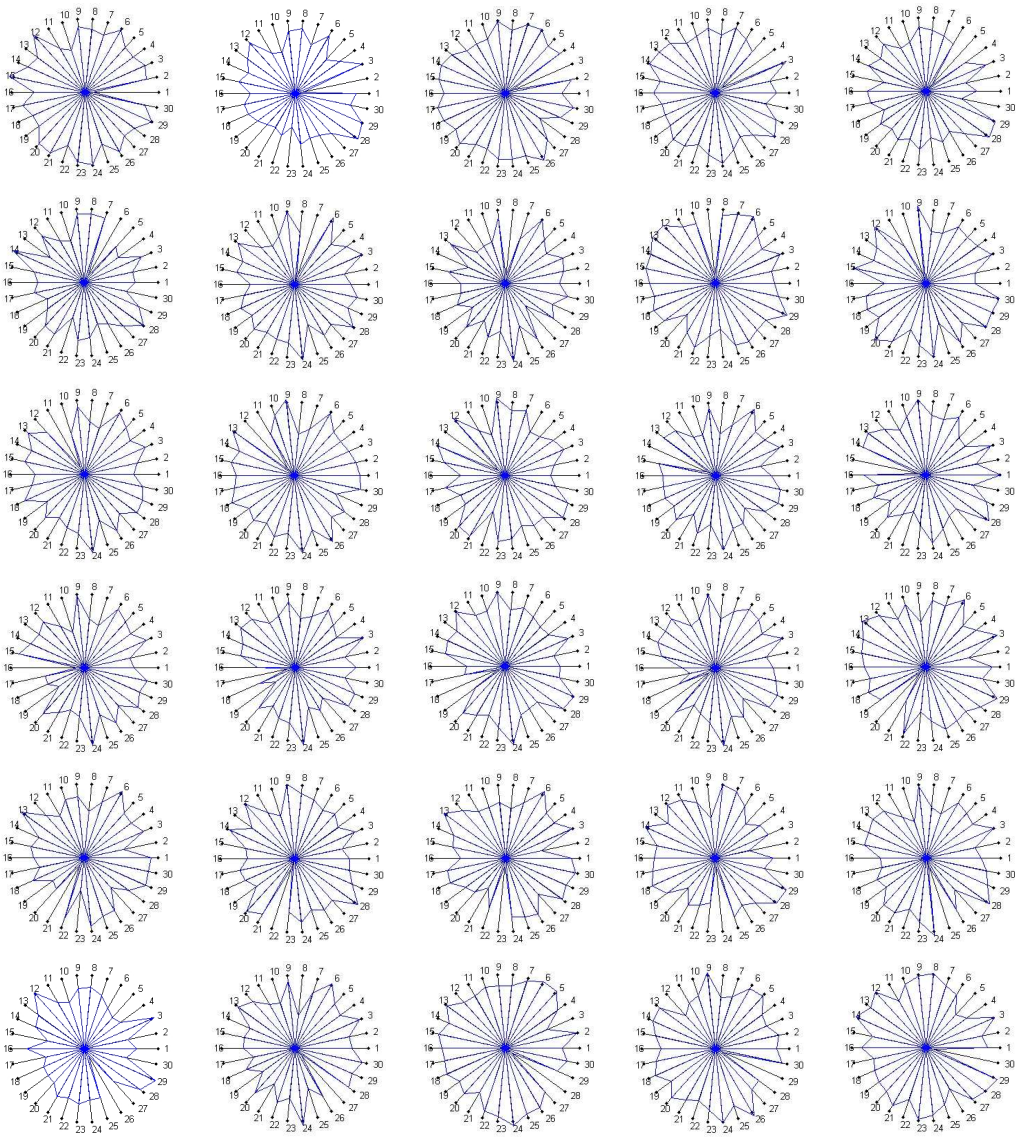


FIGURE 5.28 – Diagrammes radars des images de la base expérimentale d'images pour la distance d_{DIS} avec un taux d'insertion $\alpha = 0,3$.

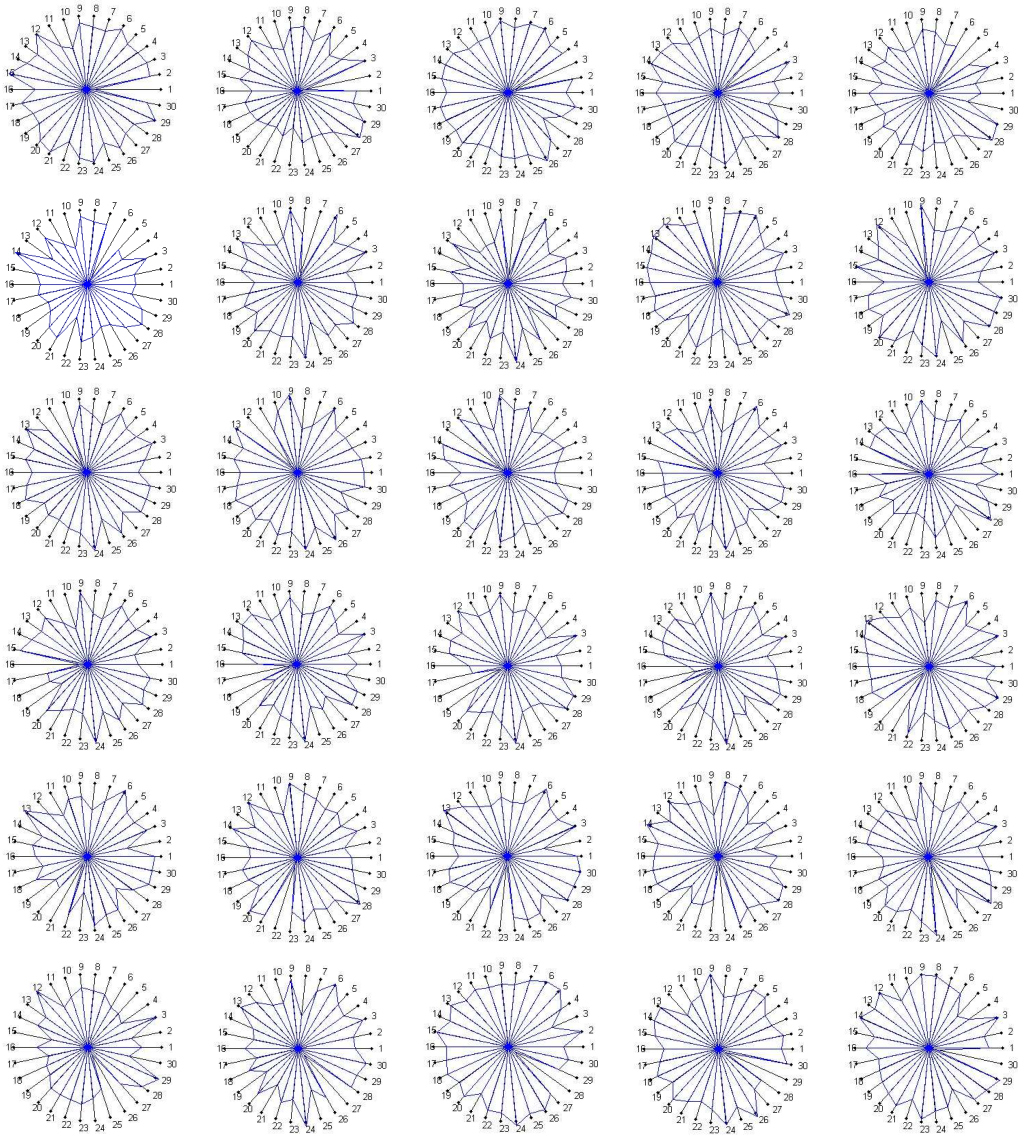


FIGURE 5.29 – Diagrammes radars des images de la base expérimentale d'images pour la distance d_{DIS} avec un taux d'insertion $\alpha = 0,4$.

A la lecture de ces diagrammes radars, on constate que la discrimination semble possible puisque pour chaque image I, on a pour $I \neq J$:

$$d_{DIS}(I, IM_I(I)) < d_{DIS}(I, IM_I(J))$$

Cependant, pour trouver un seuil de discrimination, il faut s'assurer que l'inégalité suivante soit vérifiée pour l'ensemble de la base

$$Max(d_{DIS}(I, I)) < Min(d_{DIS}(J, K))$$

.

Les mesures donnent le tableau :

	nombre de bits erronés pour $\alpha = 0,3$	nombre de bits erronés pour $\alpha = 0,4$	numéro de l'image
$Max(d_{DIS}(I,I))$	9	9	I=6
$Min(d_{DIS}(J,K))$	13	12	J=19,K=17

FIGURE 5.30 – $Max(d_{DIS}(I,I))$ et $Min(d_{DIS}(J,K))$ pour $\alpha = 0,3$ et $\alpha = 0,4$ dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture simulée.

On en déduit qu'un seuil choisi entre [9 bits ; 13 bits] soit en distance de Hamming normalisée [5,63 % ; 8,13 %] permet de discriminer une image licite d'une image illicite. Cependant, on voit que la différence entre $Max(d_{DIS}(I,I)$ et $Min(d_{DIS}(J,K))$ est très faible, ce qui devrait poser problème dans le cas d'images obtenues pour une chaîne d'impression-lecture réelle.

5.5.2 Avec chaîne d'impression-lecture réelle

5.5.2.1 Décodage de la signature

Le test de décodage de la signature S_D est passé avec succès sur l'ensemble des 30 images de la base expérimentale pour les deux taux d'insertion optimaux :

$$S_D = S$$

.

5.5.2.2 Hachage robuste

Sur la base expérimentale d'images imprimée puis scannée, nous mesurons en premier les distances d_{CIL}, d_C et d_G définies précédemment.

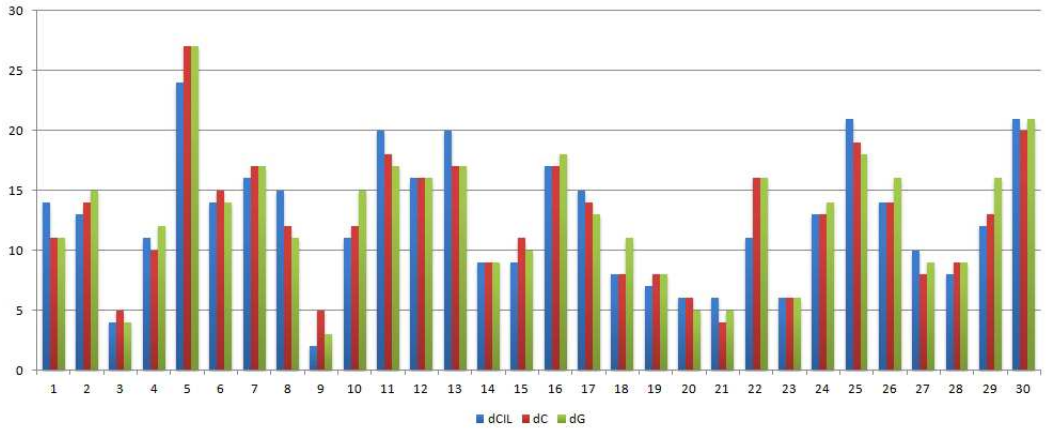


FIGURE 5.31 – Distances d_{CIL}, d_C et d_G pour un taux d'insertion de $0,3$ dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture réelle ($\overline{d_{CIL}} = 7,8\%$,$\overline{d_C} = 7,8\%$,$\overline{d_G} = 8,0\%$).

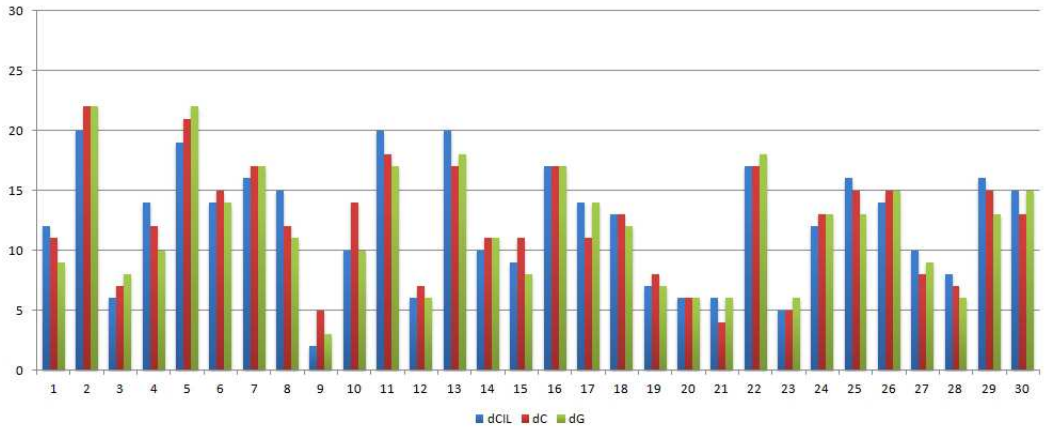


FIGURE 5.32 – Distances d_{CIL}, d_C et d_G pour un taux d'insertion de $0,4$ dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture réelle ($\overline{d_{CIL}} = 7,7\%$,$\overline{d_C} = 7,6\%$,$\overline{d_G} = 7,4\%$).

Les diagrammes à barres 5.31 et 5.32 montrent que le nombre de bits erronés est pour les deux taux plus élevé que dans le cas de la simulation (souvent plus de deux fois). On constate que l'inversion du modèle (distance C) ou le gommage (distance G) n'apportent pas d'amélioration notable ; pour certaines images, l'effet est même

négatif.

5.5.2.3 Pouvoir discriminant - Recherche d'un seuil de détection

Le test de discrimination réalisé au paragraphe précédent ne peut pas être reproduit aisément sur les images réelles car il nécessite de disposer d'une base d'images marquées illicitement de 870 photographies d'identité. Cependant, comme l'on dispose d'une base d'images où chaque image est codée avec sa propre signature, il est possible de réaliser un test approchant en remplaçant la signature extraite $S_G(IM_I(J))$ par la signature $S_G(IM_J(J))$ dans l'expression de la distance de discrimination d_{DIS} :

$$\widetilde{d_{DIS}}(I,J) = DH(S_G(IM_J(J)), S(I))$$

Le tableau de diagrammes radars 5.33 donne pour chaque image I l'ensemble des 30 distances de discrimination.

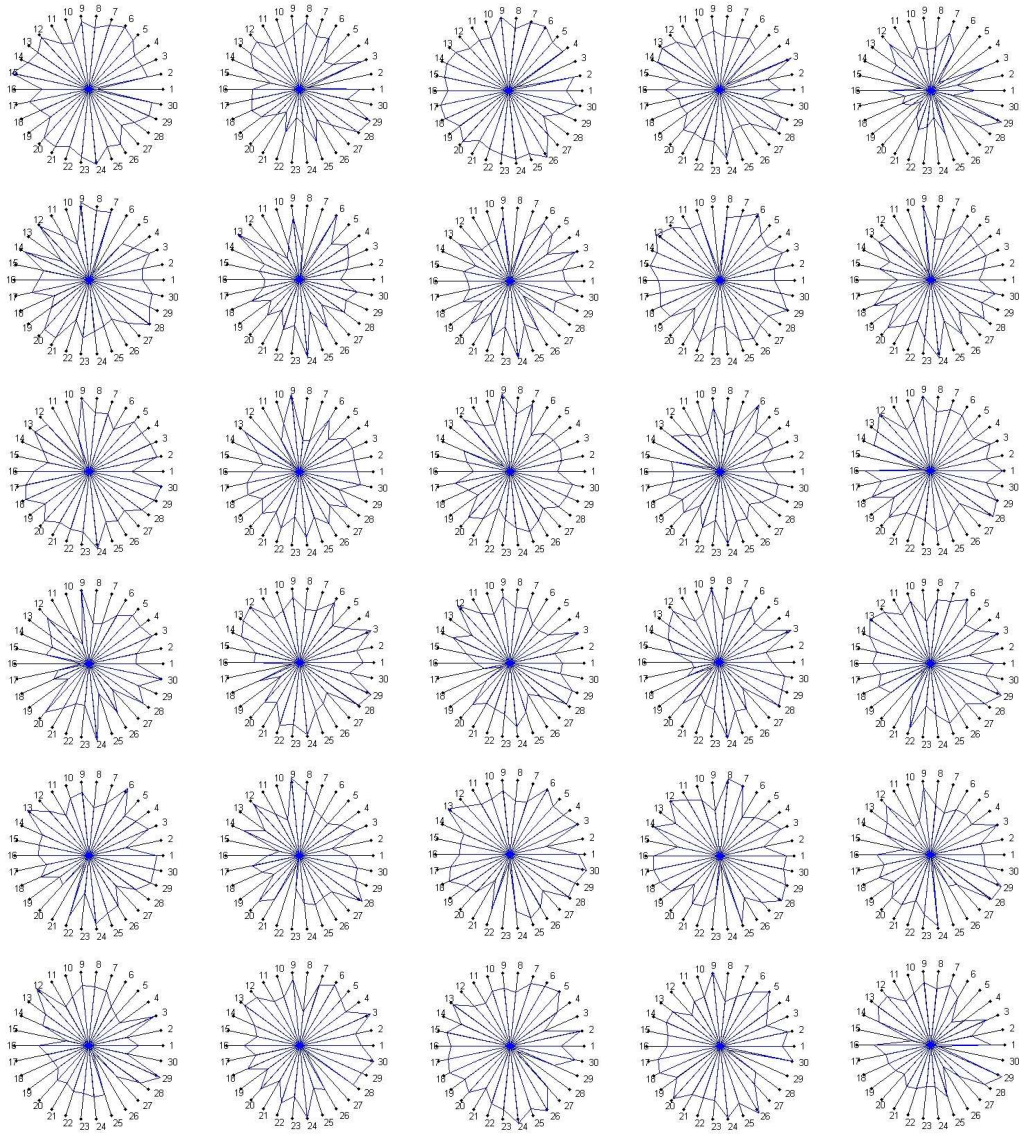


FIGURE 5.33 – Diagrammes radars des images de la base expérimentale d'images pour la distance $\widetilde{d_{DIS}}$ avec un taux d'insertion $\alpha = 0,3$.

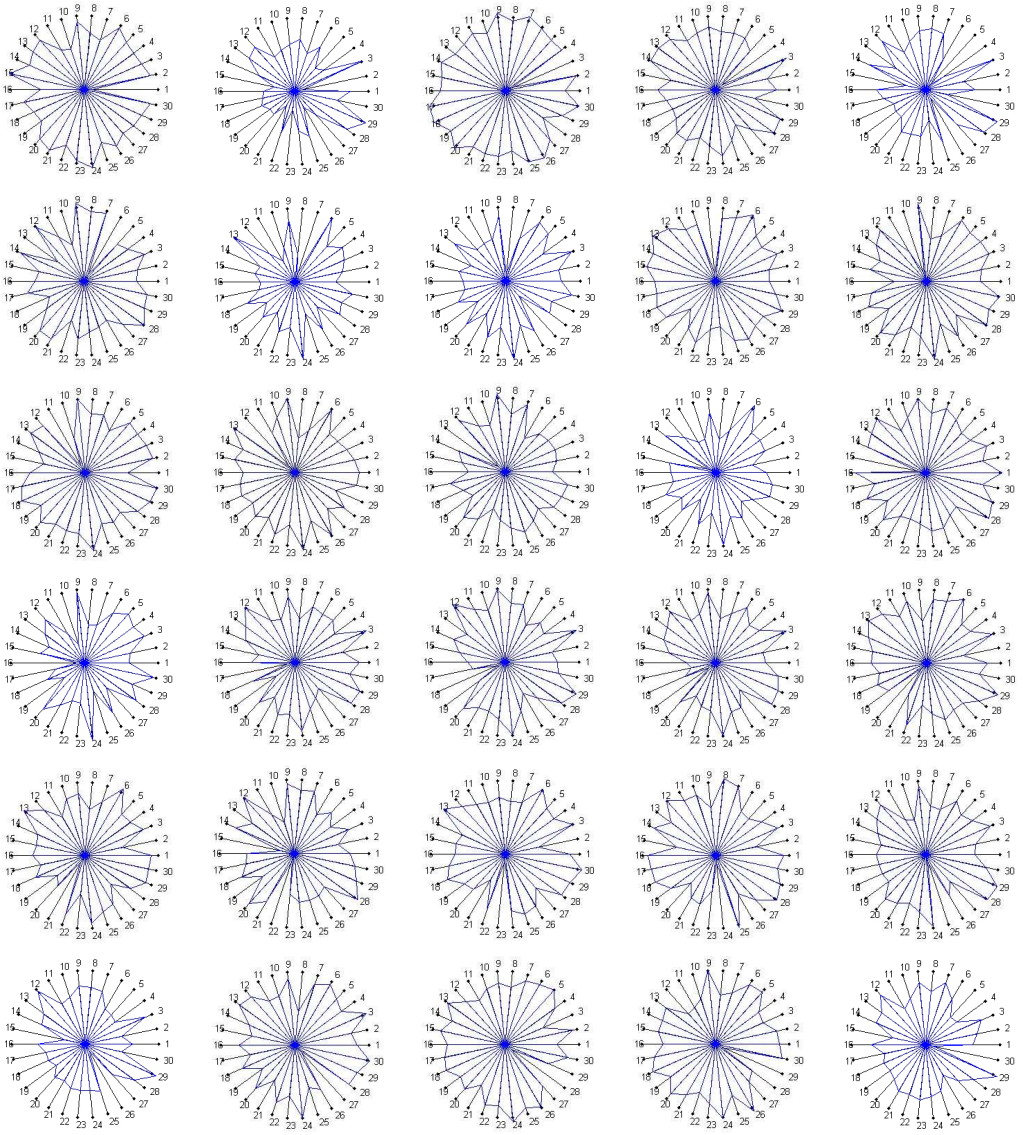


FIGURE 5.34 – Diagrammes radars des images de la base expérimentale d'images pour la distance $\widetilde{d_{DIS}}$ avec un taux d'insertion $\alpha = 0,4$.

Les diagrammes radars obtenus pour des taux d'insertion de $0,3$ et $0,4$ sans filtrage montrent que, sur certaines images comme par exemple l'image 5, quelque soit le taux d'insertion, la discrimination devient difficile.

La recherche du seuil de discrimination donne le tableau suivant :

	nombre de bits erronés pour $\alpha = 0,3$	nombre de bits erronés pour $\alpha = 0,4$	numéro de l'image
$Max(\widetilde{d_{DIS}}(I,I)$	27	22	I=5
$Min(\widetilde{d_{DIS}}(J,K))$	19	18	J=19,K=17

FIGURE 5.35 – $Max(\widetilde{d_{DIS}}(I,I)$ et $Min(\widetilde{d_{DIS}}(J,K))$ pour $\alpha = 0,3$ et $\alpha = 0,4$ dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture réelle.

Le tableau 5.35 montre qu'il est impossible de déterminer un seuil suffisant à la discrimination car pour les deux taux d'insertion, l'inégalité

$$\widetilde{d_{DIS}}(I, IM_I(I)) < \widetilde{d_{DIS}}(I, IM_I(J))$$

n'est pas vérifiée.

L'explication est que pour une chaîne d'impression-lecture réelle, l'opération de gommage est moins efficace car notre modèle de Villàn de la chaîne d'impression-lecture est un modèle simplifié ne corrigeant pas les transformations géométriques.

Les images réelles après gommage présentent effectivement des résidus d'interférences d'anneaux comme le montre la figure 5.36.

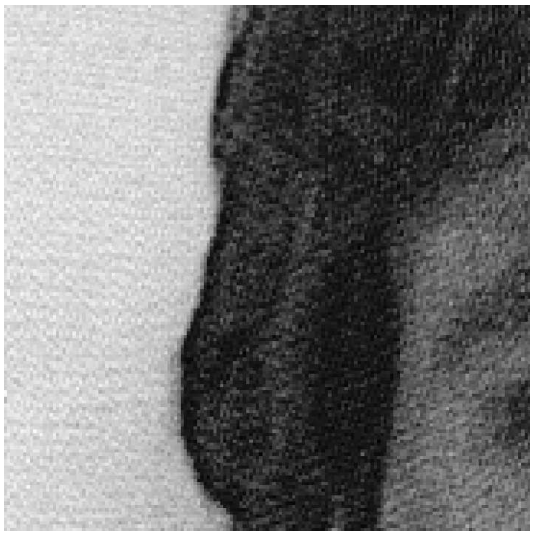


FIGURE 5.36 – Résidu d'hologrammes après l'opération de gommage.

Une atténuation de ces résidus peut être obtenue par un filtrage passe-bas de l'image. Cependant, nous savons qu'un filtrage passe-bas de type moyenneur ou gaussien modifiera la signature de l'image (cf tableau 5.3). Seuls des tests

permettent de savoir si le filtrage apportera un gain ou non en terme d'amélioration de la distance de hachage et donc de la discrimination. En conséquence, nous étudions l'effet des deux types de filtres sur la possibilité de discriminer une image par rapport à l'ensemble de la base. Plus précisément, nous évaluons l'influence du filtre sur les signatures S_M, S_C et S_G en regardant si la discrimination d'une image devient possible après filtrage. Les distances de discrimination seront exprimées en nombre de bits.

Influence des filtres sur la signature S_M :

Nous mesurons la distance de discrimination :

$$DH(S_M(IM_J(J)), S(I))$$

Dans le tableau suivant, Max représente la valeur maximale de $DH(S_M(IM_I(I)), S(I))$ et Min représente la valeur minimale de $DH(S_M(IM_J(J)), S(I))$ pour $J \neq I$.

α	0,3		0,4	
	Max	Min	Max	Min
Sans filtre	24	18	20	18
Filtre moyenneur 3×3	*20*	*21*	20	20
Filtre moyenneur 4×4	18	17	*16*	*17*
Filtre moyenneur 5×5	20	20	21	20
Filtre gaussien 3×3	23	18	19	18
Filtre gaussien 4×4	20	17	17	17
Filtre gaussien 5×5	23	18	19	18

FIGURE 5.37 – Influence des filtres sur la signature S_M.

Nous constatons que la discrimination ($Max < Min$) est possible à partir de la signature S_M dans deux cas de figures (indiqués en italique) : pour un taux d'insertion $\alpha = 0,3$ après avoir appliqué un filtre moyenneur 3×3 sur l'image $ICIL$ non corrigée et non gommée et pour un taux d'insertion $\alpha = 0,4$ après avoir appliqué un filtre moyenneur 4×4. Cependant, dans les deux cas, on constate que l'intervalle de discrimination est très faible.

Influence des filtres sur la signature S_C :

Nous mesurons la distance de discrimination :

$$DH(S_C(IM_J(J)), S(I))$$

Dans le tableau suivant, Max représente la valeur maximale de $DH(S_C(IM_I(I)), S(I))$ et Min représente la valeur minimale de $DH(S_C(IM_J(J)), S(I))$ pour $J \neq I$.

α	0,3		0,4	
	Max	Min	Max	Min
Sans filtre	27	19	22	19
Filtre moyenneur 3×3	21	20	19	20
Filtre moyenneur 4×4	*18*	*20*	*18*	*20*
Filtre moyenneur 5×5	*19*	*20*	20	20
Filtre moyenneur 6×6	*18*	*21*	-	-
Filtre moyenneur 7×7	*20*	*21*	-	-
Filtre gaussien 3×3	23	19	21	17
Filtre gaussien 4×4	18	18	18	18
Filtre gaussien 5×5	23	19	19	17

FIGURE 5.38 – Influence des filtres sur la signature S_C.

La discrimination est possible à partir de la signature S_C dans plusieurs cas de figures : en particulier, après avoir appliqué un filtre moyenneur de dimension supérieure à 4×4 pour les taux d'insertion $\alpha = 0,3$ sur l'image corrigée par inversion du modèle d'impression-lecture mais non gommée IC. On note que l'intervalle de discrimination pour le filtre moyenneur 4×4 est augmenté par rapport au cas précédent sans correction.

Influence des filtres sur la signature S_G :

Nous mesurons la distance de discrimination :

$$\widetilde{d_{DIS}}(I, J) = DH(S_G(IM_J(J)), S(I))$$

Dans le tableau suivant, Max représente la valeur maximale de $\widetilde{d_{DIS}}(I, I)$ et Min représente la valeur minimale de $\widetilde{d_{DIS}}(I, J)$ pour $J \neq I$.

α	0,3		0,4	
	Max	Min	Max	Min
Sans filtre	27	19	22	18
Filtre moyenneur 3×3	22	19	22	19
Filtre moyenneur 4×4	*18*	*19*	*18*	*21*
Filtre moyenneur 5×5	*18*	*21*	21	18
Filtre moyenneur 6×6	*20*	*21*	-	-
Filtre moyenneur 7×7	*19*	*20*	-	-
Filtre gaussien 3×3	21	18	23	17
Filtre gaussien 4×4	*20*	*21*	20	20
Filtre gaussien 5×5	21	18	23	17

FIGURE 5.39 – Influence des filtres sur la signature S_G.

Le tableau 5.39 montre que la discrimination à partir de l'image corrigée et gommée est possible pour plusieurs couples type de filtre-taux d'insertion. En

particulier, on remarque que pour un taux d'insertion $\alpha = 0,3$, donc une image faiblement marquée, en appliquant un filtre moyenneur 5×5, l'intervalle de discrimination est de 3 bits.

Les tableaux précédents montrent qu'il est théoriquement possible de trouver des associations type de filtre et taux d'insertion permettant la discrimination après filtrage même sans la correction de la chaîne d'impression-lecture et sans l'opération de gommage. Cependant, le filtrage semble plus efficace pour nettoyer l'image des anneaux de diffraction que le gommage car pour que celui-ci soit optimal, il faudrait que les anneaux de l'image n'aient pas subit des transformations géométriques et des modifications de luminance, car dans le cas contraire, le gommage va avoir un effet opposé à celui escompté, il va ajouter des anneaux. Le filtrage ne prenant pas en compte la position des anneaux à enlever est insensible aux transformations géométriques.

5.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons montré, en simulation, sur une base d'images, que le guillochage de Fresnel 3D d'une image permet de vérifier son authenticité sans risque d'erreur grâce à un choix approprié du taux d'insertion de l'hologramme et une opération de gommage de celui-ci. Dans le cas d'une chaîne d'impression-lecture réelle, le problème devient plus complexe, les essais que nous avons réalisés montrent que la méthode de guillochage proposée est à sa limite de fonctionnement. En effet, si l'opération de décodage des hologrammes ne pose pas de problème, il n'en est pas de même pour l'opération de hachage de l'image scannée. L'ajout de l'hologramme, des déformations apportées par la chaîne d'impression-lecture et le gommage imparfait de l'hologramme font que l'image résultante est interprétée par l'algorithme de hachage comme étant une image trop éloignée de son image d'origine pour assurer une discrimination avec une sécurité suffisante. Une modélisation plus fine de la chaîne d'impression-lecture ou encore un choix d'une chaîne plus performante améliorerait certainement la reconnaissance par hachage. L'utilisation d'autres algorithmes de hachage demanderait aussi à être évaluée.

Conclusion

Un guillochage original de photographie a été proposé. Inspiré de l'holographie numérique en ligne, il est capable d'encoder la signature de la photographie, transformée ici en un nuage de formes auquel une fonction de Fresnel est appliquée. La marque dense ainsi obtenue est insérée de façon (pratiquement) invisible dans l'image d'accueil pour ne pas gêner la perception de son contenu (en l'occurrence les traits du visage), de façon à cependant autoriser une détection ultérieure du guilloché appelé guilloché de Fresnel.

Le codage en particules ponctuelles réparties sur une grille discrète 3D dont les pas sont définis de façon à pouvoir théoriquement résoudre leur position à la reconstruction (pour le décodage) a permis le codage d'une signature de 160 bits selon une version haute fréquence du guillochage. Dans cette version, le spectre des guilloches est quasiment séparé de celui de l'image d'accueil conduisant ainsi à une bonne détection (décodage) lorsqu'on se place dans des conditions d'impression et de lecture telles que les hautes fréquences des guilloches de Fresnel sont conservées.

Malgré le double filtrage (filtrage médian puis moyenneur) de l'algorithme de hachage choisi (« l'algorithme B » de Mihçak-Venkatesan), des erreurs apparaissent dans la signature de la photographie guillochée. Cette erreur reste faible, en moyenne voisine de 2%, lorsque l'on simule au moyen d'un modèle étalonné, la chaîne d'impression-lecture utilisée. Elle est réduite (à 1%) en corrigeant les niveaux de gris selon une courbe moyenne résultant de l'étalonnage du modèle d'impression-lecture, puis en gommant le guilloché i.e. en le soustrayant (après détection et reconstruction) à l'image de la photographie guillochée. Cependant en conditions réelles, l'erreur est environ de 8%, du même ordre que celle produite par une attaque géométrique de type homothétie de rapport $0,99$ de la fonction de hachage dans le domaine numérique. Cela peut être imputé au recalage des pixels et/ou la correction des niveaux de gris des guilloches, introduisant un bruit vis-à-vis du modèle de fonction de Fresnel (qui correspond à la guilloche de référence) utilisé lors de la reconstruction. La distribution de la distance de Hamming entre la signature d'une photographie guillochée et la signature originale dans le cas réel est similaire à celle du cas numérique (sans impression-lecture) pour lequel on considère des modifications en translation, rotation, homothétie de même ordre de grandeur. Il en est de même de la distribution de la distance de Hamming entre les signatures de deux photographies guillochées différentes. Cela indique que le gommage des guilloches de Fresnel et la correction des niveaux de gris selon le modèle étalonné de Villàn et al. de la chaîne d'impression-lecture permettent de globalement résister aux dégradations dues à l'impression-lecture.

Concernant l'authentification des photographies, une méthode de hachage plus discriminante serait à considérer, le cas échéant un algorithme adapté aux guilloches de Fresnel pourrait être développé. Dans l'immédiat, introduire une correction d'erreurs pourra améliorer la robustesse du hachage de photographies guillochées.

Annexe A

Propriétés des fonctions de Fresnel

La fonction de Fresnel a pour expression :

$$\underline{h_z}(x,y) = \frac{1}{j\lambda z} e^{j\frac{\pi(x^2+y^2)}{\lambda z}}$$

On note $\underline{h_z}$ sa forme complexe et $h_z = \Re(\underline{h_z})$ sa partie réelle.

D'après [Fournier 2003], la transformée de Fourier d'une fonction de Fresnel est :

$$TF_{u,v}(\underline{h_z}) = e^{j\pi\lambda z(u^2+v^2)}$$

Une correspondance logique peut être faite entre les propriétés remarquables de la transformée de Fresnel et son interprétation physique de la diffraction de la lumière [Denis 2006].

Propriété de dualité

- cas complexe :

La transformée de Fresnel de paramètre z est inversible par la transformée de Fresnel de paramètre $-z$:

$$\underline{h_z} * \underline{h_z^*} = \underline{h_z} * \underline{h_{-z}} = \delta$$

Cette propriété exprime le principe de retour inverse de la lumière.

- cas réel :

$$h_z * h_{-z} = \frac{1}{2}\delta + \frac{1}{2}h_{2z}$$

Propriété d'additivité

- cas complexe :

La composition de transformées de Fresnel de paramètres z_1 et z_2 peut se simplifier en une transformée de paramètre $(z_1 + z_2)$:

$$\underline{h_{z_1}} * \underline{h_{z_2}} = \underline{h_{z_1+z_2}}$$

Cette propriété de la fonction de Fresnel traduit le principe de Huygens-Fresnel où la diffraction à la distance $z_1 + z_2$ est le résultat des interférences à une distance z_2 entre une infinité d'ondes secondaires sphériques provenant du front de l'onde diffractée dans le plan situé en $z = z_1$.

- cas réel :

$$h_{z_1} * h_{z_2} = h_{z_1+z_2} + h_{z_1-z_2}$$

On voit l'apparition d'une image jumelle.

Elément neutre

La transformée de Fresnel laisse inchangée une fonction constante :

$$\underline{h_z(x,y)} * \underline{A_0} = \underline{A_0}$$

Cette propriété est la traduction mathématique du fait qu'une onde plane garde son amplitude et reste plane lors d'une propagation.

Les propriétés de la transformée de Fresnel présentées ici ne sont valables que dans le cas théorique d'un signal analogique (non quantifié et non échantillonné) défini sur un support non borné. En pratique, pour un signal numérique de support borné ces relations ne sont qu'approximativement vérifiées [Kreis 1996].

Annexe B

Banque d'images utilisée

Banque d'images utilisée

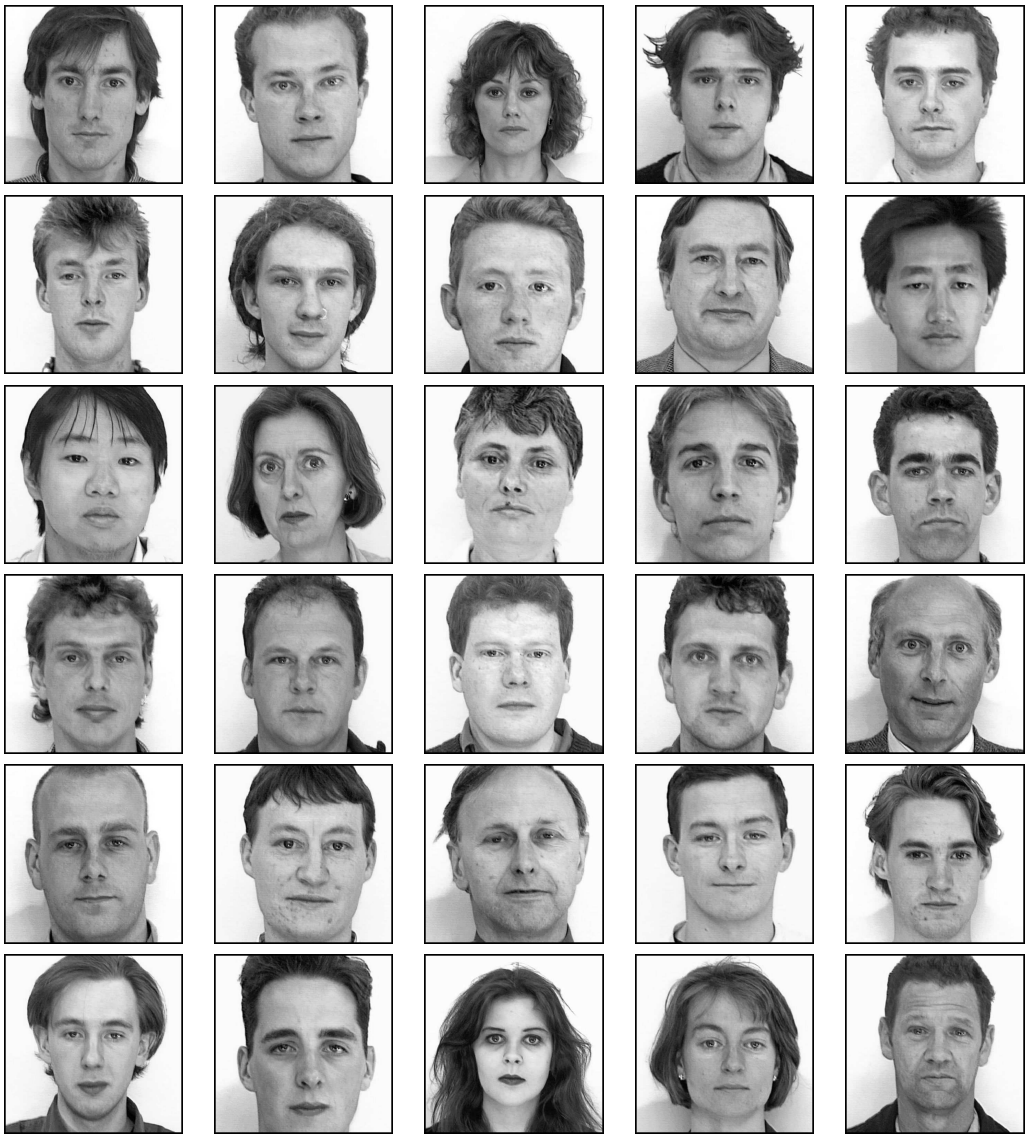


Figure B.1 – Base expérimentale d'images constituée de 30 photographies d'identité en niveaux de gris de taille 512×512 pixels.

Base expérimentale d'images marquées avec un taux d'insertion de $0,3$ après impression et numérisation

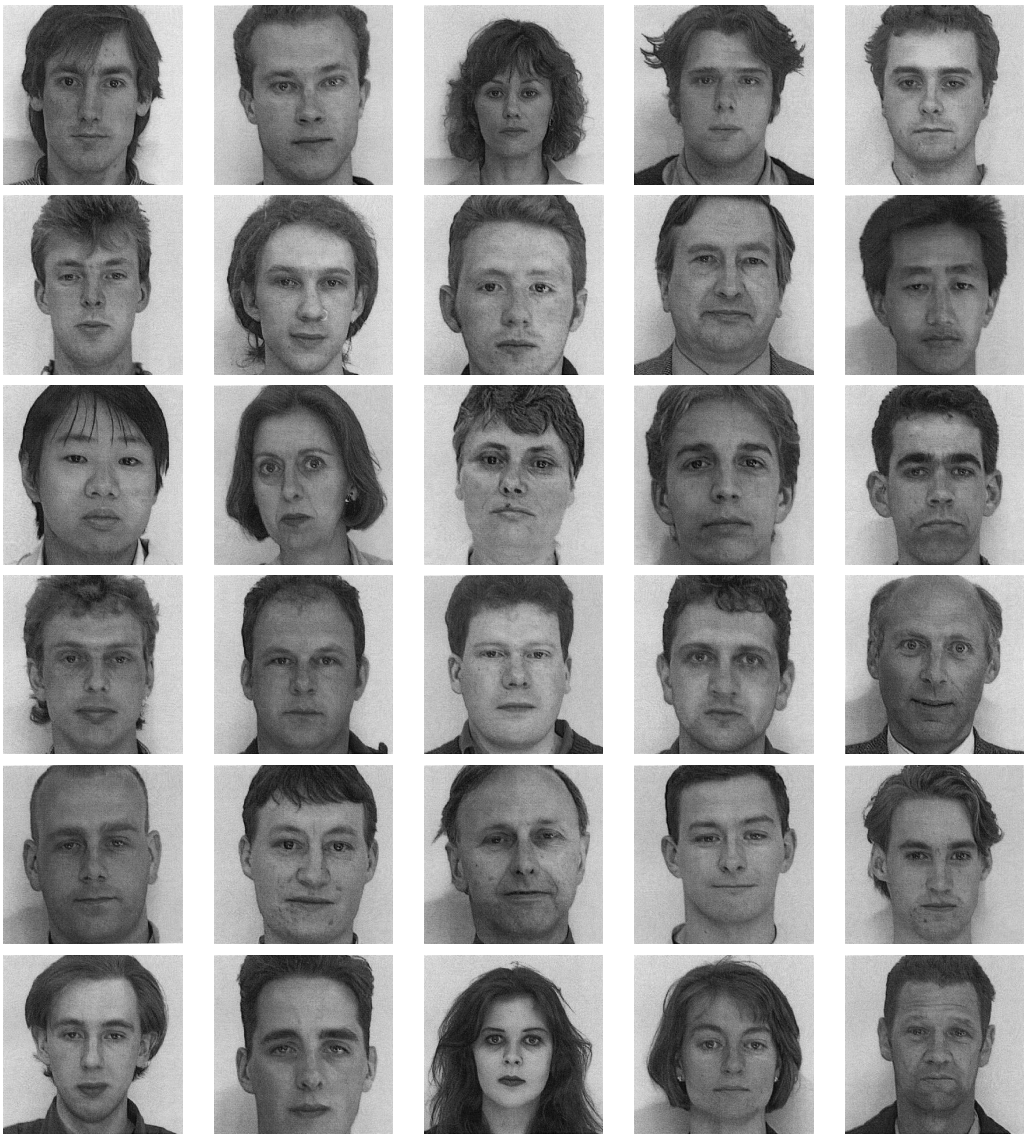


FIGURE B.2 – Base expérimentale d'images marquées avec un taux d'insertion de $0,3$ après impression et numérisation.

Base expérimentale d'images marquées avec un taux d'insertion de $0,4$ après impression et numérisation

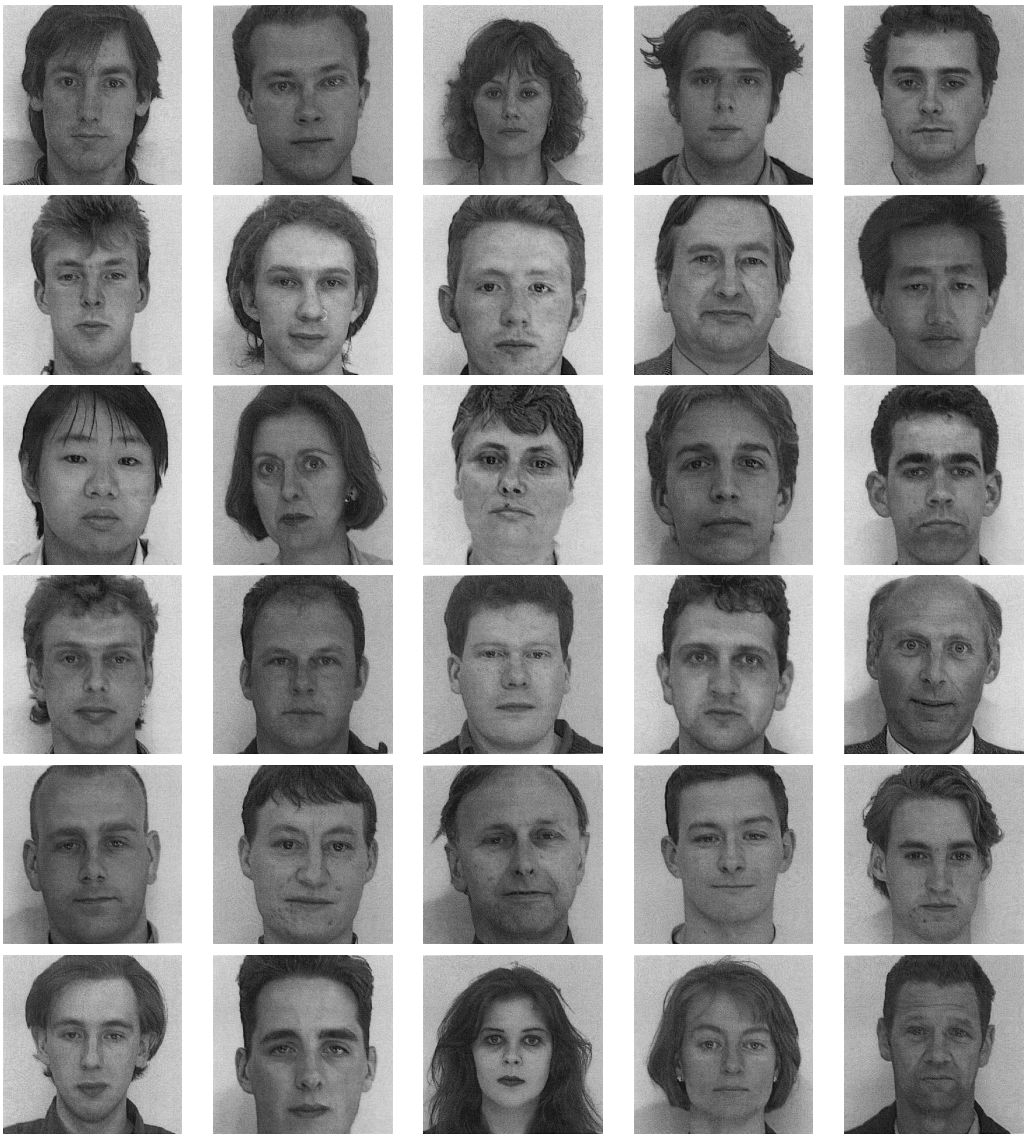


FIGURE B.3 – Base expérimentale d'images marquées avec un taux d'insertion de $0,4$ après impression et numérisation.

Bibliographie

[Abe 2012] *base d'images : PICS (Psychological Image Collection at Stirling) - Aberdeen*, 2012. (Cité en page 80.)

[Amiri 2009] S. Amiri et M. Jamzad. *An algorithm for modeling print and scan operations used for watermarking.* Digital Watermarking, pages 254–265, 2009. (Cité en page 72.)

[Anseel 2007] A. Anseel. Travail pour le cours de périphérique : les scanners. http ://www.hesit.be/files/info/2/1179242642-Scanners.pdf, 2007. (Cité en pages viii et 68.)

[Blackledge 2009] J. Blackledge et K. Mahmoud. *Printed document authentication using texture coding.* ISAST Transaction on Electronics and Signal Processing, vol. 4 (1), pages 81 – 98, 2009. (Cité en page 2.)

[Born 1959] M. Born et E. Wolf. Principles of optics. Oxford, UK, 1959. (Cité en page 51.)

[Boust 2005] C. Boust et H. Chahine. *La qualité des images imprimées.* Ecole d'Hiver sur l'Image Numérique Couleur, Laboratoire d'Automatique, Génie Informatique & Signal, Lille, 11-13 Janvier 2005. (Cité en pages viii et 66.)

[Bre 2012] *Engine Turning - RGM watch compagny*, 2012. (Cité en pages v et 5.)

[Campbell 1968] FW Campbell et JG Robson. *Application of Fourier analysis to the visibility of gratings.* The Journal of Physiology, vol. 197, no. 3, page 551, 1968. (Cité en page 56.)

[Coltuc 2011] D. Coltuc et T. Fournel. *Rapport de recherche D5.1, projet COSEC-ID, Euripidès Project n° EUR-09-801.* Rapport technique, 4 déc. 2011. (Cité en page 19.)

[Degara-Quintela 2003] N. Degara-Quintela et F. Perez-Gonzalez. *Visible encryption : Using paper as a secure channel.* In Proceedings of SPIE, volume 5020, page 413, 2003. (Cité en page 72.)

[Denis 2006] L. Denis. *Traitement et analyse quantitative d'hologrammes numériques.* PhD thesis, Université Jean Monnet, 2006. (Cité en pages vii, 39 et 115.)

[Derraz 2004] F. Derraz, M. Beladgham et M. Khelif. *Mesure objective de la qualité d'image médicale dérivée de l'index de similarité structurelle.* In MAJECSTIC04, 2004. (Cité en page 89.)

[Fan 2007] Z. Fan, R. Eschbach et J.E. Stinehour. *Font printing system having embedded security information comprising variable data periodic line patterns*, Mai 31 2007. US Patent App. 11/756,390. (Cité en pages 16 et 18.)

[Field 1987] D Field. *Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells.* Journal of the Optical Society of America A, vol. 4(12), pages 2379–2394, 1987. (Cité en pages vii et 53.)

[Fournel 2010] T. Fournel, A. Rivoire, JM Becker et B. Javidi. *Fresnel patterns insertion on image for data encoding and robust perceptual image hashing.* In Proceedings of SPIE, volume 7690, page 76900H, 2010. (Cité en page 40.)

[Fournier 2003] C. Fournier. *Holographie numérique pour la vélocimétrie par images de particules : extraction des 3 composantes du champ de vitesse dans un volume.* PhD thesis, Université Jean Monnet, 2003. (Cité en page 115.)

[Goodman 2005] J. W Goodman. Introduction to fourier optics. Roberts & Company Publishers, 2005. (Cité en pages 36 et 50.)

[Goudail 2004] F. Goudail et P. Réfrégier. Statistical image processing techniques for noisy images : an application-oriented approach. Springer, 2004. (Cité en pages 55 et 58.)

[Harris 2005] C.M. Harris. Dictionary of architecture and construction. McGraw-Hill, 2005. (Cité en pages v et 5.)

[Hough 1962] P.V.C. Hough. *Method and means for recognizing complex patterns*, Décembre 18 1962. US Patent 3,069,654. (Cité en page 20.)

[Kay 2008] S. M Kay. Fundamentals of statistical signal processing : detection theory. Prentice Hall signal processing. Prentice Hall, 12th édition, 2008. (Cité en page 52.)

[Kiuchi 2006] M. Kiuchi et Y. Matsumoto. *Printed matter, method and device for detecting such printed matter, and authentication method and device*, october 12 2006. WIPO Patent Application WO/2006/106677 - PCT/JP2006/306303. (Cité en pages v, 11 et 12.)

[Kreis 1996] T. Kreis. Holographic interferometry principles and methods, volume 2. 1996. (Cité en pages 37, 39, 49, 50 et 116.)

[Lee 1977] D.T. Lee et CK Wong. *Worst-case analysis for region and partial region searches in multidimensional binary search trees and balanced quad trees.* Acta Informatica, vol. 9, no. 1, pages 23–29, 1977. (Cité en page 32.)

[Lex 2009] *vidéo : "Welcome to the world of Lexmark laser technology - Principe de l'impression laser"*, 2009. (Cité en page 66.)

[Lin 1999] C.Y. Lin et S.F. Chang. *Distortion modeling and invariant extraction for digital image print-and-scan process.* In Proceedings of International Symposium on Multimedia, 1999. (Cité en page 71.)

[Malis 2005] E. Malis, E. Marchand*et al.* *Méthodes robustes d'estimation pour la vision robotique.* 2005. (Cité en page 20.)

[Malvido 2006] A. Malvido, F. Pérez-González et A. Cousino. *A Novel Model for the Print-and-Capture Channel in 2D Bar Codes.* Multimedia Content Representation, Classification and Security, pages 627–634, 2006. (Cité en page 72.)

[Mıhçak 2002] M. Mıhçak et R. Venkatesan. *New iterative geometric methods for robust perceptual image hashing.* Security and privacy in digital rights management, pages 13–21, 2002. (Cité en pages 29, 78, 82 et 83.)

[Monga 2005] V. Monga, D. Vats et BL Evans. *Image authentication under geometric attacks via structure matching.* In 2005 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pages 229–232. IEEE, 2005. (Cité en page 29.)

[Phillips 1998] P.J. Phillips, H. Wechsler, J. Huang et P.J. Rauss. *The FERET database and evaluation procedure for face-recognition algorithms.* Image and Vision Computing, vol. 16, no. 5, pages 295–306, 1998. (Cité en page 44.)

[Phillips 2000] P.J. Phillips, H. Moon, S.A. Rizvi et P.J. Rauss. *The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms.* Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 22, no. 10, pages 1090–1104, 2000. (Cité en page 44.)

[Poynton 1996] Ch. Poynton. A technical introduction to digital video. New York :Wiley, 1996. (Cité en page 70.)

[Rey 1995] A. Rey. Dictionnaire historique de la langue française, volume 1. Dictionnaires Le Robert, 1995. (Cité en page 5.)

[Rhoads 2009] G.B. Rhoads et T.F. Rodriguez. *Secure documents with hidden signals, and related methods and systems*, Juin 30 2009. US Patent 7,555,139. (Cité en pages vi et 19.)

[Rivoire 2011] A. Rivoire, T. Fournel, C. Fournier et B. Javidi. *Fresnel-diffusion of robust hash for image authentication after print/scan.* Proceedings of the 5th International Universal Communication Symposium, Gumi, Korea, 2011. (Cité en page 47.)

[Rivoire 2012] A. Rivoire et T. Fournel. *Rapport de recherche D5.1bis, projet COSEC-ID, Euripidès Project n° EUR-09-801.* Rapport technique, 5 sept. 2012. (Cité en page 19.)

[Ros 2007] F. Ros et R. Harba. *Some security strategies for smart cards.* In Journal of Physics : Conference Series, volume 77, page 012004. IOP Publishing, 2007. (Cité en page 7.)

[Ros 2009] F. Ros, C. Mourtel et T. Pohjola. *Method and apparatus to mark a document using a combination between guilloches and watermarking, method and apparatus to read previous combination*, Juin 18 2009. WO Patent WO/2009/074,467. (Cité en page 7.)

[Safian 2003] G. Safian et S. Newberry. *Bank notes and greenbacks.* Newsletter Durand-Hedden house and garden association, vol. 22, November-December 2003. (Cité en pages v et 6.)

[Simske 2008] S.J. Simske, H. Sang et P. Mucher. *Variable guilloche and method*, Juillet 31 2008. US Patent 20,080,180,751. (Cité en page 8.)

[Solanki 2006] K. Solanki, U. Madhow, BS Manjunath, S. Chandrasekaran et I. El-Khalil. *Print and scan resilient data hiding in images.* Information Forensics and Security, IEEE Transactions on, vol. 1, no. 4, pages 464–478, 2006. (Cité en pages viii, 68 et 69.)

[Soulez 2007] F. Soulez, L. Denis, C. Fournier, É. Thiébaut et C. Goepfert. *Inverse-problem approach for particle digital holography : accurate location based on local optimization.* JOSA A, vol. 24, no. 4, pages 1164–1171, 2007. (Cité en page 94.)

[Villàn 2005] R. Villàn, S. Voloshynovskiy, O. Koval et T. Pun. *Multilevel 2 D bar codes : toward high-capacity storage modules for multimedia security and management.* In Proc. SPIE, volume 5681, pages 453–464, 2005. (Cité en pages viii, 72, 73 et 75.)

[Villàn 2008] R. Villàn. *Authentication of electronic and printed text documents.* PhD thesis, Université de Genève, 2008. (Cité en pages viii et 75.)

[Wang 2004] Z. Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh et E.P. Simoncelli. *Image quality assessment : From error visibility to structural similarity.* Image Processing, IEEE Transactions on, vol. 13, no. 4, pages 600–612, 2004. (Cité en page 87.)

[Wu 2009] D. Wu, X. Zhou et X. Niu. *A novel image hash algorithm resistant to print–scan.* Signal processing, vol. 89, no. 12, pages 2415–2424, 2009. (Cité en page 29.)

[Yu 2007] L. Yu et S. Sun. *Image authentication in print-and-scan scenario.* In Proceedings of the Third International Conference on International Information Hiding and Multimedia Signal Processing (IIH-MSP 2007)-Volume 01, pages 295–298. IEEE Computer Society, 2007. (Cité en page 29.)

[Zitová 1999] B. Zitová, J. Kautsky, G. Peters et J. Flusser. *Robust detection of significant points in multiframe images.* Pattern Recognition Letters, vol. 20, no. 2, pages 199–206, 1999. (Cité en page 29.)

Résumé : L'objectif est de développer un guillochage de photographie inspiré de l'holographie numérique en ligne, capable d'encoder la signature issue d'un hachage robuste de l'image (méthode de Mihçak et Venkatesan). Une telle combinaison peut permettre l'authentification de l'image guillochée dans le domaine numérique, le cas échéant après impression. Cette approche contraint le hachage à être robuste au guillochage. La signature est codée en un nuage de formes que l'on fait virtuellement diffracter pour former la marque à insérer (guilloches dites de Fresnel) dans l'image originale. Image dense, cette marque est insérée de façon peu voire non visible afin de ne pas gêner la perception du contenu de la photographie mais de façon à pouvoir ultérieurement lire la signature encodée en vue de la comparer à la signature de la photographie à vérifier. L'impression-lecture rend la tâche plus difficile. Le guillochage de Fresnel et l'authentification associée sont testés sur une banque (réduite) d'images.

Mots clés : Guilloche, authentification, hachage robuste d'image, holographie numérique, chaîne d'impression-lecture.

Abstract : This work aims to develop a new type of guilloché pattern to be inserted in a photograph (guillochage), inspired from in-line digital holography and able to encode an image robust hash value (méthode de Mihçak et Venkatesan). Such a combination can allow the authentication of the image including the guilloché pattern in the digital domain and possibly in the print domain. This approach constraints image hashing to be robust to guillochage. The hash value is encoded as a cloud of shapes that virtually produces a « diffraction » pattern to be inserted as a mark (named « guilloches de Fresnel ») in the original image. The image insertion results from a trade off : the high-density mark should be quite or even not visible in order to avoid any disturbance in the perception of the image content but detectable in order to be able to compare the decoded hash to the hash of the current photograph. Print and scan makes the task harder. Both the Fresnel guillochage and the associated authentication are tested on a (reduced) image database.

Keywords : Guilloche, authentication, robust image hashing, digital holography, print-scan chain.