

THÈSE DE DOCTORAT

Soutenue à Aix-Marseille Université

le 2 juin 2021 par

Raphaël ABELÉ

Traitement d'images pour l'automatisation de caractérisation sécuritaire de circuits intégrés

Discipline

Informatique

École doctorale

184 – MATHÉMATIQUES ET INFORMATIQUE

Laboratoire/Partenaires de recherche

Laboratoire d'Informatique et Systèmes (LIS)
STMicroelectronics

Invités, co-encadrants

Jean-Marc BOÏ
MCF HDR, LIS, Aix-Marseille Université

Pierre-Yvan LIARDET
DOCTEUR-INGÉNIEUR, eShard

Composition du jury

• Salah BOURENNANE
• PR, Institut Fresnel, EC Marseille
• Président du jury

• Christophe CUDEL
• PR, IRIMAS, Université de Haute
• Alsace
• Rapporteur

• Philippe MAURINE
• MCF HDR, LIRMM, Université de
• Montpellier
• Rapporteur

• Frédéric LERASLE
• PR, LAAS, Université Paul Sabatier
• Examineur

• Sylvie TREUILLET
• MCF HDR, PRISME, Université
• d'Orléans
• Examinatrice

• Jean-Luc DAMOISEAUX
• MCF, LIS, Aix-Marseille Université
• Co-encadrant

• Daniele FRONTE
• DOCTEUR-INGÉNIEUR,
• STMicroelectronics
• Co-encadrant

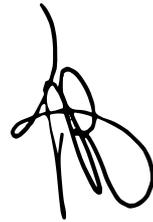
• Djamel MERAD
• PR, LIS, Aix-Marseille Université
• Directeur de thèse

Affidavit

Je soussigné, Raphaël Abelé, déclare par la présente que le travail présenté dans ce manuscrit est mon propre travail, réalisé sous la direction scientifique de Djamel Merad, dans le respect des principes d'honnêteté, d'intégrité et de responsabilité inhérents à la mission de recherche. Les travaux de recherche et la rédaction de ce manuscrit ont été réalisés dans le respect à la fois de la charte nationale de déontologie des métiers de la recherche et de la charte d'Aix-Marseille Université relative à la lutte contre le plagiat.

Ce travail n'a pas été précédemment soumis en France ou à l'étranger dans une version identique ou similaire à un organisme examinateur.

Fait à Marseille le 10/12/2020.



Cette œuvre est mise à disposition selon les termes de la [Licence Creative Commons Attribution - Pas d'Utilisation Commerciale - Pas de Modification 4.0 International](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

Résumé

L'automatisation est un enjeu stratégique dans l'industrie. En général, certaines technologies ne peuvent évoluer qu'à condition que la technologie précédente soit parfaitement maîtrisée. Cette maîtrise peut aboutir à la mise en place de procédures automatiques pour des tâches répétitives optimisables.

Dans le contexte très particulier de la caractérisation sécuritaire de circuits intégrés, nous proposons d'automatiser le déplacement du système optique d'un banc d'injection laser. Ce banc est en effet muni d'une caméra infrarouge qui, couplée à un microscope optique, permet d'explorer les entrailles d'une puce électronique. Ce système optique est utilisé à des fins d'analyses, pour étudier le comportement d'un circuit intégré à la suite de perturbations provoquées par des tirs laser localisés sur des points de ses pistes conductrices. Ces tirs sont principalement calibrés et ciblés grâce au système optique.

À travers ce travail, notre objectif est de rendre possible l'automatisation de processus qui requièrent initialement l'intervention humaine. Nous proposons pour cela deux outils dédiés au domaine de la vision infrarouge de circuits intégrés. Des processus tels que le ciblage de structures électroniques d'intérêt pourront être automatisés grâce à ces outils. Dans un premier temps, un processus de mise au point automatique du système optique est présenté, permettant de focaliser les pistes conductrices du circuit intégré, selon des critères propres au contexte. Deux approches sont mises en place, fondées sur l'analyse des images dans le domaine temps-fréquence : une approche passe par une transformée en ondelettes des images, l'autre passe par une transformée polynomiale. Si elles sont toutes deux optimisées pour l'analyse d'images infrarouges, les autofocus qui en découlent ont chacun leur avantage : temps d'exécution pour l'un, précision pour l'autre. Dans un second temps, nous présentons un système de localisation de structures électroniques. Ce système met en œuvre des appariements de graphes et fait intervenir des descripteurs décisifs pour notre application. Dans notre contexte, outre sa robustesse, notre approche tire profit des graphes dans la reconnaissance de formes à partir de simples schématisations.

Le déploiement de ces outils offre des perspectives majeures pour l'amélioration des caractérisations sécuritaires : scans de composants, optimisation et reproductibilité de caractérisation, reconnaissance de composants et de structures ou encore aide à l'interprétation de fautes. De nombreuses pistes sont ouvertes, pour lesquelles la vision par ordinateur est l'élément clé.

Mots clés : vision par ordinateur, imagerie infrarouge, autofocus, appariement de graphes, caractérisation sécuritaire

Abstract

Automation is a strategic issue in the industry. Generally, certain technologies can only evolve if the previous technology is perfectly mastered. This mastery can lead to the implementation of automatic procedures for optimizable repetitive tasks.

In the very particular context of the secure characterization of integrated circuits, we propose to automate the movement of the optical system of a laser injection bench. Indeed, this bench is equipped with an infrared camera, coupled with an optical microscope, which allows to explore the inside of a microchip. This optical system is used for analysis purposes, to study the behavior of an integrated circuit disturbed by laser shots localized on points of its conductive tracks. These shots are mainly calibrated and targeted thanks to the optical system.

Through this work, our purpose is to make possible the automation of processes that initially require human intervention. We propose two tools, dedicated to the field of infrared vision of integrated circuits. Processes such as the targeting of electronic structures of interest can be automated with these tools.

First, an automatic focusing process of the optical system is presented. It allows to focus the conductive tracks of the integrated circuit, according to specific contextual criteria. Two approaches are implemented, based on the analysis of images in the time-frequency domain: one approach uses a wavelet transform of the images, the other uses a polynomial transform. If they are both optimized for the analysis of infrared images, the resulting autofocuses have their own advantages: execution time for one, accuracy for the other.

Second, we present a localization system for electronic structures. This system implements graph matching and uses decisive descriptors for our application. In our context, in addition to its robustness, our approach takes advantage of graphs in schemes recognition.

Once implemented, these tools offer major perspectives to improve secure characterizations: component scans, optimization and reproducibility of characterization, recognition of components and structures or even help in the faults interpretation. Finally, computer vision is the key to many avenues opened through this work.

Keywords: computer vision, infrared microscopy, autofocus, graph matching, secure characterization

Remerciements

Mes premiers profonds remerciements vont aux membres du jury, pour m'avoir fait l'honneur d'examiner cette thèse : MM. Christophe CUDEL et Philippe MAURINE qui ont rapporté ce manuscrit, Mme Sylvie TREUILLET, M. Frédéric LERASLE et enfin M. Salah BOURENNANE qui a présidé le jury de ma thèse.

Je souhaite remercier très chaleureusement M. Djamal MERAD pour avoir encadré ma thèse, ainsi que MM. Jean-Luc DAMOISEAUX, Jean-Marc BOÏ, Daniele FRONTE et enfin Pierre-Yvan LIARDET, pour m'avoir confié ce sujet de recherche, et dont l'énergie commune a permis cette collaboration. Je vous remercie pour m'avoir épaulé, autant dans mes démarches scientifiques que dans le travail de communication qui s'est ensuivi. Vous m'avez énormément appris et je vous en remercie également. Travailler avec vous a été un grand plaisir.

Je remercie toutes les parties qui m'ont accordé l'opportunité de vivre ce doctorat, dont l'Agence Nationale de la Recherche Technologique et l'École Doctorale de Mathématiques et Informatique de Marseille. Je remercie STMicroelectronics et le Laboratoire d'Informatique et Systèmes pour m'avoir accueilli dans leurs équipes.

Un remerciement chaleureux à tous les membres du CSLAB et du LIS, présents ou passés, avec qui j'ai fait un bout de chemin et dont l'écoute a été précieuse. Merci à mes collègues et amis. Merci Yanis, Thomas, Ibrahima, Bruno, Kerry, Davide et Simon, merci Rabah, Florian, Nicole, Manon, Thibault, Arthur et Jilliana. Je n'oublie pas ceux que je n'ai pas cités, la liste est longue : aux membres de l'équipe Images & Modèles et des autres équipes que j'ai côtoyés, docteurs, doctorants et stagiaires ! J'ai eu plaisir à travailler à vos côtés. Un remerciement particulier envers Daniele pour l'écoute qu'il m'a accordé dans les moments difficiles. Rabah, tes conseils humains et techniques m'ont également été précieux, merci infiniment.

Je remercie sincèrement ma famille, qui m'a toujours soutenu et dont les nombreuses relectures ont été d'une très grande aide. Le remerciement le plus profond est envers celle que j'aime, pour son dévouement, qui a été présente du début à la fin et m'a toujours soutenu de son mieux.

À vous tous, mes amis, qui avez adouci cette période.

Table des matières

Remerciements	5
Table des matières	6
Table des figures	9
Liste des tableaux	13
Introduction	19
1 Mise au point automatique du système optique sur la surface active d'un micro-contrôleur	20
1.1 Introduction	20
1.2 État de l'art	23
1.2.1 Autofocus par approche active	23
1.2.2 Autofocus par approche passive	24
1.3 Spécificités du contexte d'observation	30
1.3.1 L'objet d'intérêt	30
1.3.2 La caméra	32
1.4 Autofocus par analyse en temps-fréquences	36
1.4.1 Vers l'analyse en temps-fréquences	37
1.4.1.1 La transformée en ondelettes	37
1.4.1.2 La transformée polynomiale	38
1.4.2 Mesure focale fondée sur la décomposition en ondelettes du signal image	40
1.4.2.1 Le choix de l'ondelette	40
1.4.2.2 La mesure de focalisation	44
1.4.3 Mesure focale fondée sur la décomposition polynomiale du signal image	46
1.5 Expérimentation et résultats	50
1.6 Conclusion	58
2 Reconnaissance de structures à la surface active d'un micro-contrôleur	59
2.1 Introduction	60
2.2 Terminologie et définitions	62
2.3 État de l'art	65
2.3.1 Comparaison globale de sous-graphes	66

2.3.2	Comparaison locale de sous-graphes	67
2.3.2.1	Résolution par optimisation semi-définie positive	68
2.3.2.2	Résolution par optimisation linéaire	68
2.3.2.3	Résolution par analyse spectrale	69
2.4	Repérage de structures de circuits intégrés par appariement de graphes	71
2.4.1	Modélisations des données	71
2.4.1.1	Représentation par arbre quaternaire	72
2.4.1.2	Représentation fondée sur les feuilles d'arbre quaternaire	73
2.4.1.3	Représentation fondée sur les points de connections orthogonaux	78
2.4.2	Étiquetage des graphes	79
2.4.2.1	Descripteur structurel	80
2.4.2.2	Descripteur de texture	81
2.4.3	Résolution du repérage de structures électroniques	83
2.4.3.1	Similarité par comparaison locale d'ordre supérieur	84
2.4.3.1.1	Le graphe d'association	84
2.4.3.1.2	Similarité entre descripteurs	85
2.4.3.1.3	Diffusion des similarités	86
2.4.3.2	Optimisation linéaire d'ordre supérieur	87
2.4.3.3	Résolution de la localisation	89
2.5	Expérimentation et résultats	90
2.5.1	Appariement données synthétiques - données synthétiques	91
2.5.2	Appariement données réelles - données réelles	93
2.5.3	Appariement données synthétiques - données images	99
2.6	Conclusion	104
3	Contribution à la caractérisation sécuritaire	105
3.1	Introduction	105
3.2	Applications et aides fondées sur la vision	108
3.2.1	Débruitage des images	108
3.2.2	Vue intégrale d'un circuit intégré	109
3.2.3	Vue multi-résolution d'un circuit intégré	114
3.2.4	Focalisation automatique du laser	114
3.2.5	Ciblage et évitement de structures	116
3.2.6	Identification d'un circuit intégré	118
3.2.7	Ajustement spatial du circuit intégré	118
3.2.8	Mesure de l'épaisseur du silicium	119
3.2.9	Calibration de caméras pour l'injection de fautes électromagnétiques	121
3.3	Production logicielle	123
3.3.1	Vue d'ensemble	124
3.3.2	Architecture de la solution	125
3.3.3	Classes implémentées	129

3.3.4	Spécifications logicielles	131
3.4	Conclusion	132
	Conclusion	136
	Bibliographie	137
	ANNEXES	148
A	Transformées pour l'analyse temps-fréquence	148
A.1	L'analyse multi-résolution	148
A.2	Rappels sur la transformée en ondelettes	149
A.3	Rappels sur la transformée polynomiale	151

Table des figures

0.1	Schématisation d'un banc d'analyse d'un circuit intégré. La colonne verticale correspond à l'axe Z du système de coordonnées, et le plateau horizontal correspond au plan XY. Tous deux sont motorisés.	17
1.1	Localisation de la longueur d'onde infrarouge dans le spectre électromagnétique.	23
1.2	Système optique minimaliste; l'image sur le plan 1 (vert) est bien focalisé sur le capteur optique, contrairement à l'image sur le plan 2.	24
1.3	Schématisation de deux matériaux composants un circuit intégré.	30
1.4	Acquisitions faites pour différentes distances focales (points verts) en fonction de l'axe Z. Composant hors focus (gauche), focalisation sur la surface du silicium (milieu) et sur la surface des pistes conductrices (droite).	31
1.5	Représentation simplifiée d'un circuit intégré et de ses structures internes.	32
1.6	Un exemple d'image colorée acquise par une caméra infrarouge refroidie (a) et non refroidie (b). La couleur des images est simulée. (source : <i>www.flir.com</i>)	33
1.7	Deux lignes délimitant les limites d'une structure (50x).	34
1.8	Vues focalisées de la surface d'intérêt selon le grossissement 5x (a), 20x (b) et 50x (c).	34
1.9	Exemples de phénomènes lumineux visibles lorsque le système optique n'est pas focalisé, au grossissement 5x (a) et 20x (b).	35
1.10	Illustration de la construction d'une carte de netteté. A gauche la transformée en ondelettes 2D d'une image, à droite la carte de netteté. Des coefficients de la transformée en ondelettes sont regroupés en un bloc de 16×16, avec un chevauchement de 50% pour générer la carte de netteté. Le pixel orange et ses deux pixels adjacents dans la carte de netteté correspondent à l'ensemble des coefficients de la transformée en ondelettes rayés orange et des deux ensembles adjacents. Pour une meilleure visibilité, la taille des blocs et la carte de netteté ne sont pas dessinés à l'échelle : la carte est de 64×64 pixels pour une image d'entrée de 512×512 [VU et al. 2012].	41
1.11	Coefficients polynômiaux (valeur absolue) obtenus par projection d'une image infrarouge (50×) sur une base complète de Legendre, de degré 3, échantillonnée sur une grille 3 × 3.	48

1.12	Comparaison de deux décompositions d'une image infrarouge (50x). Gauche : décomposition en ondelettes discrètes 2D sur 1 niveau, à partir d'une base d'ondelettes Haar (gauche) ; Droite : décomposition poly- nomiale à partir d'une base complète de Legendre de degré 2 et grille d'échantillonnage 2×2	49
1.13	Expérience de focalisation en cas de faibles contrastes de la surface d'intérêt. (a) Mesure de focalisation en fonction de l'indice des images dans la vidéo : FM-FISH en bleu, FM-WPT en vert, FM-COW en noir et FM-POD en rouge. (b) Zoom autour de la position de focalisation. (c) Vue focalisée, position correctement relevée dans les courbes noir et rouge.	54
1.14	Taux de succès de l'autofocus (abscisse), selon la mesure de focalisation utilisée (ordonnée) et de la distorsion appliquée (couleurs), sur des cas classiques d'utilisation (contrastes standards).	55
1.15	Taux de succès de l'autofocus (abscisse), selon la mesure de focalisation utilisée (ordonnée) et de la distorsion appliquée (couleurs), sur des cas limite d'utilisation (contrastes faibles).	56
2.1	Subdivision quaternaire d'une image I de taille $H \times L$, avec pour critères d'arrêt $R_l \leq 2$ ou $R_s = \frac{H*L}{10}$. De gauche à droite et de haut en bas, l'évolu- tion de la subdivision après chaque récursion. Images synthétiques et leurs subdivisions quaternaires (lignes impaires), et leur arbre respectif (lignes paires).	74
2.2	(a) Une structure synthétique et ses subdivisions quaternaires, (b) l'arbre quaternaire correspondant, (c) le graphe dont les nœuds correspondent aux feuilles de l'arbre et dont les arêtes correspondent au voisinage direct des subdivisions spatiales. Critères d'arrêt : cf. Figure 2.1.	75
2.3	Mise en évidence de la localisation d'un graphe de feuilles issues de données synthétiques. Les images synthétiques d'un modèle (a) et d'une cible (b), et leur graphe respectif (c) et (d). La localisation du modèle est surlignée en rouge dans le graphe cible. $R_l < 2$, $R_s = \frac{\min(H,L)}{20}$	76
2.4	Exemple d'appariement du modèle 2.3.d de la Figure 2.3 avec le graphe 2.3.b par approche spectrale (Low Rank Align [FEIZI et al. 2019]). (a) le modèle à gauche dont les nœuds sont mis en correspondance avec ceux du graphe cible, en rose à droite (b) les espaces sélectionnés correspon- dants dans l'image initiale.	77
2.5	Exemple de construction d'un graphe à partir d'une structure synthé- tique (a) : les éléments linéaires sont détectés et triés en deux groupes selon leur orientation (b), et de leurs intersections découlent les nœuds et arêtes du graphe (c).	79
2.6	Exemple des éléments requis pour la création de l'étiquette α_v^H : la fenêtre W autour de v , de taille proportionnelle à $\min(l_1, l_2, l_3)$, et la direction prédominante \vec{d}	83

2.7	Exemple de produit tensoriel $G_1 \otimes G_2 = G_P$ (cf. Définition 2.2.12).	85
2.8	Exemple d'images synthétiques de modèles (a) et d'image synthétique de circuit intégré (b) générées aléatoirement.	91
2.9	Exemple de localisation d'un graphe modèle (gauche) dans un graphe cible (droite). L'appariement des nœuds est surligné en violet, et la localisation finale du modèle (rectangle vert) est trouvée par projection du modèle sur le sous-graphe associé de plus haut degré.	92
2.10	Courbe d'efficacité de notre algorithme de localisation (orange) comparé à celui de [DUTTA et al. 2018] (bleu) lors de localisation de modèles dans des images synthétiques (6×600 tests). L'aire sous la courbe correspondant à notre algorithme est de 97% contre 47%.	93
2.11	Images acquises au $20x$ (a) d'une structure électronique d'intérêt (modèle) (b) d'une vue partielle d'un circuit intégré (cible).	95
2.12	Projection du graphe modèle G_m (gauche) localisé dans un graphe cible G_c (droite). Ces graphes sont créés à partir des images de la Figure 2.11. Suite à notre méthode d'appariement, seuls les nœuds constituant le plus grand sous-graphe connexe $G_{sub} \subset G_c$ sont gardés et surlignés en rose. La projection de G_m est calculée à partir de G_{sub} , et représentée par le graphe aux nœuds verts et arêtes rouges. $T_{vrai} = 70\%$	96
2.13	Images acquises au $20x$ (a) d'une structure électronique d'intérêt (modèle) (b) d'une vue partielle d'un circuit intégré (cible).	97
2.14	Projection du graphe modèle G_m (gauche) localisé dans un graphe cible G_c (droite). Ces graphes sont créés à partir des images de la Figure 2.13. Suite à notre méthode d'appariement, seuls les nœuds constituant le plus grand sous-graphe connexe $G_{sub} \subset G_c$ sont gardés et surlignés en rose. La projection de G_m est calculée à partir de G_{sub} , et représentée par le graphe aux nœuds verts et arêtes rouges. $T_{vrai} = 65\%$	98
2.15	Images acquises au $20x$ (a) d'une vue partielle d'un circuit intégré (cible) (b) d'une structure électronique d'intérêt (modèle).	100
2.16	Projection du graphe modèle G_m (bas) localisé dans un graphe cible G_c (haut). Ces graphes sont créés à partir des images de la Figure 2.15. Suite à notre méthode d'appariement, seuls les nœuds constituant le plus grand sous-graphe connexe $G_{sub} \subset G_c$ sont gardés et surlignés en rose. La projection de G_m est calculée à partir de G_{sub} , et représentée par le graphe aux nœuds verts et arêtes rouges. $T_{vrai} = 67\%$	101
2.17	Images acquises au $20x$ (b) d'une structure électronique d'intérêt (modèle) (a) une vue partielle d'un circuit intégré (cible).	102
2.18	Projection du graphe modèle G_m (gauche) localisé dans un graphe cible G_c (droite). Ces graphes sont créés à partir des images de la Figure 2.17. Suite à notre méthode d'appariement, seuls les nœuds constituant le plus grand sous-graphe connexe $G_{sub} \subset G_c$ sont gardés et surlignés en rose. La projection de G_m est calculée à partir de G_{sub} , et représentée par le graphe aux nœuds verts et arêtes rouges. $T_{vrai} = 60\%$	103

3.1	Représentation de la surface d'un circuit intégré inclinée (a), incurvée (b) et les deux à la fois (c).	107
3.2	Représentation de la grille d'assemblage des imasettes issues du scan d'un circuit intégré. Chaque imasette (x, y) se superpose partiellement en fonction de la résolution de l'échantillonnage, ce qui sert au calcul du biais δ_{xy} pour ajuster chaque imasette avec ses voisines.	112
3.3	Résultat de l'assemblage des imasettes acquises lors du balayage d'un circuit électronique au $20x$	113
3.4	Vue multi-résolution d'un circuit intégré, construite à partir de balayages (partiels, pour la démonstration) effectués aux grossissements optiques $5x$, $20x$ et $50x$ (respectivement de haut en bas).	115
3.5	(a) Surface donnant les distances de focalisation sur la surface d'intérêt d'un circuit intégré à une résolution d'échantillonnage (9×9) , et (b) son approximation à partir de la Gaussienne 2D la plus proche.	117
3.6	Représentation d'un circuit intégré, les lignes décrivant ses structures électroniques, (a) correctement aligné avec les axes XY , (b) désaligné.	119
3.7	Photo d'un ensemble motorisé pour l'injection de fautes électromagnétiques comprenant : un composant cible, une sonde et trois caméras munies d'un éclairage individuel.	122
3.8	Vue principale de l'interface graphique du logiciel.	125
3.9	Affichage 2D de l'image d'un composant et de données relatives à la caractérisation de zones d'intérêt (ici la température).	126
3.10	Affichage 3D de l'image d'un composant et de données relatives à sa caractérisation de zones d'intérêt (ici la température).	127
3.11	Diagramme de classes du logiciel produit et intégrant les recherches exposées dans ce manuscrit, ainsi que leur intégration dans les processus exposé en Section 3.2. Leur fonction est exposée en Section 3.3.3. . . .	128

Liste des tableaux

1.1	Illustration de l'ondelette Haar	42
1.2	Illustration de l'ondelette COW	42
1.3	Banque de filtres de l'ondelette COW	43
1.4	Illustration de l'ondelette CDF 9/7	43
1.5	Illustration de l'ondelette OCDF	43
1.6	Cartes de netteté calculées en fonction du facteur de grossissement et de l'ondelette utilisés	44
1.7	Quelques types de bases et la fonction de pondération ω associée . . .	47
1.8	Mesures de focalisation d'images en fonction de la distance d'acquisition optique-objet. En abscisse, l'indice des images dans la vidéo. En ordonnée, la mesure de focalisation normalisée. Les acquisitions vidéo sont faites pour les grossissements $2.5x$ (a), $5x$ (b). La courbe bleue correspond à FM-FISH, la verte à FM-WPT, la noire à FM-COW et la rouge à FM-POD. Les lignes noires en pointillé représentent les intervalles de focalisation. La colonne de droite offre l'agrandissement des graphiques de gauche autour de l'intervalle de focalisation.	52
1.9	Mesures de focalisation d'images en fonction de la distance d'acquisition optique-objet. En abscisse, l'indice des images dans la vidéo. En ordonnée, la mesure de focalisation normalisée. Les acquisitions vidéo sont faites pour les grossissements $20x$ (c) et $50x$ (d). La courbe bleue correspond à FM-FISH, la verte à FM-WPT, la noire à FM-COW et la rouge à FM-POD. Les lignes noires en pointillé représentent les intervalles de focalisation, qui peuvent ne contenir qu'une image ($20x$ et $50x$). La colonne de droite offre l'agrandissement des graphiques de gauche autour de l'intervalle de focalisation.	53
2.1	Exemple de calcul des étiquettes d'un nœud v et d'une arête e selon leur voisinage direct dans le graphe, avec L_i la longueur de l'arête E_i , et p_i le $i^{\text{ème}}$ élément d'une suite super-croissante.	81
3.1	Exemple de réduction du bruit granulaire selon différentes paramétrisations du débruitage par décomposition polynomiale de type Hermite, avec d le degré, t la taille du support d'échantillonnage et a le modulateur d'isotropie. Les deux premières lignes sont acquises au grossissement $20x$ et les deux suivantes au $50x$	110

Introduction générale

L'arrivée en 1971 du premier microprocesseur a été une étape clé dans la course à la miniaturisation des composants électroniques. Pour la première fois, les différents éléments nécessaires au fonctionnement d'un processeur ont pu être placés sur un unique circuit intégré. Cette miniaturisation a ainsi permis de réduire la quantité de matière utilisée pour leur production, tout en augmentant leur rendement en termes de rapport consommation - puissance.

L'un des fondateurs d'Intel, Gordon E. Moore, fit à partir de 1965 un certain nombre de constats dits *lois de Moore*. Il prédit notamment en 1975 que le nombre de transistors des microprocesseurs doublerait tous les deux ans. Cette *loi de Moore*, s'avère être plus ou moins exacte jusqu'à nos jours. Ainsi la densité de transistors gravés sur silicium est passée de $300/mm^2$ en 1970 (Intel, gravure unitaire de $8\mu m$) à plus de $170\,000\,000/mm^2$ aujourd'hui (TSMC, technologie $5nm$). Les microprocesseurs sont devenus si petits et si économes en énergie, que leur utilisation a été massivement généralisée pour des applications quotidiennes. Malgré leur petite taille, ils embarquent un certain nombre de technologies : processeur, mémoire vive (pour stocker des données), mémoire morte (pour stocker des programmes), des périphériques de calculs, oscillateurs, périphériques d'entrée et sortie, etc.. Ils sont finalement autant d'ordinateurs miniaturisés à l'extrême, et constituent l'essence même de nos ordinateurs, de nos smartphones, des systèmes embarqués, des documents officiels (passeports, permis de conduire ...), de dispositifs médicaux (pompes à insuline, pacemakers...), des objets connectés formant des réseaux complexes et constituant l'*internet des objets*, etc... Parmi ces différentes utilisations, certaines ont des besoins plus importants en sécurité puisque leurs micro-contrôleurs contiennent des données privées et confidentielles qui ne doivent rester accessibles qu'à des systèmes authentifiés et autorisés. Ces besoins en protection et sécurité sont des points pour lesquels les micro-contrôleurs dédiés sont sécurisés.

Même s'il est important que les applications embarquées dans les micro-contrôleurs contrôlent l'accès à certaines données et en garantissent l'intégrité, la sécurité ne peut pas toujours reposer sur un contrôle logiciel. En particulier dans le cas de l'application de paiement présente dans une carte bancaire, il faut garantir l'authenticité de la carte, sécuriser les transmissions relatives au paiement, et générer une preuve de transaction entre les parties. Sans solution matérielle spécifique, la tâche est trop difficile pour se prémunir des nombreuses attaques largement décrites dans la littérature (par ex. attaques par faute [BIHAM et al. 1997], attaques par analyse de consommation [KOCHER et al. 1999]). Les enjeux étant importants et les techniques d'attaques ne cessant de se perfectionner, les fabricants se doivent impérativement de faire évoluer les

protections logicielles et matérielles pour proposer des composants dits "sécurisés", utilisés traditionnellement dans les applications de paiement, les passeports, ou les consommables victimes de la contre-façon comme les cartouches d'encre.

L'exemple d'un composant à destination d'une application bancaire est tout indiqué ici : une fois développé, commercialisé et mis en circulation sous la forme d'une carte bleue, un composant pourrait être détourné dans le but d'en soutirer des secrets par piratage logiciel ou matériel. L'intégrité des calculs ayant pour but de crypter des données en transition pourrait être menacée pour provoquer des fuites d'informations. Les mémoires du composant sont autant de cibles de choix, car elles contiennent les informations sensibles. Pour parer au mieux la possibilité de fuite de données utiles à un pirate (ou *attaquant*), des instances de recherche en cryptographie et protection des données sont continuellement à l'œuvre bien en amont.

STMicroelectronics est un acteur majeur dans la conception et la production de micro-contrôleurs, et à ce titre, il fournit des composants électroniques offrant des garanties de sécurité à la pointe de la technologie. Dans la suite du texte, nous regroupons les micro-contrôleurs dans la famille des circuits intégrés. Au bout de la chaîne de prototypage, un circuit intégré est soumis à des tests de sécurité déterminants pour sa viabilité. La caractérisation sécuritaire est une étape clé dans la validation d'un composant avant sa mise en production. L'objectif est d'en évaluer la sûreté face à d'éventuelles attaques cherchant à exploiter des failles logicielles et/ou matérielles.

Les failles potentielles principalement investiguées découlent d'attaques de deux types différents : soit des attaques par *canaux cachés*, soit par *injection de fautes*. Les *canaux cachés* sont des sources tierces d'informations révélant l'activité d'un composant. Par exemple, la température d'une zone du circuit intégré révélera l'exécution d'une instruction particulière à un instant précis. La consommation électrique d'un composant peut révéler ses périodes d'activation, de repos, l'intensité au court d'une série d'instructions, *etc.* Les attaques par *injection de fautes* sont plus directes : en émettant des perturbations locales ou diffuses, elles tentent de perturber de façon critique le composant afin d'accéder à des données sensibles. Ce type d'attaque est plus fréquent car il permet une détection plus précise des points faibles d'un composant.

Face à la menace que pourrait représenter un composant sécurisé ayant des faiblesses exploitables, dans des milieux où la sécurité est critique, des certificats de "qualité sécuritaire" sont nécessaires avant toute commercialisation. Ces certifications sont établies par l'Agence Nationale de la Sécurité des Systèmes d'Information (ANSSI). Pour faire une évaluation ou caractérisation de sa sécurité, un composant sécurisé est ainsi soumis à des attaques en tout genre (généralement de type injection de faute). La validation du certificat dépendra du comportement du composant suite à ces attaques, de ses faiblesses et du risque qu'elles représentent. Étant donné l'importance de cette certification pour la viabilité d'un composant sécurisé, des évaluations sont faites en amont, lors de son développement. Ces évaluations peuvent être effectuées par des laboratoires spécialisés externes, et/ou par des équipes internes. Parmi ses activités à STMicroelectronics, le *Cryptography and Security LABORatory* (CSLAB) participe à la réussite de la certification des composants sécurisés, en maintenant un

haut niveau de fiabilité, malgré la sophistication des attaques possibles. Pour cela, une de ses missions est de mettre en place des contre-mesures afin de pallier les faiblesses détectées lors de campagnes de caractérisation sécuritaire. Que ce soit des faiblesses aux attaques par canaux cachés ou par injection de fautes, les contre-mesures peuvent être logicielles (par ex. cryptographique) ou matérielles (par ex. isolation, déviation électrique). La détection de failles et le déploiement de contre-mesures le plus en amont possible sont d'importance stratégique, car ils permettent un gain conséquent en temps et en crédibilité, avec des composants de haut niveau sécuritaire.

Le travail de cette thèse s'inscrit dans ce contexte, au sein d'un laboratoire d'analyse sécuritaire, dans le but d'améliorer la fiabilité des caractérisations et est motivé par le devoir d'anticiper les résultats des évaluations nécessaires à l'obtention de certificats requis pour la commercialisation de composants sécurisés. Dans le cadre de notre thèse, nous nous intéressons à un type précis de caractérisation par injection de fautes, effectuée par perturbation ou attaque physique locale. En effet, une façon de caractériser un composant/circuit intégré sécurisé est d'étudier son comportement à la suite d'une perturbation physique. Par exemple, cette perturbation peut consister en un tir laser ciblé sur les structures internes du circuit intégré. Tout au long de notre étude, nous ne considérerons que ce type de perturbation. Pour accéder à ces structures, le circuit intégré est positionné sur la face avant. De cette façon, chaque tir laser passe à travers une couche de silicium pour atteindre les *pistes conductrices* regroupant l'électronique, cœur du composant. La précision du tir dépend du type de laser utilisé, de son transport (fibre directe ou optique), de sa puissance, de sa focalisation, et de son positionnement adapté sur la structure ciblée.

Les pistes conductrices forment un réseau interne clairement visible au travers d'un dispositif optique grossissant, et sous certaines conditions d'éclairage. Ces pistes conductrices sont, pour les effets photo-électriques, autant de vecteurs pour l'injection de fautes qui constituent donc une surface d'intérêt. Les injections de fautes de type laser, ciblées sur cette surface d'intérêt, sont effectuées dans un banc de caractérisation schématisé en Figure 0.1. Pour le déplacement sur le circuit intégré, les axes de déplacement X , Y et Z sont motorisés, et le ciblage sur la surface d'intérêt est possible avec une caméra infrarouge, dont la particularité est de voir à travers la couche de silicium.

Nous distinguons indépendamment l'axe Z des deux axes X et Y . En effet, ces derniers sont théoriquement coplanaires au circuit intégré (et de manière générale à la surface d'intérêt), tandis que l'axe Z en est perpendiculaire. Ici, le système optique et la source laser sont interdépendants : l'ajustement de la position de l'optique implique l'ajustement de la position du faisceau laser.

Généralement, ces ajustements sont effectués manuellement par des personnes qualifiées, ce qui pose deux problèmes : la perte de temps et la non reproductibilité de la caractérisation (en raison de l'imprécision potentielle du ciblage manuel). C'est là que notre travail de recherche intervient : proposer des outils de vision permettant l'amélioration des campagnes de caractérisation laser en précision et reproductibilité, grâce à l'automatisation optique des déplacements et des ciblages. En plus de pallier

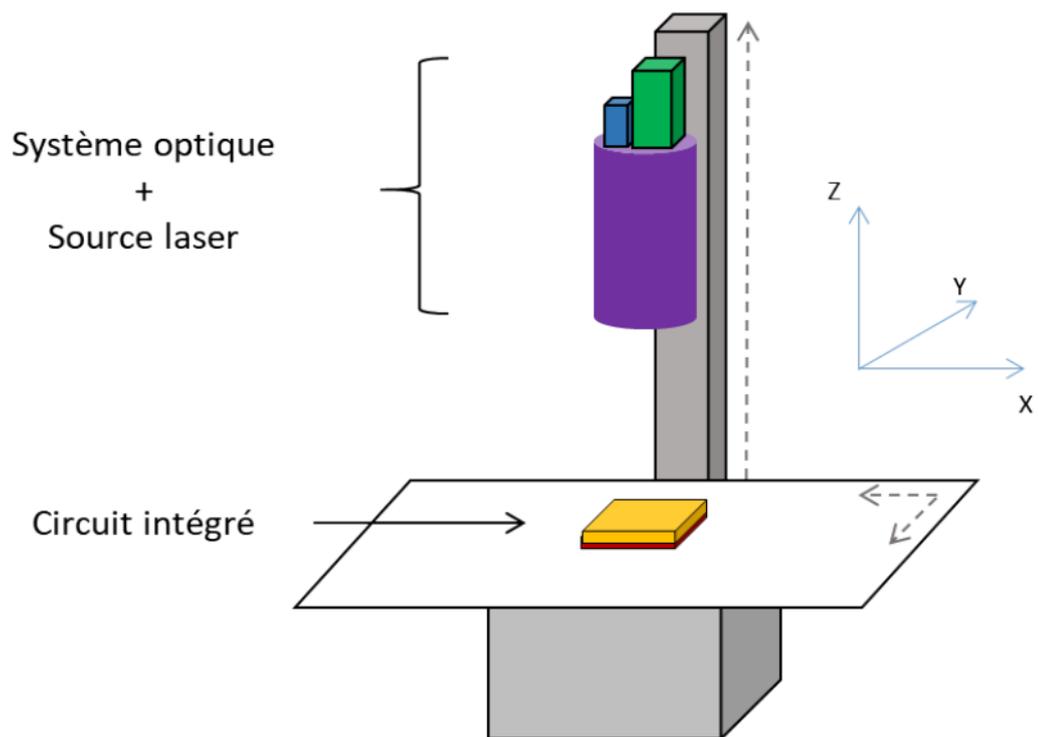


FIGURE 0.1. – Schématisation d'un banc d'analyse d'un circuit intégré. La colonne verticale correspond à l'axe Z du système de coordonnées, et le plateau horizontal correspond au plan XY . Tous deux sont motorisés.

les limitations manuelles, les automatisations proposées ouvrent des perspectives d'amélioration du calibrage des instruments déployés pour la caractérisation laser.

Dans le monde de l'industrie, l'inspection d'un circuit intégré se fait habituellement au moyen de systèmes de vision tels que la vision par rayons X, la microscopie électronique à balayage, la microscopie acoustique à balayage ou encore la thermographie. Ces inspections sont généralement effectuées dans le but de détecter des défauts de conception, soit en détectant des points de fuite thermique (par ex. *Lock-in Thermography*), soit en détectant des éléments suspects tels que des brisures, des absences ou surplus de matériaux. En général, les contraintes de coût et d'utilisation sont croissant avec le niveau de précision atteint par chaque technologie. Un descriptif détaillé de ces technologies est disponible dans [ARYAN et al. 2018], et nous y reviendrons dans le premier chapitre (en Section 1.1).

L'utilisation d'une caméra infrarouge offre une alternative à moindre coût, dont la précision était jusque-là acceptable pour la caractérisation sécuritaire, mais essentiellement au pris d'ajustements manuels. Le niveau de précision obtenue par cette technologie est donc revu à la hausse grâce aux automatisations que nous proposons dans ce manuscrit. L'automatisation des axes motorisés XYZ pour la vision des circuits intégrés, fondées sur la seule utilisation d'une caméra infrarouge, est une première et présente des défis techniques en analyse d'images. Ces défis sont liés aux contraintes inhérentes à ce type de caméra mais également à notre cas d'utilisation. Ils seront exposés tout au long de notre manuscrit, ainsi que nos stratégies pour les relever.

Ce manuscrit est articulé autour de trois axes de recherche correspondant chacun à un chapitre. Dans le premier chapitre, nous nous intéressons à la résolution de l'axe Z sous la forme d'un système d'autofocus adapté au contexte de l'étude. Nous y détaillons également les spécificités du système optique, ayant un impact majeur sur l'orientation de nos recherches. Dans le deuxième chapitre, nous nous attelons aux deux autres axes (X & Y), par la reconnaissance de formes caractéristiques correspondant à des zones d'intérêt du circuit intégré. Enfin, dans le troisième chapitre, nous présentons les mécanismes rendus possibles par les algorithmes proposés dans les deux premiers chapitres, conclusion de la recherche et de l'intégration, dans la continuité de l'activité du laboratoire d'analyse sécuritaire. De manière générale, les équipements utilisés sont exposés au fil de la présentation de chaque problématique abordée.

Publications

Les travaux de recherche présentés dans ce manuscrit ont donné lieu à des publications pour des conférences et revues scientifiques. Ces publications n'auraient pas pu être faites sans la participation des différents acteurs de cette thèse. En voici la liste exhaustive :

- R. ABELÉ, D. FRONTE, P.-Y. LIARDET, J.-M. BOÏ, J.-L. DAMOISEAUX et D. MERAD (2018). « Autofocus in infrared microscopy ». In : *23rd IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA 2018, Torino, Italy, September 4-7, 2018*. IEEE, p. 631-637. DOI : [10.1109/ETFA.2018.8502648](https://doi.org/10.1109/ETFA.2018.8502648),
- R. ABELÉ, R. EL MOUBTAHIJ, D. FRONTE, P.-Y. LIARDET, J.-L. DAMOISEAUX, J.-M. BOÏ et D. MERAD (2019). « FMPOD : A Novel Focus Metric Based on Polynomial Decomposition for Infrared Microscopy ». In : *IEEE Photonics Journal* 11.5, p. 1-17. ISSN : 1943-0647. DOI : [10.1109/JPHOT.2019.2940689](https://doi.org/10.1109/JPHOT.2019.2940689),
- R. ABELÉ, J.-L. DAMOISEAUX, D. FRONTE, P.-Y. LIARDET, J.-M. BOÏ et D. MERAD (2020a). « Efficient Integrated Circuits Characterization Through Computer Vision Assistance ». In : *25th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA 2020, Vienna, Austria, September 8-11, 2020*. T. 1. IEEE, p. 1247-1250. DOI : [10.1109/ETFA46521.2020.9211922](https://doi.org/10.1109/ETFA46521.2020.9211922),
- R. ABELÉ, J.-L. DAMOISEAUX, D. FRONTE, P.-Y. LIARDET, J.-M. BOÏ et D. MERAD (2020b). « Graph Matching Applied For Textured Pattern Recognition ». In : *IEEE International Conference on Image Processing, ICIP 2020, Abu Dhabi, United Arab Emirates, October 25-28, 2020*. IEEE, p. 1451-1455. DOI : [10.1109/ICIP40778.2020.9191035](https://doi.org/10.1109/ICIP40778.2020.9191035),
- R. ABELÉ, J.-L. DAMOISEAUX, R. EL MOUBTAHIJ, J.-M. BOÏ, D. FRONTE, P.-Y. LIARDET et D. MERAD (2021). « Spatial Location in Integrated Circuits through Infrared Microscopy ». In : *Sensors* 21.6. ISSN : 1424-8220. DOI : [10.3390/s21062175](https://doi.org/10.3390/s21062175).

1. Mise au point automatique du système optique sur la surface active d'un micro-contrôleur

Sommaire

1.1	Introduction	20
1.2	État de l'art	23
1.2.1	Autofocus par approche active	23
1.2.2	Autofocus par approche passive	24
1.3	Spécificités du contexte d'observation	30
1.3.1	L'objet d'intérêt	30
1.3.2	La caméra	32
1.4	Autofocus par analyse en temps-fréquences	36
1.4.1	Vers l'analyse en temps-fréquences	37
1.4.1.1	La transformée en ondelettes	37
1.4.1.2	La transformée polynomiale	38
1.4.2	Mesure focale fondée sur la décomposition en ondelettes du signal image	40
1.4.2.1	Le choix de l'ondelette	40
1.4.2.2	La mesure de focalisation	44
1.4.3	Mesure focale fondée sur la décomposition polynomiale du signal image	46
1.5	Expérimentation et résultats	50
1.6	Conclusion	58

1.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous abordons notre problème d'automatisation par la résolution d'un premier axe de déplacement. Le système de déplacement d'un banc de caractérisation est muni de trois axes : deux axes définissant le plan horizontal du circuit intégré (X et Y), et l'axe vertical duquel le système optique dépend (Z). C'est ce dernier axe que nous traiterons dans ce chapitre.

La résolution de l'axe Z du banc de caractérisation consiste en la mise en place d'un mécanisme d'autofocus adapté au système optique utilisé, à savoir l'automatisation

de la mise au point liée à l'axe Z. Ce chapitre a pour but de fournir une solution d'autofocus robuste pour la microscopie infrarouge dans le contexte de la vision des circuits intégrés, où les principales contraintes sont dues à une forte granularité, en plus des faibles contrastes caractérisant les images.

La microscopie est une technologie très étendue, utilisée dans de nombreux domaines d'étude, tels que la biologie et la nanotechnologie. Un pan de la microscopie a été exploré autour de l'analyse de propriétés physiques d'un objet : la microscopie à sonde locale. Des mesures sont faites localement pour estimer la topologie locale d'un objet, en surface et/ou en profondeur. Dans cette catégorie de microscopes, les microscopes à force atomique et les microscopes à effet tunnel sont très utilisés. Les microscopes à force atomique échantillonnent localement la topographie d'une surface en mesurant des propriétés telles que le rayonnement, la conductance, la résistance, *etc.* Les microscopes à effet tunnel furent à l'origine de la microscopie à sonde locale. Le premier dans ce genre a été inventé en 1981 par Gerd Binnig et Heinrich Rohrer (prix Nobel de physique 1986), et permet entre autres choses de mesurer la morphologie d'une surface conductrice, selon ses propriétés quantiques de transmission d'électrons. Ces technologies ne sont pas limitées aux propriétés optiques de la lumière et offrent ainsi une résolution d'un ordre picométrique. Cependant, les conditions d'acquisition peuvent être complexes et demandent du temps pour analyser une surface de quelques millimètres.

La microscopie électronique est très utilisée dans les études à échelle moléculaire, grâce à sa puissance de grossissement pouvant aller jusqu'à plusieurs millions de fois. Cette puissance vient de lentilles électrostatiques et électromagnétiques qui font converger de façon déterminante les faisceaux d'électrons entrant. Pour le reste, son principe de fonctionnement est similaire aux microscopes optiques. Très utilisés en biologie pour l'observation de matière et l'analyse cellulaire, ils sont également utilisés dans l'industrie de circuits électroniques, par exemple, pour l'inspection de défauts. Cependant, ces microscopes sont encombrants et imposent eux aussi des conditions d'utilisation contraignantes, comme l'absence de vibration et un environnement sous vide. Les microscopes électroniques à balayage environnemental constituent une exception et sont très efficaces pour l'observation de matériaux conducteurs et semi-conducteurs (par ex. circuits intégrés). Dans l'industrie du semi-conducteur, ils sont largement utilisés pour observer les surfaces en haute résolution et détecter des défauts de fabrication. Cela implique que les observations se fassent soit au court de la fabrication couche par couche des circuits intégrés, soit en érodant ces circuits post-production [BERTOCCI et al. 2019; COURBON et al. 2015].

La tomographie par rayons X et la microscopie acoustique à balayage offrent une très grande précision, supérieure à celle des microscopes électroniques, jusqu'au micron prêt. Mais, en plus, ces technologies permettent des détections en profondeur dans la matière. Enfin, leur mécanisme d'acquisition est non-destructif [BERTOCCI et al. 2019; ZHAO et al. 2018]. Les contraintes majeurs à leur emploi, comme pour la microscopie électronique à balayage, résident dans leur coût et dans l'installation imposante nécessaire pour l'acquisition d'images.

À l'opposé des technologies décrites jusque-là, la thermographie offre un système d'inspection beaucoup moins conséquent en termes de coût et d'installations, et présente l'avantage d'une d'acquisition non-invasive et très rapide. Cependant, cette technologie est de précision moindre par rapport au méthodes précédemment citées. L'accessibilité de la thermographie en fait tout de même une technologie couramment utilisée, mais la constitution d'images à partir d'informations thermique présente des limitations majeures liées à leur qualité et à leur résolution [HSIEH 2014]. Toutefois, des capteurs thermiques très spécialisés ont vu le jour, dont celui que nous utilisons, et dont la sensibilité est restreinte à une petite plage de fréquences d'ondes. La spécificité de ces capteurs améliore ainsi la qualité des images obtenues et permet ainsi de gagner en précision; suffisamment pour rendre possible leur utilisation pour la caractérisation sécuritaire de circuits intégrés. En effet, la distinction entre différentes couches de profondeur dans le composant n'est pas nécessaire, seule la vision de la surface des pistes conductrices l'est.

L'observation de la surface d'intérêt, sous la couche de silicium, à l'aide d'un capteur thermique, est possible grâce leurs propriétés optiques. En effet, aux environs d'une longueur d'onde d' $1\mu m$, le coefficient d'absorption du silicium n'est pas significatif [GREEN 2008; GREEN et KEEVERS 1995]. En d'autres termes, le silicium est "transparent" à la lumière dont la longueur d'onde est d'environ $1\mu m$, comme la lumière infrarouge. Et c'est précisément à ce type de lumière qu'un capteur thermique est sensible. En ce sens, notre système optique motorisé, fourni par AlphaNov, est composé de :

- une caméra infrarouge non refroidie,
- un microscope optique à 4 lentilles grossissantes (2,5x, 5x, 20x et 50x) permettant d'observer le circuit intégré, dont la surface est d'environ $5mm^2$, et ses structures internes (échelle micrométrique).

Trois types de caméras infrarouge sont disponibles sur le marché : celles à ondes longues (LWIR), moyennes (MWIR) et courtes (SWIR). Les capteurs MWIR et LWIR détectent les émissions thermiques des objets et sont efficaces lorsque celles-ci sont de température plus élevée que leur environnement. Les caméras SWIR utilisent la lumière réfléchie, comme les longueurs d'onde légèrement plus courtes du spectre visible (voir Figure 1.1), et, de cette façon, la luminosité peut être adaptée pour obtenir de meilleurs contrastes.

C'est ce dernier type de caméra dont nous disposons. La source lumineuse est alignée sur l'axe optique de façon à ce que les ondes lumineuses infrarouge traversent le silicium et soient réfléchies par certains matériaux tels que le métal. De cette façon, en couplant une caméra de type SWIR avec un microscope optique, nous sommes capables d'observer la surface d'intérêt à travers la couche de silicium.

Cette observation demande des ajustements. Cependant, en microscopie, la profondeur de champ du système optique est très courte, et ainsi, le processus de focalisation sur la surface d'intérêt requiert une grande précision. Cette focalisation est à vérifier et potentiellement à répéter à chaque déplacement sur la surface d'intérêt, pour valider

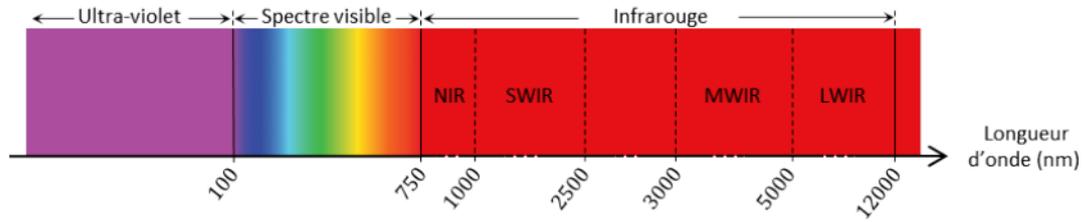


FIGURE 1.1. – Localisation de la longueur d'onde infrarouge dans le spectre électromagnétique.

le positionnement optique avant et au cours du processus de caractérisation, ceci afin d'assurer la fiabilité des tests effectués. Dans cette partie, nous proposons une méthode d'autofocus fondée sur la vision, dans le but de minimiser le temps et de substituer main d'œuvre, tous deux nécessaires à l'ajustement de cette focalisation au cours d'une campagne de caractérisation sécuritaire d'un circuit intégré. En plus du gain de temps, la précision de la caractérisation serait assurée grâce au déploiement de cette automatisation.

Cependant, la simplicité de notre système optique présente quelques contraintes, en plus des particularités du contexte d'étude. Étant donné qu'il s'agit d'un système d'imagerie proche de l'imagerie en lumière visible, nous proposons, en Section 1.2, un tour d'horizon des méthodes existantes d'autofocus en imagerie optique conventionnelle. Bien que cette problématique ait été traitée à maintes reprises, les contraintes de notre environnement d'étude (*cf.* Section 1.3) imposent le développement de méthodes alternatives. Deux méthodes sont donc proposées :

La première, proposée Section 1.4.2, repose sur l'analyse des images dans le domaine de la décomposition par ondelettes discrètes et nous a permis de mieux appréhender certaines caractéristiques des images.

La deuxième, proposée Section 1.4.3, est fondée sur la décomposition par base de polynômes orthogonaux et exploite au mieux ces caractéristiques.

1.2. État de l'art

Le mécanisme d'autofocus est un algorithme déterministe donnant la position de l'objectif pour laquelle le système est "bien focalisé" sur la scène/objet d'intérêt (voir Figure 1.2), ou, en d'autres termes, l'image de la scène ou de l'objet est plus nette. Il existe deux approches de l'AF : active et passive [NEUMANN 1985].

1.2.1. Autofocus par approche active

Une approche active dépend d'un système supplémentaire qui mesure la distance entre l'objectif et la scène. En connaissant la distance optique par rapport à l'objet et la distance focale du système, la position correcte de l'objectif est estimée pour obtenir

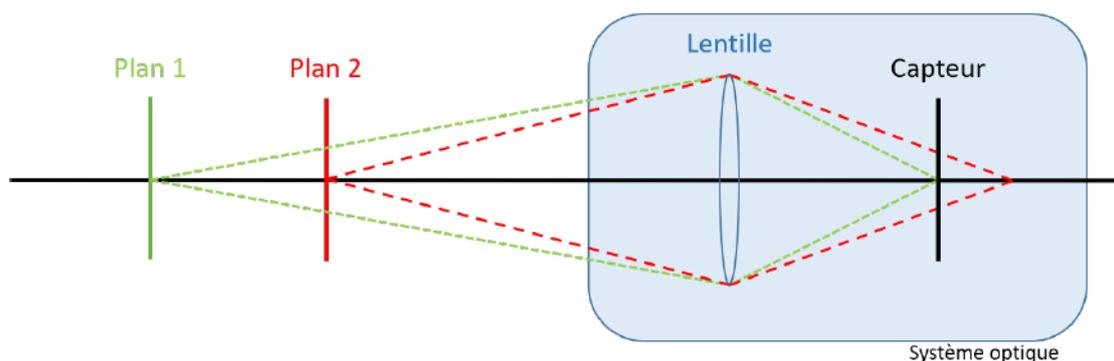


FIGURE 1.2. – Système optique minimaliste ; l’image sur le plan 1 (vert) est bien focalisée sur le capteur optique, contrairement à l’image sur le plan 2.

une image focalisée. Les premières méthodes utilisent des ondes ultrasonores ou de la lumière infrarouge pour mesurer la distance à l’aide d’un signal auxiliaire [HSIEH 2014; NEUMANN et al. 1989]. Une technologie récente, fondée sur une caméra à temps de vol, crée une carte complète des profondeurs d’une scène, ou, plus précisément, une carte de chaque pixel du capteur de la caméra [HANSARD et al. 2012; SU et al. 2018]. Les innovations dans cette technologie sont encore à l’étude [KURTTI et al. 2018]. Par exemple, un autre système utilise une matrice à lentilles multiples placée devant le capteur photo. Les données générées sont ensuite traitées pour focaliser l’image à posteriori dans la scène, à n’importe quel endroit de l’image. Ce concept, appelé *light-field*, a été introduit formellement par Gershun [GERSHUN 1939] et utilisé pour un système autofocus par Stauffer [STAUFFER 1982]. Cette technologie est encore à l’étude aujourd’hui [LEVOY 2006; NG et al. 2005; C. ZHANG et al. 2018] et a été étendue à la microscopie telle que décrite par Levoy *et al.* [LEVOY et al. 2006]. Il ressort également que le *light-field* peut avoir un grand impact sur l’acquisition d’images 3D [IWANE 2018]. Enfin, un autre système de microscopie innovant, proposé par Bathe-Peters *et al.* [BATHE-PETERS et al. 2018], comporte un autofocus actif entièrement automatisé, quel que soit le grossissement : il utilise un objectif dont la focalisation est modulée électriquement par un photo-détecteur mesurant la stabilité optique d’un faisceau laser réfléchi par la scène. Toutes les technologies citées permettent de surmonter très efficacement le besoin d’autofocus pour visualiser une scène. Cependant, dans notre étude, nous disposons du système optique sans ces technologies ni aucun outil de mesure externe. De ce fait, une approche active ne pouvait être envisagée dans l’immédiat, et nous nous sommes donc tournés vers les approches passives.

1.2.2. Autofocus par approche passive

Une approche passive repose sur l’analyse d’images pour déterminer l’image la plus pertinente de la scène. Cela signifie que les images doivent être évaluées comme le fait le système visuel humain. Si la méthode pour évaluer la qualité des images est correcte,

la position optimale de l'objectif peut alors être déterminée. Nous appelons cela la *mesure de focalisation*. Puisque le système visuel humain est un moyen infaillible pour estimer la qualité d'une image, la principale difficulté est axée sur l'interprétation de la subjectivité humaine par des algorithmes, en posant des règles et critères objectifs [Z. WANG et al. 2002]. Certaines méthodes subjectives tentent d'imiter le système visuel humain, mais elles prennent beaucoup de temps et ne sont généralement pas déterministes. Les approches pour évaluer la qualité d'une image de façon objective tentent d'être corrélées avec le système visuel humain. En fonction de la quantité d'informations disponibles à partir de la source de l'image, les métriques peuvent être classées différemment selon qu'elles se fondent sur :

- (a) la référence complète, si une image originale non déformée est disponible [SHEIKH et al. 2006],
- (b) aucune référence, dans le cas contraire [KAMBLE et al. 2015],
- (c) une référence réduite, si seulement une partie des caractéristiques de l'image originale est disponible.

L'article [KIM et al. 2009] comprend plusieurs exemples de ces catégories. Les méthodes d'évaluation de qualité d'images de catégorie (c) sont habituellement des méthodes de catégorie (b), mais optimisées ou guidées grâce à des données empiriques. Dans le contexte de l'autofocus, seules les méthodes de catégorie (b) et (c) sont toutes deux utilisées, puisque le critère de qualité est hypothétique; les images sont alors classées en fonction de ce critère, et l'image la mieux classée est associée à la position correcte de l'objectif. Une possibilité est de mettre en commun différentes mesures objectives pour prédire le score de qualité, *c.f.* le score d'opinion moyenne [STREIJL et al. 2016], mais le traitement de plusieurs critères peut nécessiter un important travail de calcul.

Dans notre étude, nous considérons les approches d'autofocus passives : malgré le système d'éclairage spécial nécessaire à l'acquisition d'images, aucun dispositif supplémentaire n'est disponible. Les algorithmes d'autofocus reposent en général sur une analyse bien spécifique des images, et il est difficile d'établir une approche généralisée pour tout contexte. Ainsi, plusieurs méthodes existent dans la littérature, chacune adaptée à son contexte spécifique : images de scènes naturelles, images à faible contraste, microscopie, holographie numérique, radar à synthèse d'ouverture (SAR), etc.

Les premiers algorithmes d'autofocus sont fondés sur le concept de netteté d'une image, qui peut être interprété de diverses manières. Par exemple, la recherche de netteté peut être considérée, du point de vue de la distribution de l'information, par la minimisation de l'entropie de l'histogramme des couleurs de l'image [SCHLAG et al. 1983]. Du point de vue dérivatif, cette recherche peut être interprétée comme la maximisation du gradient de l'image [KROTKOV 1988; TENENBAUM 1970]. Dans la même idée, des méthodes récentes appliquées à l'imagerie holographique considèrent la largeur de transition de contours, ou encore la densité d'intensité au voisinage des contours de l'image [BIAN et al. 2018; TAMAMITSU et al. 2017; Y. ZHANG et al. 2018]. Si

la répartition spatiale des pixels de l'image est une information pertinente pour ces études, elle n'est cependant pas adaptée aux cas où les images sont soumises à des contraintes pouvant dégrader leur qualité (c.-à-d. bruit, contrastes). En fait, tous les algorithmes d'autofocus existants utilisent une mesure de netteté (et de focalisation) appropriée à leur contexte.

De nombreuses métriques de focalisation s'appuient sur différentes statistiques d'ordre 1, 2 ou supérieur, puisque chacune d'elles peut indiquer une caractéristique de l'image [KUMAR et al. 2012; SUBBARAO et al. 1993]. Parmi les plus couramment utilisées, on peut citer :

- le gradient moyen, comme souligné précédemment, qui reflète le contraste et la clarté de l'image; il peut être utilisé pour mesurer la résolution spatiale d'une image : plus le gradient moyen est élevé, meilleure est la résolution spatiale,
- l'écart-type (*moment d'ordre 2*) reflète le contraste de l'image; le contraste de l'image augmente avec l'écart-type de l'intensité des pixels,
- le coefficient d'asymétrie (*moment d'ordre 3*) évalue la direction et la mesure dans laquelle un ensemble de données s'écarte d'une distribution; pour une distribution normale standard, une asymétrie élevée indique une asymétrie des données. Dans ce cas, les données contiennent une plus grande quantité d'informations,
- le kurtosis (*moment d'ordre 4*) est une mesure statistique de la planéité d'une distribution (c.-à-d. pente moyenne et concentration énergétique); dans notre contexte, elle correspond au degré de netteté de l'image, et augmente avec la profondeur de champ,
- l'entropie mesure la quantité d'information dans une image. Si la probabilité d'occurrence de chaque niveau de gris est faible, l'entropie est élevée, et réciproquement,
- l'auto-corrélation souligne la redondance des données; si une image est floue, ou si les bords sont lissés, la corrélation entre les pixels voisins devient élevée.

Ces statistiques sont fortement corrélées entre elles mais ne sont pas toutes du même niveau de subjectivité. Ces mesures peuvent aussi bien être appliquées dans le domaine spatial (image brute) que dans les domaines fréquentiels et temps-fréquence. Cela peut permettre de s'affranchir de contraintes telles que le bruit présent dans certains cas d'étude. Plusieurs études font une comparaison de mesures de focalisation appliquée à leur contexte d'utilisation. Ainsi, dans le contexte de la microscopie biologique, Zhang *et al.* ont comparé les performances et la précision de seize mesures de focalisation [X. ZHANG, JIA et al. 2016] : fondées sur l'histogramme, sur les intensités, les statistiques, les formes dérivatives ou encore sur la transformation des images dans le domaine fréquentiel ou temps-fréquence. Ils ont constaté que l'algorithme fondé sur le *Tenengrad Absolue* [TENENBAUM 1970] est le plus performant, dans leur contexte, en termes de précision. Le Tenengrad est fondé sur les valeurs maximales des gradients d'une image. Effectivement, leurs images sont suffisamment contrastées pour rendre cette métrique robuste pour leur application, mais ne serait pas

forcement robuste en d'autres contextes, où le bruit des images serait plus impactant sur la répartition spatiale des intensités. Cependant, comme nous le soulignerons Section 1.3, les contraintes de notre système optique ne sont pas compatibles avec ce cas d'étude, ce qui ne permet pas l'utilisation pertinente d'une telle mesure de focalisation.

Une comparaison de mesures de focalisation a également été menée par Fonseca *et al.*, cette fois dans le domaine de l'imagerie holographique [FONSECA *et al.* 2016]. Les mesures comparées sont des mesures généralement utilisées pour des scènes naturelles, et appliquées sur la reconstruction/numérisation de la vue holographique en image 2D et en niveaux de gris. Cette reconstruction peut être faite de différentes manières, ce qui influe grandement sur le comportement des mesures de focalisation. Les mesures effectuées montrent que, si certaines métriques sont efficaces pour un type de reconstruction, elles ne le sont plus pour d'autres. De même, les résultats varient en fonction du type de données visibles dans les images. De manière générale, dans le domaine spatial les mesures fondées sur la variance, la corrélation ou le Tenengrad [TENENBAUM 1970] ont un excellent ratio précision/temps de calcul; les méthodes fondées sur le domaine temps-fréquence via la décomposition en ondelettes [LIEBLING *et al.* 2004; YU *et al.* 1997] offrent également des résultats corrects et précis, mais sont plus coûteuses en temps de calcul que les approches spatiales. Cependant, ce désavantage est compensé par leur robustesse contre le *bruit* granulaire (ou *speckle*) observé dans certains systèmes d'imagerie fondés sur la réflexion de signaux lumineux [YU *et al.* 1997]. Pour résumer, il n'existe pas de mesure de focalisation universelle qui soit à la fois exacte, robuste, unimodale, et peu coûteuse en calculs. Cette seconde étude comparative nous conforte dans l'idée que les mesures de focalisation sont à définir selon les contraintes de temps, de précision et de robustesse.

Bien que certaines mesures fondées sur l'analyse spatiale des images soient très utilisées et appréciées dans de nombreux contextes, leur dépendance de la qualité du signal (contrastes, bruits...) peut être problématique pour notre application (cf. Section 1.3). De ce fait, nous nous tournerons vers les analyses fréquentielles et temps-fréquence.

Dans le domaine fréquentiel, la *transformée de Fourier* est la plus connue pour interpréter un signal en termes de fonctions périodiques. En analyse d'images, la transformée en cosinus peut être préférée à celle de Fourier car elle correspond à la partie réelle de la transformée de Fourier privée de partie complexe/imaginaire. Pour certaines applications, cette partie réelle est suffisante pour l'interprétation fréquentielle d'une image. Cette transformée a été utilisée pour mesurer la focalisation d'un microscope par Poddech [PODLECH 2016], en estimant l'entropie bayésienne du spectre de la transformée. Il y considère que cette mesure spectrale donne une estimation du flou dans ses images, acquises dans un contexte similaire aux scènes naturelles : éclairage naturel d'une table d'étalonnage, noir sur fond blanc, avec un niveau de contrastes optimal. Il conclut que cette approche n'est possible que dans ces conditions optimales, c'est à dire avec un certain niveau de contrastes et un signal non bruité. Pour pallier de mauvaises conditions d'acquisition, Zhang *et al.* proposent

un pré-traitement avant d'appliquer la transformée en cosinus [X. ZHANG, WU et al. 2016]. Ce pré-traitement consiste en la convolution de l'image avec le noyau O_{MFDCT} (1.1), dont la particularité est d'extraire les informations correspondant aux moyennes fréquences de l'image dans le domaine fréquentiel [S. LEE et al. 2008], sous forme de gradient.

$$O_{MFDCT} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

Leur motivation vient du fait que les composantes des moyennes fréquences d'une image sont plus stables et moins sensibles au bruit que celles de haute et basse fréquence. Une fois le pré-traitement fait, ils effectuent une transformée en cosinus. En deux dimensions, la transformée en cosinus discrète permet de distinguer les coefficients de décomposition selon trois directions : horizontale, verticale et diagonale. Pour leur mesure de focalisation, ils considèrent uniquement certains coefficients de décomposition correspondant à l'information diagonale des images, validés expérimentalement pour leur unimodalité et monotonie au cours des expérimentations de focalisation. Cette notion de directionnalité est reprise dans [Z. ZHANG et al. 2018], où les coefficients issus de la transformée sont en plus catégorisés par hautes, moyennes et basses fréquences. Leur système d'autofocus est fondé sur deux éléments : d'une part, une mesure de flou calculée à partir d'informations directionnelles permettant d'évaluer les transitions/gradients des arêtes, et, d'autre part, une mesure de netteté calculée comme une somme pondérée de coefficients issus de moyennes et hautes fréquences de l'image (toutes directions confondues). L'utilisation des informations directionnelles, en plus de la distinction fréquentielle, semble en adéquation avec les contraintes de notre étude que nous décrivons Section 1.3.

Même si l'implémentation dite *par blocs* de la transformée en cosinus discrète 2D donne une information sur la localisation d'informations fréquentielles extraites, il n'est pas possible de localiser ces informations précisément. Pourtant, cela peut être très utile pour la détection d'*événements* fréquentiels très brefs. De plus, si elle est très efficace pour encoder les informations générales d'une image, des événements fréquentiels singuliers ne sont pas mis en valeur dans la forme décomposée de l'image. Pour ces deux raisons, on utilise généralement la transformée en ondelettes discrète afin de capturer les informations fréquentielles recherchées.

Dans le domaine temps-fréquence, la transformée en ondelettes discrète 2D permet d'effectuer une analyse multi-résolution d'un signal image, selon une ondelette donnée. Les coefficients de décomposition sont groupés en *sous-bandes*, par niveau de résolution et par direction fréquentielle (horizontale, verticale et diagonale). Chaque niveau n de la transformée correspond à la décomposition de l'image sous-échantillonnée n fois, sous-entendant la suppression d'informations correspondant à des événements fréquentiels très courts (et donc de haute fréquence). Dans [VU et al. 2012], Vu *et al.* ont proposé une mesure de netteté à partir de cette transformée,

assimilable à une mesure de focalisation, dans le cas d'images de scènes naturelles. Cette mesure est fondée sur l'analyse de la décomposition des images avec l'ondelette *Cohen-Daubechies-Fauveau 9/7*, qui est très utilisée pour sa capacité à capturer les informations hautes fréquences d'un signal (cf. son utilisation dans l'algorithme JPEG2000). La mesure de netteté est calculée à partir d'une moyenne géométrique pondérée de l'énergie logarithmique des sous-bandes de la transformée en ondelettes discrète. Dans cette mesure, les pondérations sont utilisées pour moduler l'impact des sous-bandes en fonction de leur direction, et de leur niveau de résolution dans la décomposition. Ainsi, en opposition avec les basses fréquences, plus d'importance est donnée aux fréquences les plus élevées. Grâce à la localisation temporelle (c.-à-d. spatiale) des coefficients de décomposition, Vu *et al.* proposent également une méthode pour mesurer la netteté de façon locale. Cette dernière peut être utile en tant que mesure de focalisation dans le cas de multiples plans focaux d'une scène visualisée. L'opportunité offerte par la transformée en ondelettes discrète de choisir les informations fréquentielles à révéler (choix de l'ondelette), et de les manipuler en fonction de leur nature haute, moyenne ou basse, et ainsi que de leur direction, en fait un outil puissant d'analyse d'image. Cela pourrait être utile pour notre analyse, d'après les contraintes de notre contexte.

Plusieurs variantes de la transformée en ondelettes discrète existent pour en améliorer l'analyse directionnelle ou encore la précision dans l'analyse des hautes fréquences d'un signal. Par exemple, une de ces variantes est la transformée par paquets d'ondelettes discrète, dont la force, par rapport à la transformée en ondelettes discrète, est sa capacité à extraire de façon plus détaillée les hautes fréquences d'un signal, en dépit de sa complexité. Dans leur étude, Fan *et al.* relèvent que les images focalisées peuvent être caractérisées par leurs hautes fréquences, et utilisent cette transformée pour formuler une mesure de focalisation [FAN et al. 2010]. Les coefficients de décomposition des sous-bandes horizontales, verticales et diagonales sont respectivement pondérés par les gradients horizontaux, verticaux et diagonaux de l'image, et additionnés entre eux pour constituer la mesure de focalisation. Dans leur expérience, l'objet d'intérêt est un corps noir à haute température. Le système optique est composé d'un microscope infrarouge et d'une grille de capteurs infrarouge qui capturent le flux optique. Ce mécanisme donne des images très nettes, presque binaires, lorsque le système optique est focalisé sur la cible. L'utilisation de la transformée par paquets d'ondelettes discrète est bien adaptée dans ce cas et donne les résultats escomptés : plus le système est ciblé, plus les gradients locaux sont élevés et plus les fréquences sont élevées.

Dans les études discutées dans cette section, chaque auteur prend le parti d'interpréter la notion de netteté par l'association de mesures quantifiables. Cette interprétation peut être guidée en fonction du type de scène visualisée et des contraintes du contexte de l'étude. La majorité des études proposent des mesures adaptées aux images de scènes conventionnelles, ou dont l'éclairage est conventionnel. Si ce n'est pas le cas, les mesures sont adaptées pour répondre aux contextes particuliers. Si les contraintes le permettent, les mesures peuvent être fondées sur une analyse des images dans le

domaine spatial. Mais, en fonction des contraintes dégagées, une analyse fréquentielle peut être nécessaire. Dans ce que nous avons décrit, l'outil qui offre la plus grande souplesse pour l'analyse des images est la transformée en ondelettes discrète, qui pourrait permettre de s'accommoder d'environnements d'étude plus contraignants. Dans notre étude, nous sommes confrontés à des contraintes intrinsèques à l'équipement disponible. Ce contexte est présenté dans la section suivante (Section 1.3), qui souligne l'inefficacité des critères conventionnels pour notre mesure de focalisation, et la nécessité d'outils d'analyse de plus haut niveau que le domaine spatial.

1.3. Spécificités du contexte d'observation

Dans la section précédente, nous avons discuté d'approches permettant une quantification de la netteté ou de la focalisation d'images, fondées sur des critères assumés par leurs auteurs, selon des caractéristiques spatiales et/ou fréquentielles. Nous avons relevé que l'analyse dans le domaine temps-fréquence des images offre une grande souplesse dans l'interprétation discrète de l'information. Afin d'appréhender une approche adaptée au contexte de notre étude, nous présentons dans cette section les spécificités inhérentes au système optique et à son cadre d'utilisation. Dans notre contexte, nous distinguons deux éléments qui induisent un certain nombre de contraintes par rapport aux études discutées jusque-là. D'une part, l'objet d'intérêt présente des particularités qui le démarquent des scènes usuelles, que ce soit en imagerie naturelle ou en microscopie. Ce premier élément est présenté en Section 1.3.1. D'autre part, le système optique mis en œuvre pour visualiser notre objet d'intérêt induit certaines contraintes quant à la qualité des images acquises. Ce deuxième élément de notre étude est présenté Section 1.3.2.

1.3.1. L'objet d'intérêt

Commençons par rappeler que l'objet que nous visualisons est un circuit intégré. En Figure 1.3, sa constitution a été schématisée en deux couches distinctes : une couche de silicium et une couche contenant divers matériaux conducteurs et isolants constituant l'électronique du circuit intégré en un réseau complexe.

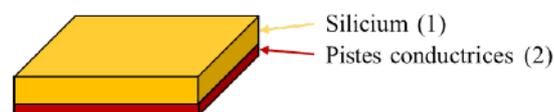


FIGURE 1.3. – Schématisation de deux matériaux composant un circuit intégré.

Ce que nous cherchons à focaliser correspond à la surface de cette seconde couche, la surface d'intérêt, sur laquelle des pistes conductrices sont visibles. Notre système optique étant équipé de technologie infrarouge, en théorie seule la surface d'intérêt devrait être visible de façon nette. En effet, comme indiqué précédemment, le silicium

est transparent à notre lumière infrarouge et ne devrait pas être visible puisqu'il laisse passer les ondes infrarouges pour atteindre la surface d'intérêt. Cependant, lors de notre recherche de focalisation, il en ressort que deux surfaces distinctes doivent être considérées : la surface du silicium et la surface d'intérêt. En effet, dans certains cas des *contaminants* peuvent être présents sur la surface sur silicium. Ces contaminants peuvent correspondre à des poussières ou des défauts dus à une érosion imparfaite du silicium. Ils ont pour effet de bloquer la lumière infrarouge, induisant des taches noires sur les images. Si le système optique est focalisé sur cette surface, les imperfections sont nettement visibles sous des formes aléatoirement convexes ou concaves. Dans ce cas, la surface du silicium est révélée à notre lumière infrarouge. En plus de cela, selon leur taille, ces formes peuvent provoquer des ombres projetées sur la surface d'intérêt.

Lors de l'observation d'un circuit intégré, plusieurs cas de figure peuvent se présenter, lorsqu'on compare la focalisation sur la surface du silicium et sur la surface d'intérêt :

- la surface d'intérêt est plus nette que la surface sur silicium (cas général),
- la surface du silicium est plus nette que la surface d'intérêt,
- les deux surfaces sont autant contrastées/nettes.

Cela implique un possible conflit d'intérêts et donc des difficultés pour déterminer la bonne distance de focalisation. Ce point souligne que la netteté n'est pas, en pratique, le critère approprié pour caractériser exclusivement la surface d'intérêt.

La Figure 1.4 montre les états notables pendant le processus d'autofocus.

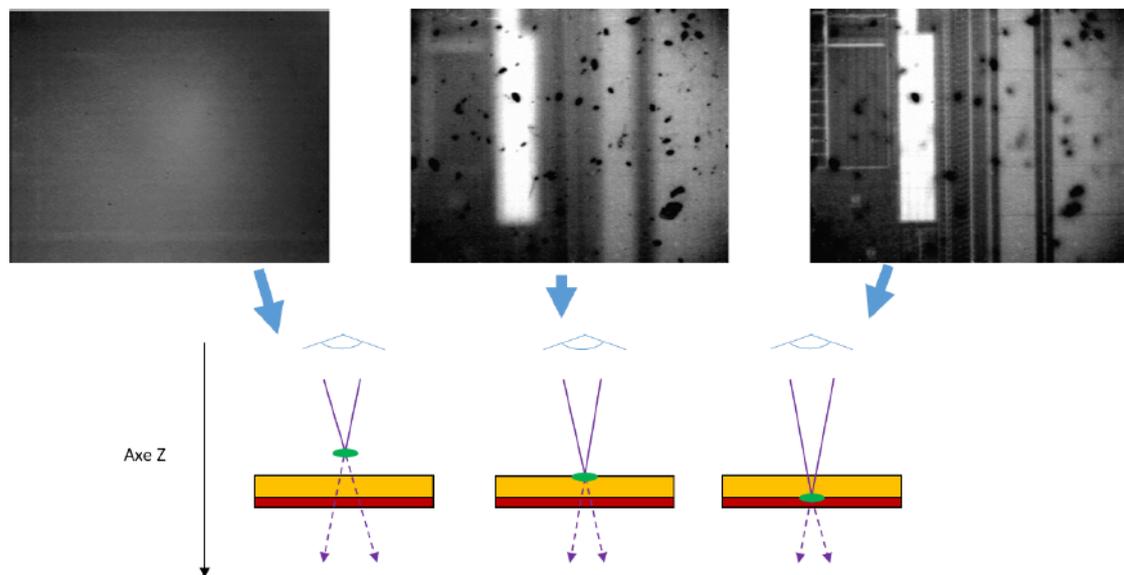


FIGURE 1.4. – Acquisitions faites pour différentes distances focales (points verts) en fonction de l'axe Z. Composant hors focus (gauche), focalisation sur la surface du silicium (milieu) et sur la surface des pistes conductrices (droite).

On peut comparer la couche conductrice d'un circuit intégré à une ville, et ses structures internes, à ses bâtiments. Comme le montre la Figure 1.5, tout est positionné orthogonalement par rapport à la forme rectangulaire du composant. Il s'agira de la principale information utile pour décrire une image "correctement focalisée".

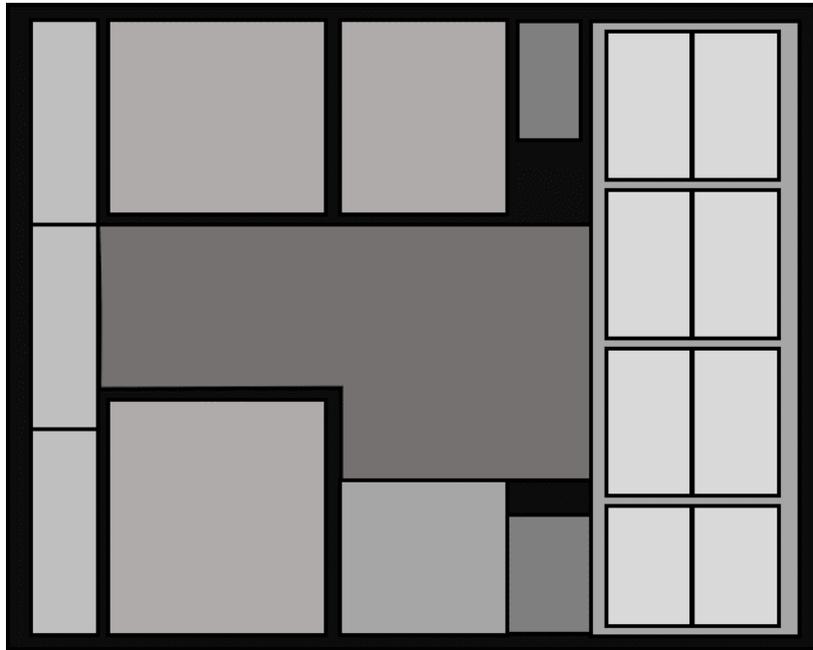


FIGURE 1.5. – Représentation simplifiée d'un circuit intégré et de ses structures internes.

1.3.2. La caméra

La caméra utilisée embarque un capteur InGaAs sensible à une plage relativement restreinte de longueurs d'onde infrarouge : de $900nm$ à $1700nm$. Ces longueurs d'ondes étant très proches de celles de la lumière visible, le capteur est la principale particularité par rapport à une caméra conventionnelle. Cette caméra embarque une technologie d'imagerie à plage dynamique élevée, qui adapte automatiquement la luminosité de l'image, selon les conditions d'éclairage, pour atteindre un certain niveau de contraste. Cela permet de maintenir un niveau de contraste optimal si l'intensité d'éclairage venait à changer. Les caméras infrarouges comme la nôtre, de type SWIR, nécessitent une source externe d'éclairage, spécialisés dans l'émission de lumière infrarouge. La lumière émise est dite *cohérente* car tous les ondes émises ont la même longueur. Cela a pour effet la génération d'interférences entre celles-ci, induisant des fluctuations lumineuses aléatoires sur l'image produite par la caméra. Ces fluctuations sont appelées *tavelures*, *granulosités* ou encore *speckle* en anglais. Certaines caméras de ce type embarquent un système de refroidissement actif, pouvant limiter, d'une part, les interférences des ondes émises entre la source et le récepteur, et,

d'autre part, les interférences externes. Ce n'est cependant pas le cas de notre caméra, qui n'embarque pas un tel système de refroidissement. La qualité des images acquises par notre système optique est donc impactée naturellement, ainsi que leur résolution (Figure 1.6). Ce bruit, est en fait caractéristique des systèmes d'acquisition d'images

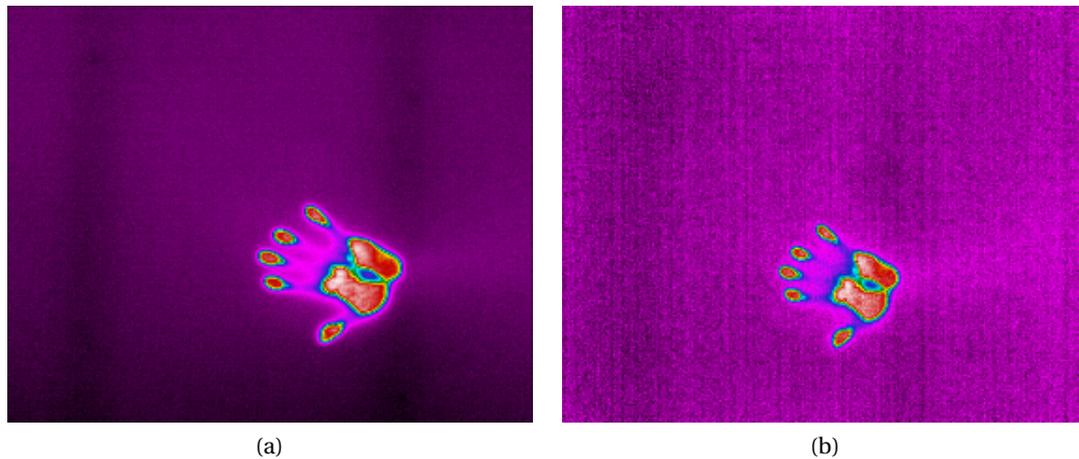


FIGURE 1.6. – Un exemple d'image colorée acquise par une caméra infrarouge refroidie (a) et non refroidie (b). La couleur des images est simulée. (source : www.flir.com)

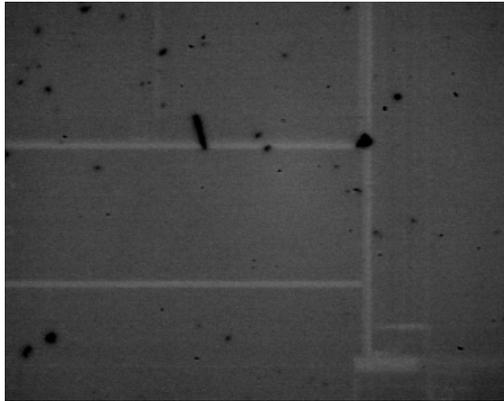
utilisant des sources d'information cohérentes, tels que les radars et les échographes. Il est cependant possible de réduire son impact à l'aide de post-traitements des images, tels que le filtrage par transformée en ondelettes.

Dans certaines conditions, le bruit granulaire peut devenir fatal pour l'interprétation des images. Tout d'abord, le niveau de contraste des images dépend de la réflectance des matériaux rencontrés par l'infrarouge : si la quantité/qualité du matériau conducteur varie, la réflexion de la lumière infrarouge peut être moindre et le niveau de contraste diminue. En plus de cela, la vision de certaines structures du circuit intégré nécessite l'usage de grossissements optiques plus forts (50x, 100x) ce qui augmente l'impact des interférences et donc la granularité.

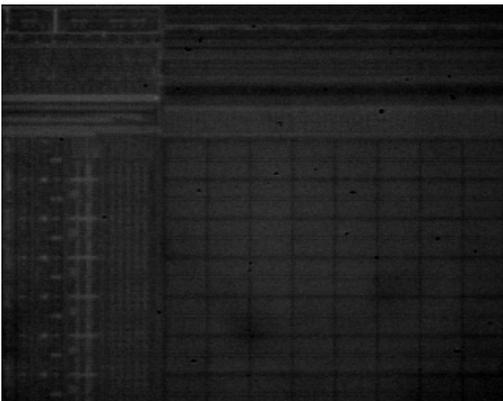
Dans ces conditions, la continuité des pistes conductrices visibles sur la surface d'intérêt, et délimitant les structures du circuit intégré, peut être compromise (cf. Figure 1.7). Dans le pire des cas, il devient difficile de délimiter certaines structures, et le pré-traitement des images peut devenir nécessaire pour qu'elles soient correctement interprétées. L'image de la surface d'intérêt peut ainsi être faiblement contrastée, jusqu'à devenir moins contrastée qu'une image hors-focus, biaisée par le système d'ajustement automatique des contrastes intégré à la caméra. En exemple, la Figure 1.8 présente des vues peu contrastées de la surface d'intérêt sous différents grossissements, et la Figure 1.9 présente deux vues obtenues lorsque le système optique est défocalisé.



FIGURE 1.7. – Deux lignes délimitant les limites d'une structure (50x).



(a)



(b)



(c)

FIGURE 1.8. – Vues focalisées de la surface d'intérêt selon le grossissement 5x (a), 20x (b) et 50x (c).

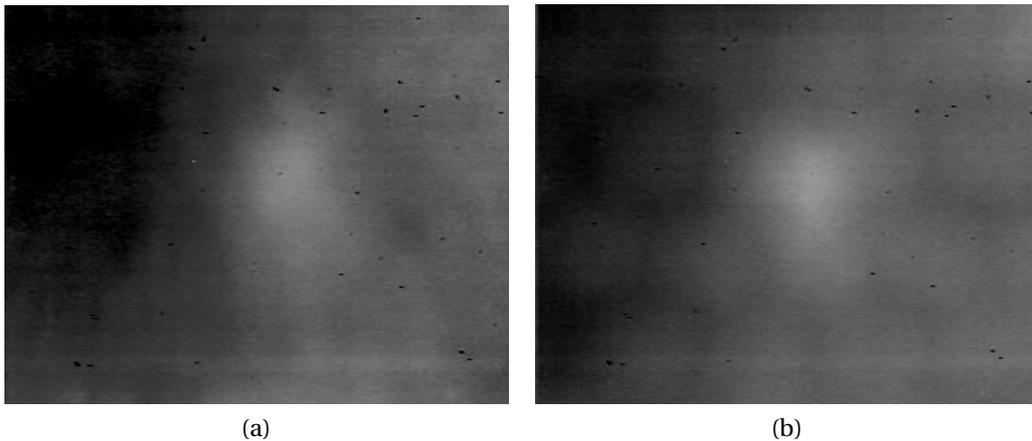


FIGURE 1.9. – Exemples de phénomènes lumineux visibles lorsque le système optique n'est pas focalisé, au grossissement 5x (a) et 20x (b).

Pour résumer :

1. Sur la surface d'intérêt, les limites horizontales et verticales de la structure sont visibles.
2. La netteté n'est pas un critère pertinent pour différencier la surface de silicium de la surface d'intérêt.
3. Les informations topologiques ne sont pas stables en fonction du matériau et du grossissement : une détection de lignes nécessiterait un certain nombre de pré-traitements. De plus, si le grossissement utilisé peut être critique pour certains critères recherchés (c.-à-d. granularité *versus* consistance des structures), la réflectivité de la surface d'intérêt peut l'être pour d'autres (c.-à-d. contraste *versus* netteté des contours).

Ces trois points servent de direction dans l'élaboration d'une mesure de focalisation pour notre système d'autofocus.

Le critère de référence pour un autofocus doit être suffisamment fiable pour éviter les faux positifs. En ce sens, pour un algorithme d'autofocus robuste, nous avons besoin d'une métrique de qualité et robuste par rapport aux contraintes de notre étude.

Selon l'affirmation (2), nous savons quelles caractéristiques sont attendues dans l'image cible, nous envisageons donc d'évaluer la qualité des images à partir de ces informations. Cette approche fait partie des méthodes d'évaluation fondées sur une référence réduite de l'image cible, présentées en Section 1.2.2.

L'affirmation (3) souligne que la mesure de focalisation ne peut être fiable si fondée sur l'analyse des images dans le domaine spatial, sans traitement préventif de celles-ci. Or, le pré-traitement des images est à éviter pour deux raisons : dans le cadre d'un processus industriel, l'économie en temps et puissance de calcul est de mise ; de plus, pré-traiter les images en modifiant ou supprimant des informations pourrait rompre

la continuité de certaines données déterminantes pour la mesure de focalisation. Pour cette raison, l'analyse d'images dans le domaine spatial n'est pas envisagée. Ainsi, des approches fondées sur la transformée du signal image dans le domaine temps-fréquence sont explorées. En effet, nous disposons de suffisamment d'éléments pour guider notre analyse dans le temps-fréquence, comme cela est fait dans certaines méthodes discutées Section 1.2, et étudier des *événements* fréquentiels d'intérêt.

Avant de présenter nos solutions au problème d'analyse d'informations de focalisation, nous rappelons en Section 1.4 le cadre d'application des transformées temps-fréquences en analyse multi-résolution. Nous décrivons également deux transformées, la transformée en ondelettes et la transformée polynomiale, que nous utiliserons par la suite pour fournir deux mesures de focalisation (Sections 1.4.2 et 1.4.3).

1.4. Autofocus par analyse en temps-fréquences

La possibilité que le système visuel humain distingue l'information visuelle en tant qu'harmonique orthogonale élémentaire du signal a été émise en 1974 [BLAIVAS 1974]. En effet, les valeurs discrètes d'un signal numérique peuvent être considérées comme une partie d'une fonction complexe continue qui peut être approchée par des fonctions. Par exemple :

- Legendre et Gauss ont utilisé les fonctions polynomiales pour approximer une fonction complexe,
- Chebychev a développé le concept d'approximation uniforme,
- Weierstrass a prouvé que les polynômes peuvent approximer, sur un intervalle donné, toute fonction continue réelle,
- Les séries de Taylor ont été largement utilisées pour approximer la valeur d'un point d'une fonction par rapport à son voisinage.

Les mathématiques proposent donc des méthodes pour décomposer un signal en ensemble fini d'informations. Cette discrétisation donne accès à des outils pour analyser au mieux le signal, avec une complexité raisonnable. À l'inverse, une image est une forme discrétisée d'un signal lumineux traduit en niveaux d'intensités par un capteur photographique. Si l'on considère que cette discrétisation contient des informations indésirables (bruit ou autre), on peut à nouveau considérer cette image comme une somme de signaux complexes, et ainsi dissocier différentes informations qu'on souhaite analyser ou non. C'est pour cette raison qu'il peut être préférable de travailler dans la forme décomposée/fréquentielle d'une image, plutôt que dans sa forme brute/spatiale.

Si la transformée de Fourier est l'outil le plus connu pour décomposer un signal dans le domaine fréquentiel, elle ne permet pas d'y localiser les caractéristiques fréquentielles détectées. La *transformée de Fourier à court terme* a été la première approche dans ce sens : il s'agit d'appliquer la transformée de Fourier classique sur une

"fenêtre" temporelle parcourant le signal. On obtient alors une décomposition dite *temps-fréquences*, mais cette méthode possède une mauvaise localisation temporelle.

Il existe de nombreuses méthodes qui compensent cette lacune, en décomposant un signal dans le domaine temps-fréquences. C'est cette catégorie de méthodes de décomposition que nous utiliserons par la suite pour analyser nos images.

1.4.1. Vers l'analyse en temps-fréquences

Pour introduire les méthodes de transformation d'un signal dans le domaine temps-fréquences, il nous faut parler de *l'analyse multi-résolution*. C'est sur cette base que reposent la plupart des discrétisations de ces méthodes. Nous présentons ensuite deux de ces méthodes de transformation du signal : la transformée en ondelettes, et la transformée polynomiale. L'analyse multi-résolution d'un signal est une succession d'approximations de celui-ci à des résolutions décroissantes (c.-à-d. sous-échantillonné). Chaque niveau de résolution contient des informations différentes et complémentaires des niveaux de résolution inférieurs : les résolutions les plus fines contiennent plus de détails (ou hautes fréquences) que les résolutions plus approximatives (ou basses fréquences). Le fait de décomposer ainsi le signal permet d'en analyser les composantes de façon distinctes. Sans en approfondir le contexte mathématique, nous rappelons les concepts mathématiques de l'analyse multi-résolution en Annexe A.1. Cette approche de décomposition est très intuitive pour étudier un signal, et a été le point de départ de nombreuses méthodes d'analyses. La théorie de la décomposition multi-résolution de signaux a été proposée par Mallat en 1989 [MALLAT 1989], qui en a fait la base pour discrétiser la transformée en ondelettes.

1.4.1.1. La transformée en ondelettes

Dans le domaine temps-fréquences la transformée en ondelettes est très utilisée car elle est parfaitement adaptée à l'analyse d'évènements fréquentiels non périodiques ou de très courte durée. Son succès vient du fait qu'elle permet d'analyser les caractéristiques fréquentielles d'un signal à un instant t en fonction d'une ondelette mère $\phi(t)$. Le libre choix de cette fonction d'ondelette en fait un outil de décomposition très souple. En effet, il existe une infinité de fonctions compatibles, dont certains sont très connus pour leurs propriétés fréquentielles spécifiques, comme les ondelettes Haar, Meyer, Chapeau Mexicain, ou Coiflet. Des détails sur le fonctionnement de la transformée en ondelettes sont exposés en Annexe A.2. La transformée en ondelettes peut être qualifiée de *spatialement dirigée* [MALLAT 1989], fournissant des informations fréquentielles selon les directions horizontales, verticales et diagonales (ou précisément le "et logique" des directions horizontales et verticales). Ces informations fréquentielles, ou coefficients de décomposition, sont obtenues par projection du signal à différents niveaux de résolution, sur une base d'ondelettes. On rejoint donc l'analyse multi-résolution, et cette base d'ondelettes est caractérisée par la fonction d'ondelette pré-définie. Généralement, cette projection se calcule suivant un produit

scalaire entre le signal et la base. Ce produit étant potentiellement lourd en temps de calcul, Mallat a proposé avec succès d'utiliser plutôt des banques de filtres pour obtenir les coefficients de décomposition. C'est cette discrétisation qui est le plus couramment utilisée pour effectuer une transformée en ondelettes. De même, nous proposons dans la Section 1.4.2 une méthode d'analyse de nos images selon cette transformée en ondelettes.

Bien que très utilisée de nos jours encore, cette approche présente pourtant des limitations bien démontrées dans la littérature. En effet, la décomposition du signal selon seulement trois directions implique un manque de nuances dans les informations fournies. De plus, la phase de sous échantillonnage de facteur 2 entre chaque niveau de résolution du signal décime une partie de l'information (cf. Annexe A.2). Cette décimation implique un manque de précision dans l'approximation du signal, dont les conséquences peuvent se répercuter par l'apparition d'artefacts lors de la reconstruction du signal.

Des versions améliorées de la transformée en ondelettes discrète ont été développées pour pallier notamment ce manque d'informations de détails en hautes fréquences et en directionnalité. Par exemple, la transformée par paquets d'ondelettes discrète décompose non seulement le signal à chaque niveau de résolution, mais également son complémentaire par rapport à la résolution précédente. Grâce à cela, l'approximation gagne en détails dans les hautes fréquences. D'autres méthodes comme la transformée en ondelettes complexes [SELESNICK et al. 2005] et la transformée en ondelettes à quaternion [CHAN et al. 2008] étendent les ondelettes respectivement dans les domaines complexe et quaternionique, pour augmenter à la fois la capacité à décrire les détails fréquentiels et les informations directionnels. La liste des méthodes dérivées s'allonge encore de nos jours [N.-G. CHO et al. 2017; MA et al. 2010]. Dans tous les cas, si l'on gagne en précision, la complexité augmente elle aussi, et c'est en partie pour cette raison que nous avons décidé de ne pas investiguer plus ces méthodes. Cependant, après la transformée en ondelettes discrète, nous nous tournons vers une approche que nous considérons comme plus générale pour décomposer un signal temps-fréquences. Il s'agit de la transformée polynomiale, dont nous rappelons le fonctionnement dans la section suivante.

1.4.1.2. La transformée polynomiale

Originellement introduite par Eden en 1986 [EDEN et al. 1986], la transformée polynomiale peut être considérée comme une méthode de décomposition temps-fréquence plus générale que la transformée en ondelettes discrète présentée précédemment. Cette transformée a été adaptée à l'analyse multi-résolution par Kihl, qui introduit les bases complètes de polynômes dans [KIHL et al. 2008; KIHL 2012]. Les concepts mathématiques de la transformée polynomiale, et leurs preuves, peuvent être trouvés dans [EDEN et al. 1986] et dans la thèse [EL MOUBTAHIJ 2016]. Nous en faisons toutefois une introduction en Annexe A.3.

La transformation polynomiale consiste en la décomposition du signal à partir

d'une base de polynômes orthogonaux. La clé de cette transformée réside dans le choix du type de base polynomiale utilisée, ainsi que son degré. Selon son degré, la base de polynômes orthogonaux contient plus ou moins de fonctions, chacune permettant de décrire des informations fréquentielles et des directionnelles. Le choix du degré permet donc d'ajuster facilement l'aspect directionnel si on compare cette méthode à celle à base d'ondelettes dans la section 1.4.1.1. Par exemple, pour une base polynomiale de degré 1, trois directions seront extraites (horizontale, verticale et diagonale) comme pour la transformée en ondelettes. Ces trois directions, sont données selon les polynômes $B_{0,1}$, $B_{1,0}$ et $B_{1,1}$ de la base B (cf. Annexe A.3). On peut donc obtenir un grand nombre de variantes directionnelles avec une base de degré élevé.

Enfin, la discrétisation des polynômes est un paramètre très important dans la mise en œuvre de la transformée polynomiale. Au-delà du type du polynôme et de son degré, la taille de son espace d'échantillonnage est libre, détermine l'échelle L de la décomposition, et implique un pavage de l'espace Ω^L avec des sous-espaces Ω_{h_1, h_2}^L de dimension inversement proportionnelle à L (cf. Équation A.3.21 en Annexe A.3). Ainsi, plus l'espace d'échantillonnage des polynômes est grand, plus la résolution de la décomposition est faible. Il y a donc un compromis à trouver entre le degré de la base et la taille/échelle de l'échantillonnage, pour obtenir une répartition optimale de détails fréquentiels et directionnels. Ce compromis a été proposé par Kihl [KIHL 2012], en fixant le degré de la base égale à $L - 1$, où L est la taille de l'espace d'échantillonnage des polynômes. Il désigne ces bases typiques par *A-complètes*.

La paramétrisation des bases polynomiales offre donc une grande liberté pour décomposer un signal à analyser. De plus, il est souligné dans [EDEN et al. 1986] que la représentation polynomiale semble particulièrement adaptée à l'extraction de particularités fréquentielles locales. Cette affirmation est confirmée pour détecter des singularités dans les champs de vecteur 2D [KIHL et al. 2008], pour la détection des contours [BORDEI et al. 2014], et pour les détection et classification de textures [EL MOUBTAHI, AUGEREAU et al. 2015a].

La possibilité des transformées en ondelettes et en polynômes orthogonaux, de détecter des caractéristiques fréquentielles et directionnelles d'un signal 2D, semble être parfaitement adaptée aux caractéristiques de nos images, que nous décrivons en Section 1.3. En effet, elles pourraient permettre de révéler les informations caractérisant le mieux une surface d'intérêt, contenues dans les composantes horizontales et verticales des images. Dans un premier, nous présentons une mesure de focalisation établie grâce à la transformée en ondelettes discrète. La décomposition en ondelettes a été largement utilisée dans la littérature pour son efficacité à traiter le bruit granulaire (ou *speckle*) également présent dans nos images [SCHMITT et al. 1999; J. ZHANG et al. 2016]. La plus grande partie de l'information encodée par la transformée en ondelettes discrète, et correspondant au bruit granulaire, étant stocké dans les détails diagonaux de la décomposition, les informations des caractéristiques horizontales et verticales sont préservées. Cette première méthode est présentée en Section 1.4.2, où

le choix d'une ondelette est établi pour mettre en valeur des caractéristiques propres aux images focalisées sur la surface d'intérêt avant d'exposer l'algorithme de mesure de focalisation.

1.4.2. Mesure focale fondée sur la décomposition en ondelettes du signal image

Dans cette section, nous présentons notre approche pour formuler une mesure de focalisation fondée sur la transformée en ondelettes de nos images, dont le fonctionnement a été précédemment décrit (cf. Section 1.4.1.1). La version discrète la plus utilisée de la transformée en ondelettes 2D a été proposée par S. Mallat [MALLAT 1989]. Il a démontré que cette transformée se comporte de la même façon qu'une succession de filtrages passe-bandes et de sous-échantillonnages. Ce filtre passe-bandes consiste en deux filtres passe-haut G et passe-bas H , dont les réponses impulsionnelles h et g sont calculées à partir des fonctions d'échelle et d'ondelette définies pour la transformée telles que :

$$h(n) = \langle \phi_{2,-1}(t) | \phi(t-n) \rangle \quad (1.2)$$

$$g(n) = \langle \psi_{2,-1}(t) | \phi(t-n) \rangle \quad (1.3)$$

$g(n)$ peut aussi être calculé à partir de $h(n)$ (preuve dans [MALLAT 1989]). Dans l'objectif d'extraire au mieux les informations caractérisant la surface d'intérêt, et construire notre mesure de focalisation, le choix des ondelettes est important, étant donné que chaque ondelette mettra en valeur des caractéristiques fréquentielles spécifiques du signal.

1.4.2.1. Le choix de l'ondelette

Nous devons trouver la meilleure ondelette permettant de détecter les informations intéressantes de nos images infrarouges, correspondant aux contours des structures habituellement visibles sur la surface d'intérêt. Pour cela, nous utilisons la méthode décrite par *Vu et Chandler* [VU et al. 2012] pour construire une carte de netteté d'image fondée sur la transformée en ondelettes discrète 2D. Cette carte est construite par blocs de pixels dont la valeur correspond aux coefficients extraits de la décomposition multi-résolution. La concaténation des groupes de coefficients se fait relativement à leur provenance (coefficients horizontaux, verticaux ou diagonaux). La Figure 1.10 illustre la conception de cette carte de netteté.

La mise en œuvre d'une telle carte de netteté peut permettre d'évaluer visuellement comment l'information de l'image est décomposée par une ondelette. Dans ce sens, nous prenons trois photos de la surface d'intérêt avec des grossissements de $5x$, $20x$ et $50x$. Pour chaque image, une carte de netteté est construite en considérant respectivement deux ondelettes orthogonales et deux ondelettes bi-orthogonales :

1. L'ondelette Haar [HAAR 1910], puisque l'image peut être interprétée comme binaire : matériaux réflexifs *versus* non réflexifs, structures *versus* arrière-plan.

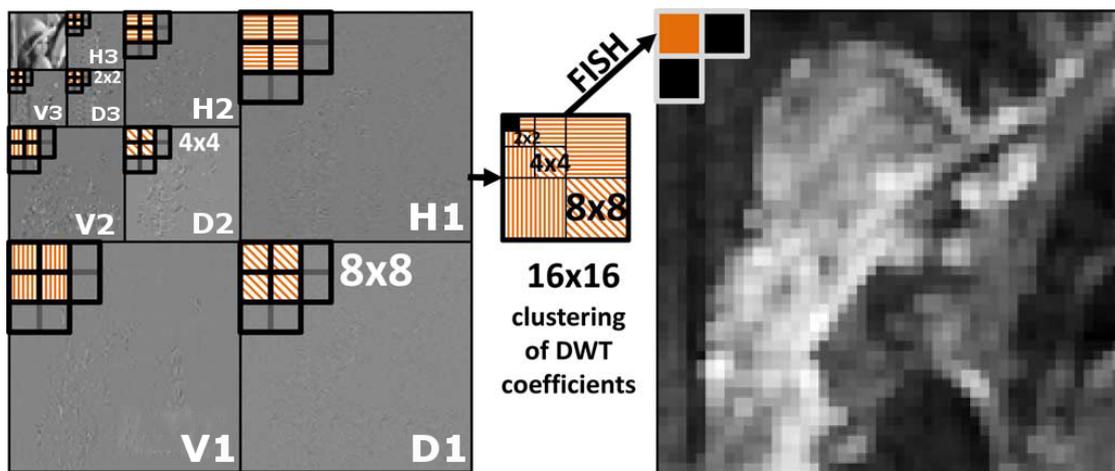
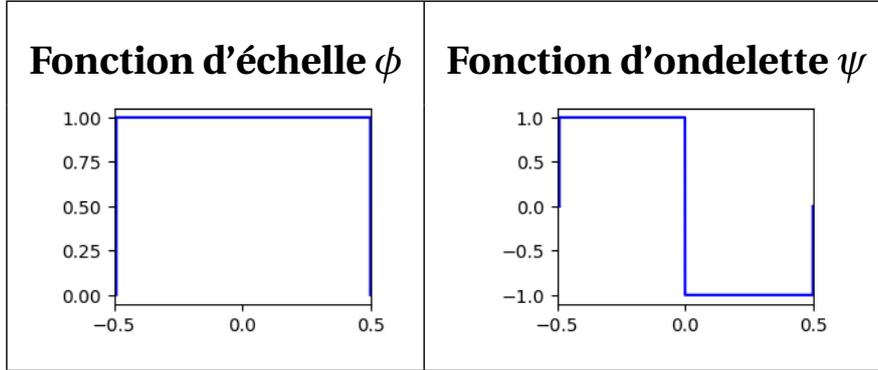


FIGURE 1.10. – Illustration de la construction d’une carte de netteté. A gauche la transformée en ondelettes 2D d’une image, à droite la carte de netteté. Des coefficients de la transformée en ondelettes sont regroupés en un bloc de 16×16 , avec un chevauchement de 50% pour générer la carte de netteté. Le pixel orange et ses deux pixels adjacents dans la carte de netteté correspondent à l’ensemble des coefficients de la transformée en ondelettes rayés orange et des deux ensembles adjacents. Pour une meilleure visibilité, la taille des blocs et la carte de netteté ne sont pas dessinés à l’échelle : la carte est de 64×64 pixels pour une image d’entrée de 512×512 [VU et al. 2012].

Un illustration de cette ondelette est donnée Table 1.1.

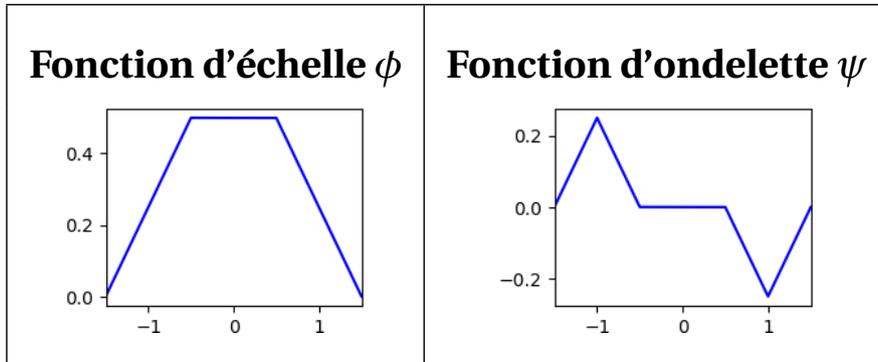
Tableau 1.1. – Illustration de l’ondelette Haar



2. Une ondelette personnalisée (*Custom Orthogonal Wavelet - COW*) construite à partir d’une ondelette père dont les coefficients d’échelle sont définis en (1.4), et dont la banque de filtres décrivant la fonction d’ondelette est donnée en Table 1.3. La forme de l’ondelette est illustrée Table 1.2.

$$\phi = \left[\frac{1}{\sqrt{2}} \quad \frac{1}{\sqrt{2}} \quad \frac{1}{\sqrt{2}} \quad \frac{1}{\sqrt{2}} \right] \quad (1.4)$$

Tableau 1.2. – Illustration de l’ondelette COW



3. L’ondelette Cohen-Daubechies-Fauveau 9/7 (CDF 9/7) [COHEN et al. 1992], ayant une excellente capacité d’extraction de textures, illustrée Table 1.4.
4. Une version optimisée de l’ondelette CDF 9/7 (OCDF) proposée en [S. ZHANG et al. 2012] et illustrée Table 1.5.

Notre but est de déterminer quelle ondelette correspond le mieux à l’information pertinente de l’image, c’est-à-dire celle qui mettra en valeur les informations structurales de l’image. Les cartes de netteté obtenues sont présentées Table 1.6. Nous estimons visuellement que l’ondelette COW semble mettre le mieux en valeur l’information d’intérêt, c’est-à-dire relative à la pré-dominance des structures. En plus

Tableau 1.3. – Banque de filtres de l'ondelette COW

k	Filtre passe-bas h_k (analyse)	Filtre passe-haut \tilde{h}_k (analyse)	Filtre passe-bas g_k (synthèse)	Filtre passe-haut \tilde{g}_k (synthèse)
0	0.35355339	-0.35355339	0.35355339	0.35355339
1	0.35355339	0.35355339	0.35355339	-0.35355339
2	0.35355339	-0.35355339	0.35355339	0.35355339
3	0.35355339	0.35355339	0.35355339	-0.35355339

Tableau 1.4. – Illustration de l'ondelette CDF 9/7

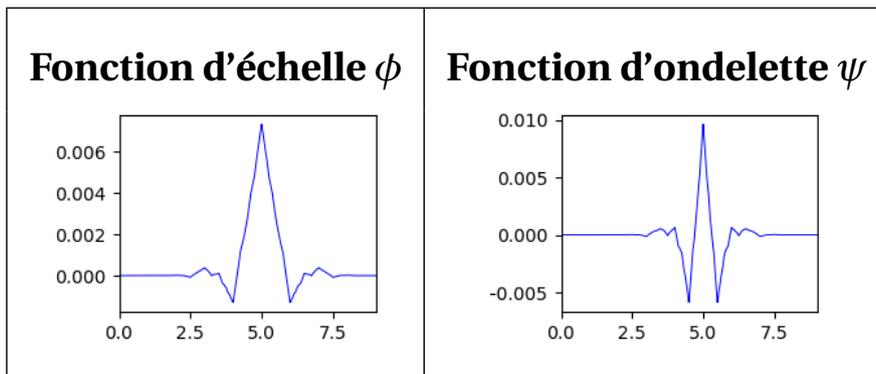
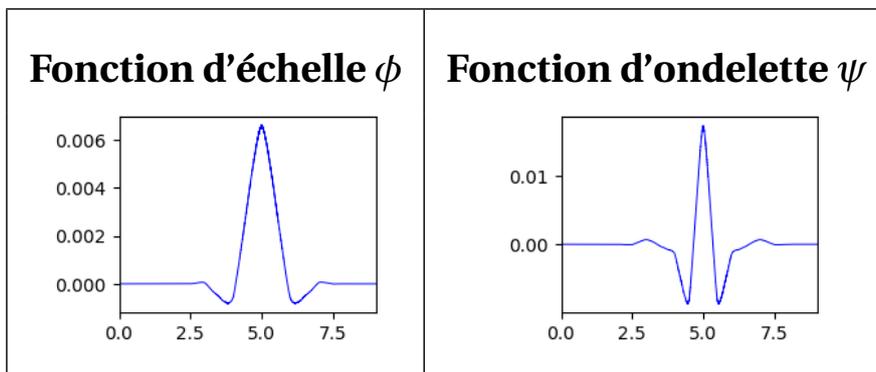
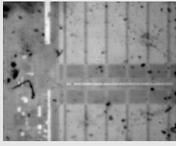
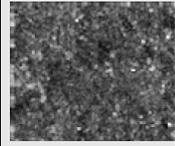
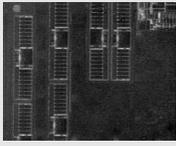
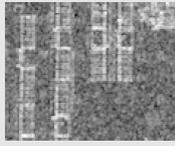
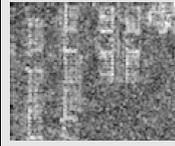
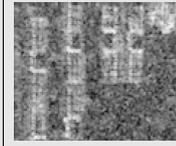
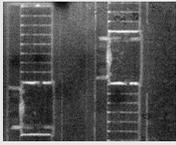
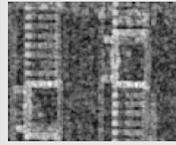
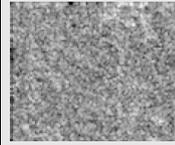
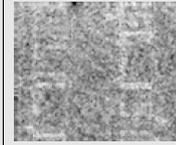


Tableau 1.5. – Illustration de l'ondelette OCDF



de cela, et à l'inverse de l'ondelette CDF 9/7, l'ondelette COW semble atténuer une grande partie de l'information de l'image relative au bruit granulaire.

Tableau 1.6. – Cartes de netteté calculées en fonction du facteur de grossissement et de l'ondelette utilisés

Facteur de grossissement	Vue originale	Cartes de netteté en fonction de l'ondelette utilisée			
		Haar	COW	CDF 9/7	OCDF
5x					
20x					
50x					

Si cette ondelette est pertinente pour mettre en valeur les caractéristiques observables lorsque le système optique est focalisé sur la surface d'intérêt, alors l'utilisation de la transformée en ondelettes discrète 2D est réaliste pour l'établissement d'une mesure de focalisation. Dans la section suivante, nous proposons donc un algorithme fondé sur cette transformée 2D, et utilisant l'ondelette COW, dans le but de créer un système d'autofocus adapté au contexte d'observation.

1.4.2.2. La mesure de focalisation

Dans l'article [VU et al. 2012], Vu *et al.* ont proposé un algorithme par ondelettes pour estimer la netteté globale et locale de l'image (*Fast Index Sharpness - FISH*). Leur métrique de netteté est fondée sur l'énergie logarithmique de la transformée en ondelettes discrète, calculée sur trois niveaux d'échelle, en utilisant une ondelette CDF 9/7. Le choix de cette ondelette peut être justifié par son efficacité à faire correspondre les textures, ce qui permet d'extraire un large éventail de données. L'évaluation de l'énergie apporte une information sur les valeurs globales des coefficients de la décomposition. En effet, plus une image est nette, plus sa décomposition contient de hautes fréquences; de fait, plus il y a de fréquences isolées, plus l'énergie est élevée. Dans notre cas cette mesure n'est pas viable, car l'image la plus nette peut aussi bien correspondre à la surface d'intérêt qu'à la surface sur silicium, chacune contenant des hautes fréquences isolées (*cf.* Section 1.3.1).

Afin de décrire l'algorithme utilisé pour notre mesure de focalisation, nous généralisons l'analyse faite d'une transformée en ondelettes discrète comme suit :

1. Transformée en ondelettes discrète 2D de l'image en niveau de gris pour une ondelette donnée. La décomposition est effectuée sur N niveaux d'échelle. Notons XY_n la bande de la décomposition à un niveau n , et où XY peut correspondre à la bande LH , HH ou HL .
2. Soit F une fonction statistique, alors F_{XY_n} correspond à la statistique F calculée pour chaque XY de niveau n .
3. Pour chaque niveau n de la décomposition, F_n est la somme pondérée des statistiques F_{XY_n} tel que :

$$F_n = \alpha F_{LH_n} + \beta F_{HL_n} + \gamma F_{HH_n} \quad (1.5)$$

avec α , β et γ des coefficients réels tels que $\alpha + \beta + \gamma = 1$.

4. La valeur finale de la mesure de focalisation F_{tot} est la somme pondérée de chaque F_n telle que :

$$F_{tot} = \sum_{n=1}^N 2^{N-n} F_n \quad (1.6)$$

Suivant cette méthode d'analyse en quatre temps, nous appliquons les choix mis en évidence dans les sections précédentes :

- Selon l'étude faite précédemment (Section 1.4.2.1), le choix de l'ondelette COW est fait pour mettre en évidence les caractéristiques de la surface d'intérêt ciblée par notre autofocus.
- Comme fonction statistique, nous considérons la déviation standard (1.7), qui reflète la variabilité/diversité des données de l'image, d'autant plus que nous ne pouvons pas nous fier à des statistiques fondées sur l'arrangement spatial des données, ni sur l'estimation de leur quantité/qualité (cf. Section 1.3).

$$SD_{XY_n} = \sqrt{\frac{1}{C} \sum_{c=1}^C (S_{XY_n}(c) - \mu)^2} \quad (1.7)$$

avec μ la moyenne des coefficients de la bande considérée, et $c \in [1, C]$, le nombre de coefficients de cette bande.

- Parmi les bandes de chaque niveau de la décomposition, nous ne considérons que les bandes HL et LH (1.8) : si ces bandes contiennent les informations horizontales et verticales décrivant les structures de la surface d'intérêt, la bande HH contient majoritairement des informations biaisantes pour notre analyse, issues du bruit granulaire (cf. Section 1.3).

$$SD_n = \frac{SD_{LH} + SD_{HL}}{2} \quad (1.8)$$

- La pondération appliquée pour obtenir SD_{tot} correspond à l'opposé du niveau d'échelle de la transformée en ondelettes discrète 1.9. En effet, pour chaque

niveau un sous-échantillonnage est effectué, supprimant une partie de l'information : si les informations basses fréquences sont moins susceptibles d'être perdues, les premières informations hautes fréquences le sont plus, et avec elles, le bruit granulaire. De cette façon, la pondération permet d'atténuer l'impact du bruit, en privilégiant les niveaux plus sous-échantillonnés.

$$SD_{\text{tot}} = \sum_{n=1}^N 2^n SD_n \quad (1.9)$$

La mesure découlant de cet algorithme permet d'évaluer si une image contient les informations pertinentes caractérisant une image focalisée : certaines données fréquentielles sont mises en avant par l'ondelette exploitée, et leur diversité est mesurée par la déviation standard. Enfin, pour limiter encore l'impact du bruit granulaire, les pondérations selon le niveau d'échantillonnage favorisent les fréquences moyennes et basses. La mise en œuvre de cette mesure en tant que mesure de focalisation est expérimentée en Section 1.5.

Cependant, même si la transformée en ondelettes discrète est adaptée pour notre contexte d'étude, il est évident que sa limitation en détails et en directionalités peut mener à un manque critique d'informations d'intérêt. En effet, nous rappelons que plusieurs cas particuliers peuvent se présenter lors de la recherche de l'image focalisée (*cf.* Section 1.3.1). En cas de dégradation trop importante de la vision causée par des imperfections de la surface du silicium, une source d'informations plus fiable doit être envisagée. Dans la section suivante nous proposons donc l'utilisation de la transformée polynomiale pour l'élaboration d'une métrique plus robuste aux aberrations envisageables. Une deuxième approche pour mesurer la focalisation est donc proposée Section 1.4.3, en s'appuyant sur la transformée polynomiale. Comme précédemment, un certain nombre de choix, doivent être justifiés avant de proposer un tel algorithme.

1.4.3. Mesure focale fondée sur la décomposition polynomiale du signal image

Tout comme dans la section précédente, où le choix d'une ondelette pertinente était nécessaire à la capture d'informations pertinentes pour notre mesure de focalisation, le choix du polynôme générateur de la base de polynômes est important. Deux paramètres entrent principalement en jeu dans la construction d'une base polynomiale : son degré et la fonction de pondération qui caractérise le produit scalaire propre à l'espace de définition. Le choix de ces paramètres est guidé par les informations relevées dans la Section 1.3 relatives aux images infrarouges et par les informations que l'on s'attend à trouver dans l'image cible de l'autofocus.

L'élément principal pour l'analyse de nos images est le type de la base, définie par la fonction de pondération ω . Le choix de cette base est très large car il y a un grand

nombre de fonctions élémentaires compatibles. Mais il n'existe pas de moyen de déterminer la meilleure base pour un signal donné. Le choix dépend en fait du signal à analyser, et de l'utilisation que l'on en fait. Le Tableau 1.7 fournit quelques types de bases et la fonction de pondération associée.

Tableau 1.7. – Quelques types de bases et la fonction de pondération ω associée

Type du polynôme	Intervalle de définition	ω
Legendre	$[-1; 1]^2$	1
Hermite	$[-\infty; +\infty]^2$	$e^{-\frac{x_1^2+x_2^2}{2}}$
Laguerre	$[0; +\infty]^2$	$e^{-(x_1+x_2)}$
Tchebychev1	$[-1; 1]^2$	$\frac{1}{\sqrt{(1-x_1)^2(1-x_2)^2}}$
Tchebychev2	$[-1; 1]^2$	$\sqrt{(1-x_1)^2(1-x_2)^2}$

À partir de ces fonctions de pondération, une base polynomiale de degré D peut être générée, avec des polynômes de degré 1 à D , échantillonnés sur un espace d'échantillonnage de dimension $s \times s$. Comme précisé en Section 1.4.1.2, s fait office de facteur d'échelle de la décomposition. Dans la Section 1.4.1.2, nous avons souligné que les informations directionnelles sont capturées en fonction du polynôme utilisé pour la projection de l'image. La répartition des *sous-bandes* de la décomposition polynomiale est illustrée par la Figure 1.11. Les composantes horizontales, verticales et diagonales sont respectivement obtenues par projection sur les polynômes de la base $B_{i,j}$ d'indices $(i, j) \in \{0, [0, d_2]\}$, $(i, j) \in \{[0, d_1], 0\}$ et $i = j$. Par rapport aux caractéristiques d'intérêts dégagées en Section 1.3, nous pouvons également remarquer que les informations recherchées sont principalement contenues dans ces sous-bandes. Les autres coefficients correspondent à d'autres combinaisons linéaires de ces directions et ne sont donc pas pris en considération. Afin de tirer le meilleur parti de cette observation, nous devons paramétrer au mieux notre base polynomiale. Commençons par le choix du type de la base.

Une similitude a été mise en avant par [EL MOUBTAHIJ 2016; KIHIL 2012] entre l'ondelette de Haar et le polynôme de Legendre : la Figure 1.12 illustre la proximité entre la décomposition en ondelettes de Haar et la décomposition sur une base de polynômes de Legendre discrétisés sur une grille d'approximation 2×2 . Les caractéristiques fréquentielles extraites par le polynôme de Legendre sont donc proches de celles de l'ondelette Haar. Or, dans la Section 1.4.2 nous avons relevé que les ondelettes Haar et COW, toutes deux basses fréquences, sont les plus adaptées pour capturer les informations fréquentielles d'intérêt dans nos images (*cf.* Sections 1.3 et 1.4.2). Pour rester dans cette dynamique, le choix a été fait d'utiliser une base polynomiale de type Legendre pour notre mesure de focalisation.

Le type de la base étant défini, nous présentons à présent comment nous l'utilisons pour analyser nos images et définir ainsi une mesure de focalisation pour notre problème de mise au point automatique. Notre algorithme suit le modèle suivant,

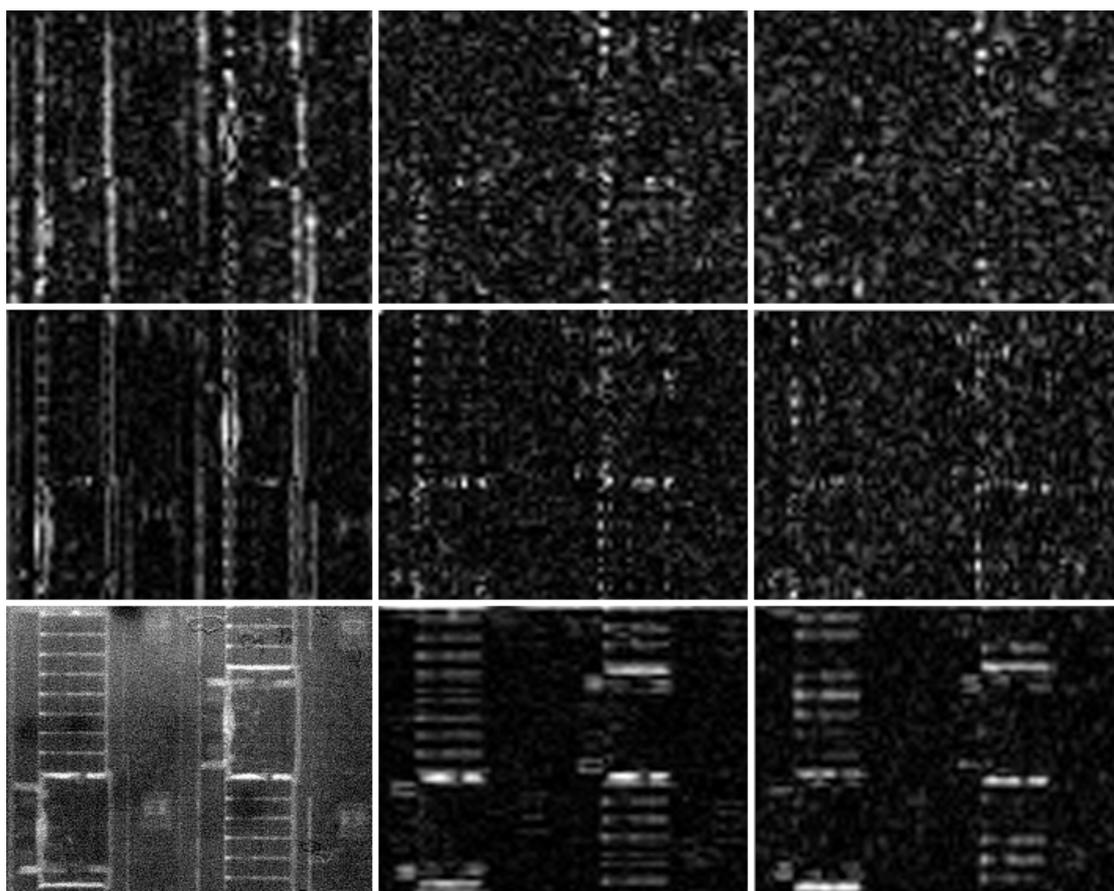


FIGURE 1.11. – Coefficients polynômiaux (valeur absolue) obtenus par projection d'une image infrarouge (50×) sur une base complète de Legendre, de degré 3, échantillonnée sur une grille 3 × 3.

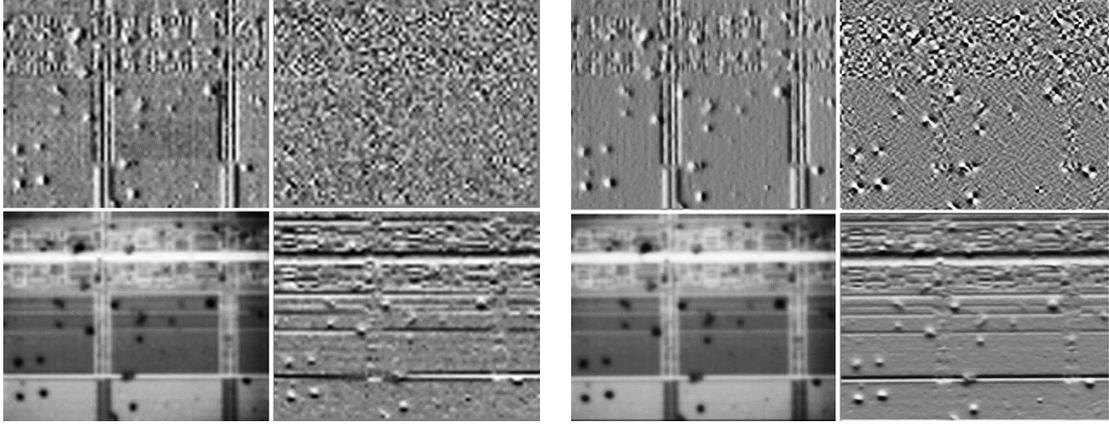


FIGURE 1.12. – Comparaison de deux décompositions d’une image infrarouge (50x). Gauche : décomposition en ondelettes discrètes 2D sur 1 niveau, à partir d’une base d’ondelettes Haar (gauche) ; Droite : décomposition polynomiale à partir d’une base complète de Legendre de degré 2 et grille d’échantillonnage 2×2 .

dont toutes les spécifications seront définies plus loin.

1. Décomposition d’une image en échelle de gris utilisant une base orthonormale de Legendre, de degré D . Soient c_{ij} les coefficients polynômiaux obtenus, organisés en sous-bandes d’indices (i, j) , où $(i, j) \in \{[0, d_1] \cup [0, d_2]\}_{d_1, d_2 \in \mathbb{N}}$ et $D = \sup(d_1, d_2)$.
2. Soit F une fonction statistique, alors $F_{(i,j)} = F(c_{ij})$.
3. $\forall n \in [0, D]$, F_n correspond à une somme pondérée $F_{(i,j)}$, $(i, j) \in \{[0, n] \cup [0, n]\}$ tel que :

$$F_n = \alpha * F_{(0,n)} + \beta * F_{(n,0)} + \gamma * F_{(n,n)} \quad (1.10)$$

où α , β et γ représentent respectivement le poids des sous-bandes verticales, horizontales et diagonales de la décomposition, et $\alpha + \beta + \gamma = 1$.

4. Le total pour la décomposition d’une image, F_{tot} , est la somme des F_n pondérés tels que :

$$F_{tot} = \sum_{n=0}^D 2^n F_n \quad (1.11)$$

À ce modèle d’analyse, nous appliquons les spécificités qui suivent :

- Comme exposé Section 1.3, nous ne considérons que les caractéristiques verticales et horizontales de nos images. Dans ce sens, nous définissons les poids $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.5$ et $\gamma = 0$.
- Comme indiqué précédemment, nous utilisons une base complète de Legendre. De plus, en accord avec les informations données par la Figure 1.11, et vérifiées de manière empirique, une base de degré $D = 3$ est suffisante : les polynômes

de cette base fournissent suffisamment d'informations fréquentielles. Des polynômes de degré supérieur n'apportent pas assez de détails par rapport au coup de calcul de la projection sur ces polynômes.

- Nous prenons comme fonction statistique F la déviation standard (DS), ou écart-type, étant donné qu'elle donne une information fiable quant à la diversité des données. Alors $F \leftarrow DS$.
- Pour ce qui est de la taille de la grille d'échantillonnage : nous considérons une taille relativement petite dans un souci de précision de la décomposition. Cependant, comme souligné précédemment, ce paramètre joue un rôle de facteur de résolution durant la décomposition multi-résolution. Dans le but de limiter l'impact du bruit granulaire, nous fixons sa taille à (7×7) . Ce paramètre a été validé par l'expérience.

La mesure découlant de cet algorithme permet d'évaluer si une image contient les informations pertinentes caractérisant une image focalisée : certaines données fréquentielles sont mises en avant grâce au type de la base, et leur diversité est mesurée par la déviation standard. L'impact du bruit granulaire est en plus atténué par le choix de la taille de la grille d'échantillonnage. La mise en œuvre de cette mesure en tant que mesure de focalisation est expérimentée en Section 1.5.

Nous venons de présenter deux méthodes pour créer une mesure de focalisation, dont découlent deux algorithmes de mise au point automatique. L'objectif d'un tel algorithme étant la focalisation sur la surface d'intérêt, quel que soit le grossissement optique utilisé. Dans la section suivante nous présentons les tests effectués pour valider nos approches.

1.5. Expérimentation et résultats

Nous expérimentons ici un système d'autofocus fondé sur chacune des mesures de focalisation décrites dans les sections 1.4.2 et 1.4.3. Chacune des mesures a pour ambition de capturer les *événements fréquents* principalement remarquables, lorsque le système optique est focalisé sur la surface d'intérêt (*cf.* Section 1.3).

Tout d'abord, une vidéo est acquise en déplaçant le système optique dans un mouvement linéaire vers l'objet d'intérêt, jusqu'à ce qu'il soit aussi proche que possible (limites physiques). Ceci est effectué pour chaque facteur de grossissement (2 :5x, 5x, 20x et 50x), avec une acquisition à 80 images par seconde. Chaque vidéo est décomposée en images, de sorte que chaque image corresponde à une position d'objectif, puis ces images sont évaluées à l'aide d'une mesure de focalisation. De cette façon, l'image la mieux classée selon la mesure utilisée doit correspondre à la distance requise pour que l'optique soit focalisée sur la surface d'intérêt. Nous comparons ici nos deux mesures de focalisations à deux autres méthodes de l'état de l'art qui semblent les plus appropriées. Nous testons donc en tout quatre mesures :

1. *FM-WPT* : une mesure fondée sur la transformée par paquets d'ondelettes discrète, proposée dans [FAN et al. 2010]. Cette approche est relativement proche de celle que nous avons présentée en Section 1.4.2, dans le sens où elle exploite la directionnalité des informations capturées (cf. Section 1.2.2).
2. *FM-FISH* : une mesure proposée dans [VU et al. 2012], fondée sur l'énergie logarithmique des coefficients de la transformée en ondelettes discrète (cf. Section 1.2.2).
3. *FM-COW* : la mesure que nous avons présentée en Section 1.4.2, fondée sur l'écart-type de certains coefficients de la transformée en ondelettes discrète effectuée pour l'ondelette personnalisée COW.
4. *FM-POD* : la mesure que nous avons présentée en Section 1.4.3, fondée sur l'écart-type de certains coefficients issus de la transformée par base de polynômes orthogonaux de type Legendre.

Les mesures de focalisation *FM-WPT*, *FM-FISH*, *FM-COW* et *FM-POD* sont évaluées sur des acquisitions vidéo utilisant respectivement des grossissements $2.5x$, $5x$, $20x$ et $50x$. Les résultats sont présentés Figure 1.8 et 1.9.

Nous observons que, dans la plupart des cas, la mesure *FM-WPT* est inadaptée pour notre étude, car incapable de trouver le point de focalisation. Comme nous l'avons souligné à la Section 1.3, les fréquences les plus élevées de nos images peuvent être largement affectées par le bruit granulaire (*speckle*), dont l'impact augmente avec le grossissement. Cela peut expliquer l'inefficacité de cette mesure de focalisation.

De même, la mesure *FM-FISH* offre une mauvaise précision pour l'ensemble des vidéos étudiées. Comme la mesure *FM-WPT*, elle s'appuie largement sur les hautes fréquences détectées par la transformée en ondelettes. D'autant plus que l'ondelette CDF 9/7 est, elle, très efficace pour mettre en valeur ce genre d'information.

À l'inverse, la mesure *FM-COW* tire sa force des fréquences moyennes et basses détectées par la transformée en ondelettes discrète. De plus, l'ondelette personnalisée COW semble être tout à fait pertinente pour mettre en valeur les informations fréquentielles d'intérêt. Cette dernière est moins sensible aux hautes fréquences que les autres ondelettes. De cette façon, cette mesure est bien adaptée pour cet algorithme d'autofocus, fournissant des résultats corrects pour chaque facteur de zoom. Cependant, on remarque des comportements inattendus dans les cas 1.8.b, 1.9.c et 1.9.d (partie gauche des courbes bleues). Les fluctuations observables peuvent être dues à des distorsions lumineuses, comme illustré en Section 1.3, Figure 1.9.

La dernière mesure testée, *FM-POD*, fournit, comme la mesure *FM-COW*, des résultats exacts pour tous les grossissements utilisés. En outre, elle reste d'une grande stabilité tout au long de la vidéo et ne semble pas perturbée par les distorsions décrites précédemment. Un cas en est présenté Figure 1.13, où la surface d'intérêt est très faiblement contrastée, ce qui rend la détection de l'image focalisée très difficile. Dans ce cas, on voit que, si les mesures *FM-COW* et *FM-POD* donnent un résultat correct, la mesure *FM-POD* reste très stable par rapport aux autres.

Dans le but de corroborer ces résultats, et d'évaluer la robustesse de nos mesures

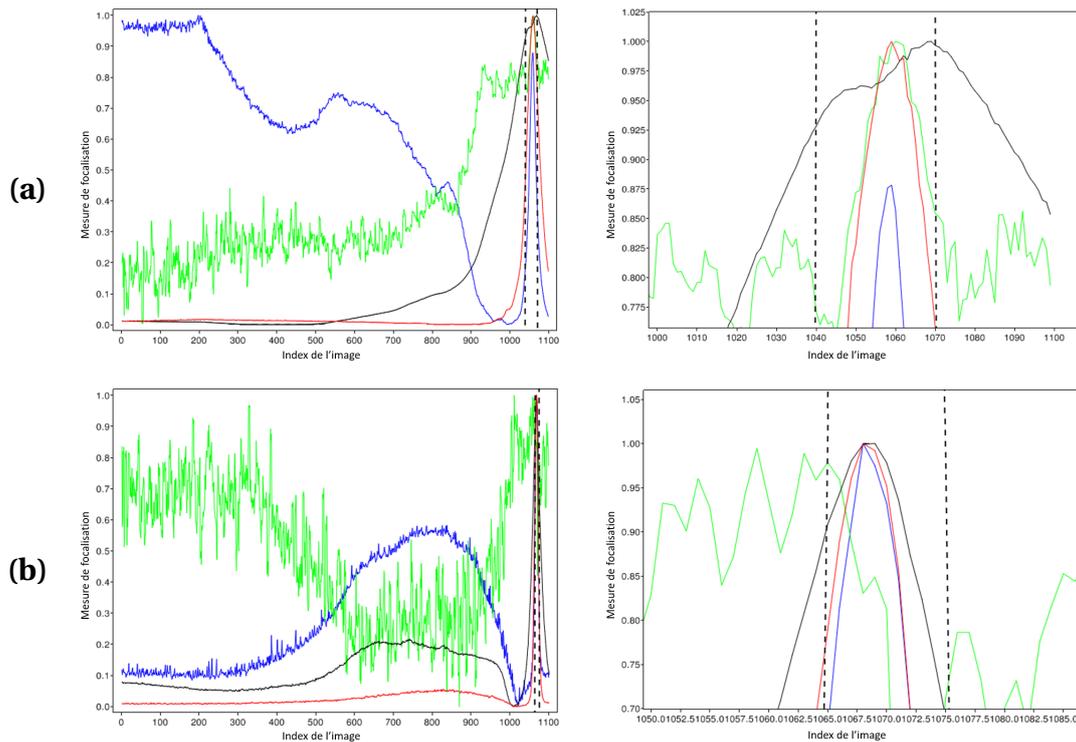


Tableau 1.8. – Mesures de focalisation d’images en fonction de la distance d’acquisition optique-objet. En abscisse, l’indice des images dans la vidéo. En ordonnée, la mesure de focalisation normalisée. Les acquisitions vidéo sont faites pour les grossissements $2.5x$ (a), $5x$ (b). La courbe bleue correspond à FM-FISH, la verte à FM-WPT, la noire à FM-COW et la rouge à FM-POD. Les lignes noires en pointillé représentent les intervalles de focalisation. La colonne de droite offre l’agrandissement des graphiques de gauche autour de l’intervalle de focalisation.

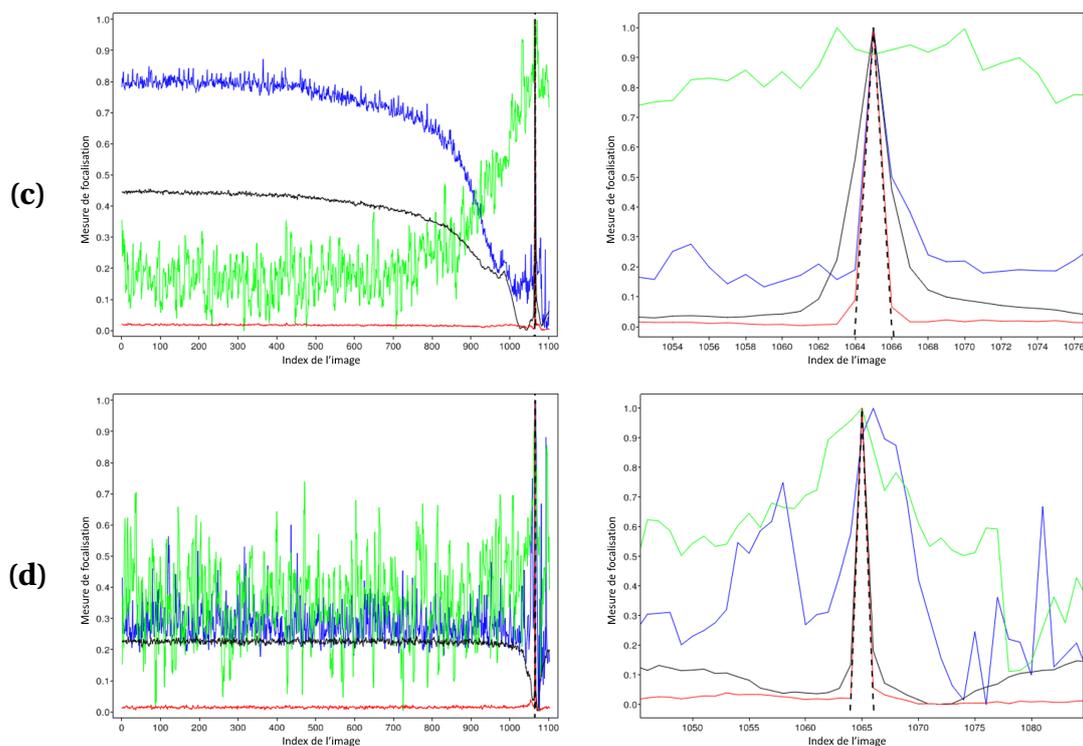


Tableau 1.9. – Mesures de focalisation d’images en fonction de la distance d’acquisition optique-objet. En abscisse, l’indice des images dans la vidéo. En ordonnée, la mesure de focalisation normalisée. Les acquisitions vidéo sont faites pour les grossissements 20x (c) et 50x (d). La courbe bleue correspond à FM-FISH, la verte à FM-WPT, la noire à FM-COW et la rouge à FM-POD. Les lignes noires en pointillé représentent les intervalles de focalisation, qui peuvent ne contenir qu’une image (20x et 50x). La colonne de droite offre l’agrandissement des graphiques de gauche autour de l’intervalle de focalisation.

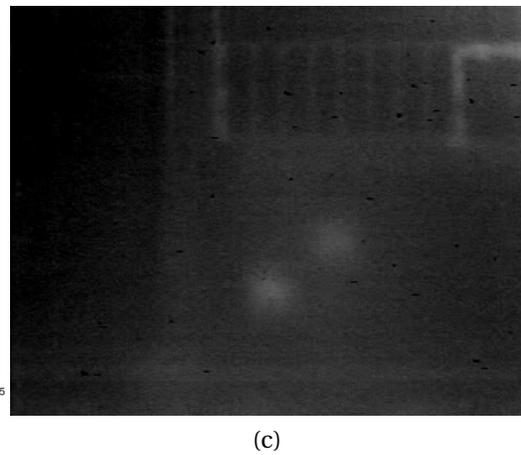
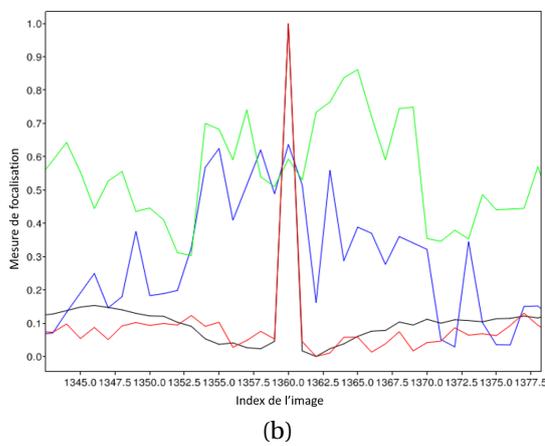
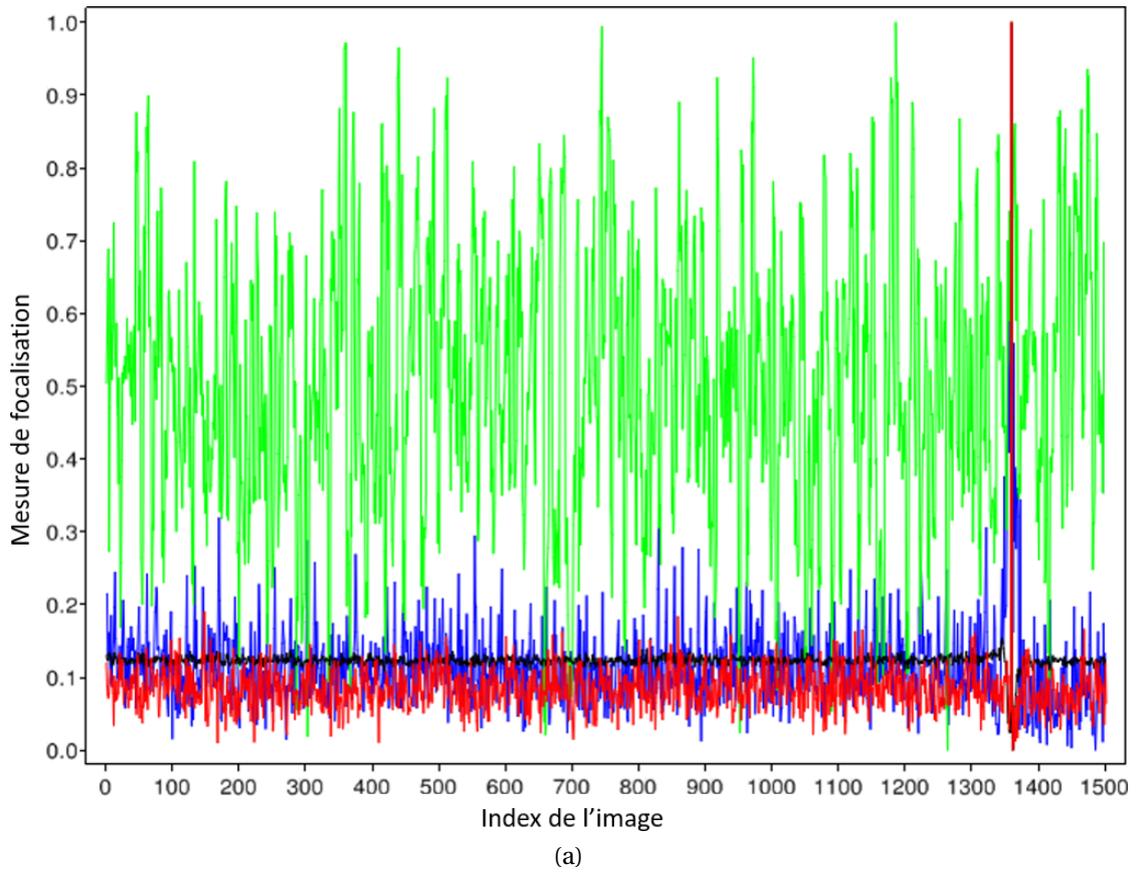


FIGURE 1.13. – Expérience de focalisation en cas de faibles contrastes de la surface d'intérêt. (a) Mesure de focalisation en fonction de l'indice des images dans la vidéo : FM-FISH en bleu, FM-WPT en vert, FM-COW en noir et FM-POD en rouge. (b) Zoom autour de la position de focalisation. (c) Vue focalisée, position correctement relevée dans les courbes noir et rouge.

FM-COW et FM-POD, nous effectuons des tests similaires sur une série de vidéos (tous grossissements confondus). À ces acquisitions nous ajoutons des versions synthétiquement distordues par ajout de différents types bruits, de flous, et autres distorsions : bruit gaussien, bruit de Poisson, bruit de granulaire (encore), bruit poivre et sel, flou médian, flou gaussien, masque flou (ou *unsharp masking*), égalisation d’histogramme, égalisation adaptative d’histogramme, augmentation globale du contraste (par exponentiation). En pratique, ces distorsions pourraient correspondre à des changements de contexte, comme un problème d’éclairage infrarouge, utilisation d’une caméra de qualité moindre, présence d’un matériau plus ou moins conducteur (c.-à-d. réfléchissant moins les infrarouges), *etc.*

Ci-dessous deux tableaux rendent compte du taux de réussite de la focalisation en utilisant chacune des quatre méthodes. Les résultats sont groupés selon la distorsion ajoutée aux données. Nous effectuons l’évaluation sur deux ensembles de données différents : dans le Tableau 1.14, l’acquisition est effectuée pour un cas d’utilisation classique, c’est-à-dire pour une surface d’intérêt avec un contraste normal. Dans le Tableau 1.15, la surface d’intérêt montre des contrastes plus faibles que la moyenne.

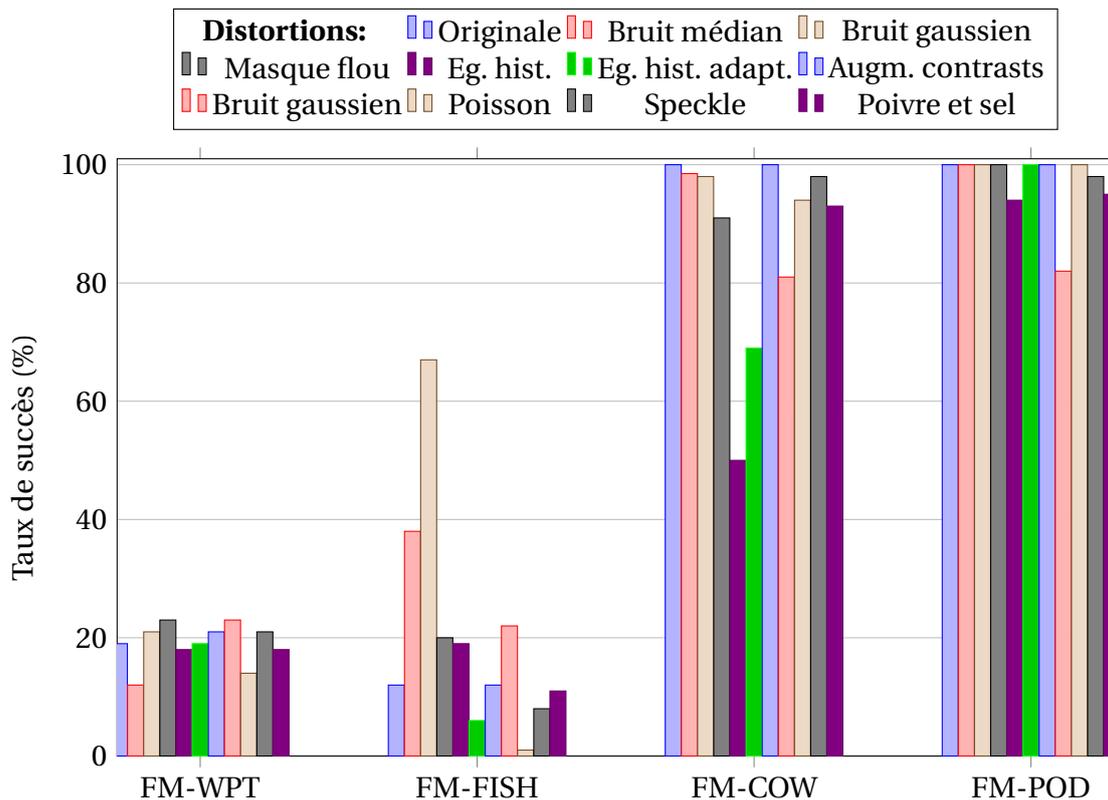


FIGURE 1.14. – Taux de succès de l’autofocus (abscisse), selon la mesure de focalisation utilisée (ordonnée) et de la distorsion appliquée (couleurs), sur des cas classiques d’utilisation (contrastes standards).

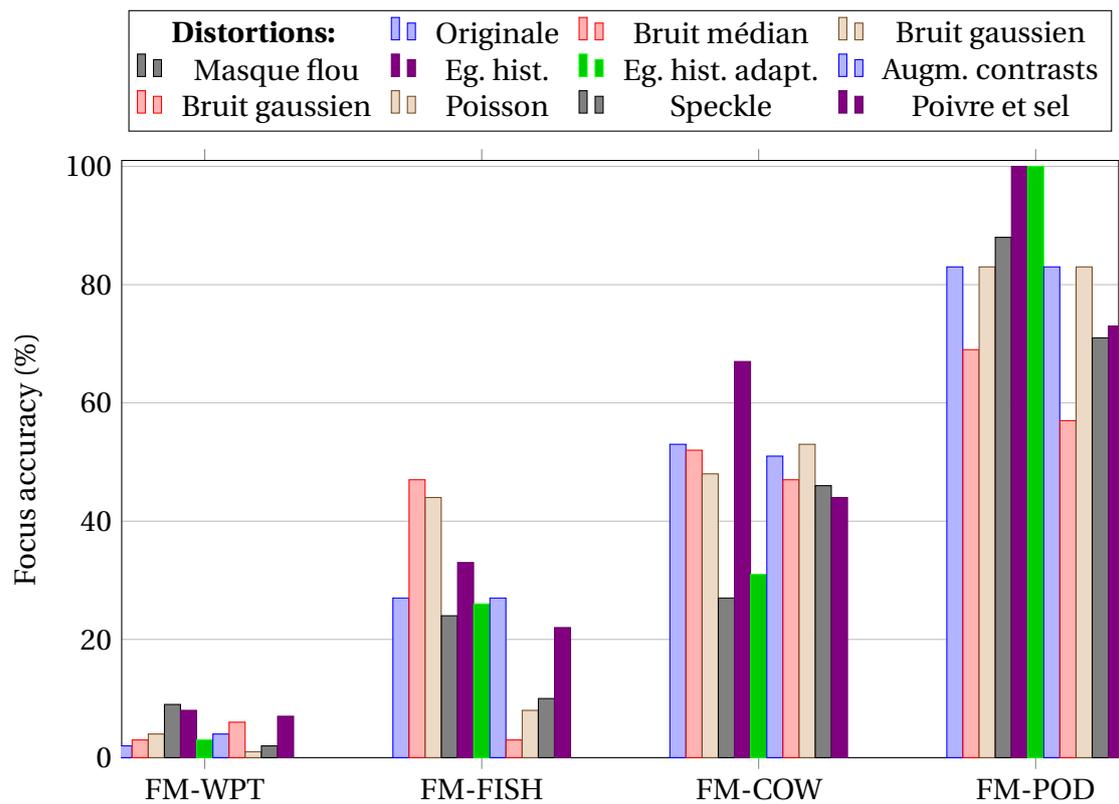


FIGURE 1.15. – Taux de succès de l'autofocus (abscisse), selon la mesure de focalisation utilisée (ordonnée) et de la distorsion appliquée (couleurs), sur des cas limite d'utilisation (contrastes faibles).

Cas type d'étude

Ce que l'on peut dire du Tableau 1.14 :

- Les mesures *FM-WPT* et *FM-FISH* donnent de très mauvais résultats, bien que le taux de réussite *FM-WPT* soit plus stable, quelle que soit la distorsion que *FM-FISH*.
- Malgré sa robustesse face aux bruit et flou supplémentaires, notre méthode, fondée sur la transformée en ondelettes discrète, *FM-COW*, est sensible aux égalisations d'histogrammes, qui peut augmenter les distorsions de la lumière ambiante, mais également aggraver le bruit granulaire. Le bruit gaussien dégrade également les résultats; il s'agit effectivement d'un bruit basse fréquence et donc qui a tendance à bloquer la détection d'éléments fréquentiels par nos deux méthodes *FM-COW* et *FM-POD*. La mesure *FM-POD* présente une grande robustesse à tous les autres types de distorsion, comparée aux autres mesures testées.

Cas limite d'étude

Ce que l'on peut dire du Tableau 1.15 : De manière générale, dans le cas où la surface d'intérêt montre de faibles contrastes, le focus est difficile. Les mesures présentées dans le Tableau 1.15 sont globalement bien pires que dans le cas précédent. Malgré tout, le taux de réussite de notre méthode fondée sur la transformée en polynômes *FM-POD* est meilleur dans l'ensemble, comparée aux autres méthodes. Deux cas particuliers de distorsion (égalisations globale d'histogramme et adaptative) permettent de conserver un taux de réussite de 100%, ce qui justifie la robustesse de cette mesure pour capturer les informations d'intérêt parmi d'autres.

Si les résultats que nous présentons dans cette section montrent que nos deux métriques sont adaptées à notre étude, ils permettent aussi d'affirmer l'avantage que représente la transformée polynomiale par rapport aux ondelettes. La technologie infrarouge utilisée pour l'observation de circuits intégrés rend notre étude unique. Malgré les nombreuses méthodes existant dans la littérature, il semble qu'aucune ne corresponde à notre contexte de travail. Dans notre contexte, les spécificités sont multiples : des contrastes faibles, un bruit granulaire et une texture spécifique aux circuits intégrés. Plus que notre méthode fondée sur notre ondelette spécialisée *FM-COW*, notre approche polynomiale *FM-POD* permet une mesure de focalisation fiable, *sans traitement d'image supplémentaire*. Indépendamment du grossissement, ces deux mesures de focalisation déterminent la distance nécessaire pour focaliser le système optique sur la surface d'intérêt, à travers le silicium.

1.6. Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons abordé le problème de positionnement automatique du système optique d'un banc de caractérisation laser, par la résolution d'un premier axe de déplacement. Dans un repère tri-dimensionnel, nous avons établi une méthode fondée sur un algorithme d'autofocus pour automatiser le déplacement de l'optique selon l'axe vertical (Z). Cet autofocus est fondé sur l'analyse, image par image, de l'acquisition vidéo effectuée par la caméra infrarouge, et augmentée par un microscope optique. Selon les caractéristiques relevées, quant à la surface à focaliser, la décomposition des images dans le domaine temps-fréquences s'est imposée pour adapter nos analyses aux contraintes d'étude. Deux méthodes de décomposition ont été proposées pour utiliser au mieux les caractéristiques d'intérêt : une première fondée sur la transformée en ondelettes, et une deuxième fondée sur la transformée en polynômes orthogonaux. Ainsi, deux algorithmes de focalisation en ont résulté, chacun fondé sur une métrique robuste aux différentes conditions d'acquisition et au changement de grossissement optique. Cependant, pour la suite de nos travaux, nous retiendrons la deuxième approche, dont la robustesse et la précision sont sans équivoque.

Maintenant que l'automatisation de ce premier axe de déplacement Z est résolue, nous nous tournons vers l'automatisation du déplacement de l'optique dans le plan formé par les axes X et Y . Cette problématique est traitée dans le chapitre 2.

2. Reconnaissance de structures à la surface active d'un micro-contrôleur

Sommaire

2.1	Introduction	60
2.2	Terminologie et définitions	62
2.3	État de l'art	65
2.3.1	Comparaison globale de sous-graphes	66
2.3.2	Comparaison locale de sous-graphes	67
2.3.2.1	Résolution par optimisation semi-définie positive	68
2.3.2.2	Résolution par optimisation linéaire	68
2.3.2.3	Résolution par analyse spectrale	69
2.4	Repérage de structures de circuits intégrés par appariement de graphes	71
2.4.1	Modélisations des données	71
2.4.1.1	Représentation par arbre quaternaire	72
2.4.1.2	Représentation fondée sur les feuilles d'arbre quaternaire	73
2.4.1.3	Représentation fondée sur les points de connections orthogonaux	78
2.4.2	Étiquetage des graphes	79
2.4.2.1	Descripteur structurel	80
2.4.2.2	Descripteur de texture	81
2.4.3	Résolution du repérage de structures électroniques	83
2.4.3.1	Similarité par comparaison locale d'ordre supérieur	84
2.4.3.1.1	Le graphe d'association	84
2.4.3.1.2	Similarité entre descripteurs	85
2.4.3.1.3	Diffusion des similarités	86
2.4.3.2	Optimisation linéaire d'ordre supérieur	87
2.4.3.3	Résolution de la localisation	89
2.5	Expérimentation et résultats	90
2.5.1	Appariement données synthétiques - données synthétiques	91
2.5.2	Appariement données réelles - données réelles	93
2.5.3	Appariement données synthétiques - données images	99
2.6	Conclusion	104

2.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous poursuivons notre objectif d'automatiser le positionnement tri-dimensionnel du système optique d'un banc de caractérisation laser. Nous avons proposé précédemment une méthode d'autofocus pour l'automatisation d'un axe de déplacement (l'axe vertical Z). Nous abordons ici l'automatisation du positionnement selon le plan horizontal décrit par les axes X et Y . Dans ce but, nous proposons une méthode de reconnaissance de formes, pour automatiser la localisation et l'auto-positionnement du système de ciblage sur une structure donnée à l'intérieur du circuit intégré.

La reconnaissance de formes/modèles est une problématique investiguée depuis un certain temps dans le domaine de l'analyse des images. Elle peut aussi être utilisée dans la recherche d'un ensemble de sons dans un signal sonore, la recherche de mots dans une phrase, l'authentification de l'écriture d'une personne, l'identification d'un profil dans une image, *etc.* L'enjeu est donc de taille. Cependant, si la résolution de certains cas semble simpliste, comme la recherche d'un mot exact dans une phrase, certains cas peuvent nécessiter un niveau d'abstraction plus élevé. C'est le cas si le modèle cherché n'est présent que de façon nuancée dans les données fouillées. Trouver toutes les nuances de ce modèle peut alors requérir une transposition des données dans un autre référentiel où la recherche est plus facilement traduisible sous forme algorithmique.

Avec l'enrichissement exponentiel des stocks de données, la reconnaissance de modèles est très active de nos jours. Grâce aux bases de données constituées, le développement de méthodes fondées sur l'apprentissage machine s'est répandu, présentant des performances incontestablement compétitives [BISHOP 2007]. Suivant ces méthodes, l'automatisation de la détection de modèles très variés est d'autant plus possible que la puissance de calcul a fortement augmenté de nos jours. Cependant, de telles approches ne sont pas envisageables s'il n'existe pas de bases de données suffisamment fournies.

Dans notre contexte, nous ne disposons pas de base de données d'images infra-rouges de circuits intégrés. Que ce soit pour des raisons de confidentialité des technologies embarquées, ou par enjeu stratégique, ni la confection, ni l'utilisation d'une base de données n'est envisagée. Or, il existe des méthodes permettant de transférer l'expertise d'une machine entraînée dans un domaine vers un autre domaine d'intérêt [WEISS et al. 2016]. Mais une base de données *cibles* est toujours nécessaire. La reconnaissance de formes fondée sur les méthodes d'apprentissage est donc définitivement écartée de notre étude.

Aussi, nous nous sommes tournés vers des méthodes fondées sur l'analyse et la comparaison de signaux. Certaines de ces méthodes, comme celle fondée sur la corrélation croisée de signaux [LEWIS 2001], sont efficaces dans les cas où le modèle cherché est reproduit à l'identique dans le signal cible, bien qu'une certaine tolérance à des déformations linéaires (échelle, rotation) soit possible. Or, dans notre étude, si un modèle est présent dans l'image d'un circuit intégré, il peut être soumis à des

déformations linéaires telles que le changement d'échelle et la rotation, mais également à des variations non linéaires d'intensité liées aux matériaux mêmes du circuit intégré (cf. Section 1.3.2). Enfin, d'autres variations non linéaires peuvent survenir lors de l'observation de l'objet d'intérêt à travers le système optique : d'une part, le bruit granulaire amplifié par les grossissements optiques (cf. Figure 1.7), et, d'autre part, les contaminants aléatoirement présents sur la surface du silicium altérant localement l'illumination de la surface d'intérêt. Ces contaminants, visibles comme des taches noires dans nos images (cf. Figure 1.4), induisent des manques d'informations. Ainsi, les approches de reconnaissance de modèles fondées sur l'analyse du signal ne peuvent être fiables dans notre étude, car trop de déformations du signal image, linéaires ou non, peuvent survenir entre deux observations. Il sera donc nécessaire que l'approche choisie offre une certaine flexibilité, autant dans la transformation de l'information contenue dans les images et modèles, que dans la détection des données recherchées.

De telles flexibilités peuvent être trouvées dans les approches dites par étude de graphes. Un graphe est un support alternatif pour la représentation de données. Il s'agit de transposer des informations sous forme de nœuds, inter-connectés par des arêtes. Une arête entre deux nœuds représente une relation entre eux, déterminée a priori ou a posteriori.

Cette représentation des données offre une grande souplesse pour la résolution de problèmes abstraits, ce qui fait des graphes un outil puissant utilisé dans de nombreux domaines tels que l'analyse sémantique du langage, la recherche de pages connexes dans le web, l'optimisation de parcours sous contraintes, ou encore la reconnaissance de modèles. La résolution de problèmes de reconnaissance à l'aide de graphes revient précisément à résoudre un appariement entre graphes et sous-graphes. En effet, la localisation de modèles peut être traduite en termes de mise en correspondance de graphes : il s'agit d'appareiller les nœuds d'un graphe modèle à un groupe de nœuds, ou *sous-graphe*, du graphe cible. Ainsi, l'étude des graphes est utilisée en imagerie numérique pour faire de la reconnaissance de formes. Cette réinterprétation d'images sous forme de graphes permet non seulement de s'affranchir de certaines déformations linéaires du signal, mais également des déformations ponctuelles du signal. Cela met donc en avant la pertinence de l'étude des graphes dans notre contexte où nos images présentent ces deux types de déformations. Outre la pertinence de l'utilisation des graphes, ces derniers permettent d'aller plus loin dans la recherche de modèles : quel que soit son contenu, après traitement un modèle sera formulé sous forme de graphe. Cela étend donc le champ des possibilités : un modèle peut donc autant être une image infrarouge expérimentale d'une structure qu'une pure schématisation. Pour synthétiser, deux cas de figure peuvent se présenter :

1. la structure électronique est connue, une acquisition infrarouge en a déjà été faite,
2. la structure n'est connue que théoriquement, aucune image n'est disponible.

Dans un contexte industriel, où les innovations technologiques sont majeures, ce

deuxième cas de figure prend toute son ampleur.

À notre connaissance, la problématique que nous cherchons à résoudre n'a jamais été abordée. Cela est dû à la particularité du contexte de notre étude, que ce soit son domaine d'application ou les technologies utilisées. L'utilisation des graphes semble être la meilleure approche pour nous affranchir des multiples contraintes auxquelles nous devons faire face. Heureusement, certaines d'entre elles ont déjà été abordées dans la littérature relative à l'analyse d'images et à la reconnaissance de formes. Ainsi, nous pouvons nous appuyer sur certaines contributions pour étayer les nôtres, tout en répondant à notre problématique originale.

Dans ce chapitre, nous commençons donc par préciser la terminologie et les notions utilisées à propos de la théorie des graphes (Section 2.2). Puis nous présentons quelques études issues de la littérature et connexes à notre problème de reconnaissance de formes (Section 2.3). En Section 2.4, nous décrivons les différentes approches explorées et la solution retenue pour nos besoins, en termes de reconnaissance automatique de structures dans nos circuits intégrés. Enfin, nous présentons, en Section 2.5 les applications concrètes nous ayant permis de valider notre algorithme et de le mettre en œuvre dans le contexte de la localisation automatique de structures électroniques.

2.2. Terminologie et définitions

Notons $G = (V, E)$ le graphe composé de l'ensemble de nœuds $v_n \in V$, inter-connectés par des arêtes $e_m \in E \subseteq V \times V$, avec $n = |V|$ le nombre de nœuds de G et $m = |E|$ le nombre d'arêtes. G est alors dit d'ordre n . Notons $e = (v_1, v_2)$ l'arête $e \in E$ connectant deux nœuds $v_1 \in V$ et $v_2 \in V$; ces deux nœuds sont alors dits *adjacents* ou *voisins*. Une arête peut être orientée, si elle possède une direction vers l'un ou l'autre de ses nœuds, ou non-orientée. Une arête orientée est également appelée *arc*.

Définition 2.2.1 - Graphe orienté

G est un graphe *orienté* si ses arêtes sont orientées, et *non-orienté* le cas échéant.

Définition 2.2.2 - Graphe complet

G est un graphe *complet* si, pour toute paire de nœud (v_i, v_j) , il existe une arête $e \in E$, orientée ou non, telle que $e = (v_i, v_j)$ et $E = V \times V$.

Définition 2.2.3 - Graphe connexe

G est un graphe *connexe* s'il existe au moins un chemin entre toute paire de nœuds de G . La complétude d'un graphe implique sa connexité, mais la réciproque est fautive. De plus, un graphe non-connexe est non-complet.

Définition 2.2.4 - Graphe pondéré

Un graphe peut contenir des informations additionnelles relatives à chaque arête et/ou nœud, appelées *pondérations*. Un tel graphe est dit pondéré et noté $G = (V, E, \alpha, \beta)$,

avec α et β respectivement les ensembles de pondérations des nœuds et des arêtes. Si ces pondérations sont de simples représentations telles que des lettres, nous parlons d'*étiquettes*.

Définition 2.2.5 - *Arbre*

Un *arbre* est un type particulier de graphe : non-orienté, connexe et acyclique (qui ne contient pas de cycle). Sa topologie rappelle celle des branches d'un arbre, où chaque nœud correspond à un embranchement. Dans ce type de graphe, les nœuds sont hiérarchisés : on distingue le nœud père (ou *racine*) et les nœuds fils. Nous appelons *feuilles* d'un tel graphe les nœuds qui n'ont pas de fils.

Définition 2.2.6 - *Arbre quaternaire*

Un *arbre quaternaire* est un type particulier d'arbre où chaque nœud a cinq connexions (excepté la racine et les feuilles) : une connexion avec le nœud parent, quatre connexions avec des nœuds fils.

Définition 2.2.7 - *Théorie spectrale des graphes*

La topologie d'un graphe, c.-à-d. ses nœuds et leurs connexions, peut être résumée sous forme matricielle appelée *matrice d'adjacence*. Nous appelons *théorie spectrale des graphes* le domaine mathématique étudiant le comportement d'un graphe *via* l'analyse de sa matrice d'adjacence (en algèbre linéaire). Cette matrice d'adjacence M_A peut être décomposée en un ensemble de valeurs propres, correspondant au spectre de la matrice et par extension au *spectre du graphe*.

Définition 2.2.8 - *Sous-graphe*

Soit G et G' deux graphes tels que $G = (V, E)$ et $G' = (V', E')$. G' est appelé *sous-graphe* de G ($G' \subseteq G$) si :

- $V' \subseteq V$,
- $E' \subseteq E$.

Dans le cas de graphes pondérés, c.-à-d. $G = (V, E, \alpha, \beta)$ et $G' = (V', E', \alpha', \beta')$, les conditions suivantes sont également requises :

- $\alpha'(v) = \alpha(v) \forall v \in V'$,
- $\beta'(e) = \beta(e) \forall e \in E'$.

Définition 2.2.9 - *Isomorphisme de graphes*

Soit G_1 et G_2 deux graphes tels que $G_1 = (V_1, E_1)$ et $G_2 = (V_2, E_2)$. G_1 est un *isomorphe* de G_2 s'il existe une fonction bijective (c.-à-d. un isomorphisme) $f : V_1 \rightarrow V_2$ telle que :

- $(v, w) \in E_1 \leftrightarrow (f(v), f(w)) \in E_2, \forall (v, w) \in E_1$

Dans le cas de graphes pondérés, c.-à-d. $G_1 = (V_1, E_1, \alpha_1, \beta_1)$ et $G_2 = (V_2, E_2, \alpha_2, \beta_2)$, l'isomorphisme f entre G_1 et G_2 , s'il existe, est tel que :

- $\alpha_1(v) = \alpha_2(f(v)) \forall v \in V_1$,

— $\beta_1(v, w) = \beta_2(f(v), f(w)) \forall (v, w) \in E_1$.

Définition 2.2.10 - *Sous-graphes communs maximaux*

Soit G_1, G_2, G'_1 et G'_2 des graphes tels que $G'_1 \subseteq G_1$ et $G'_2 \subseteq G_2$. S'il existe un isomorphisme entre G'_1 et G'_2 , alors G'_1 et G'_2 sont tous des sous-graphes communs de G_1 et G_2 . S'il n'existe pas d'autre sous-graphes communs et d'ordre supérieur à G'_1 (et donc à G'_2), alors G'_1 et G'_2 sont appelés sous-graphes communs maximaux.

Définition 2.2.11 - *Grappe d'association*

Soit $G_1 = (V_1, E_1)$ et $G_2 = (V_2, E_2)$ deux graphes. Si N_{12} est l'ensemble des paires d'association possibles entre les nœuds de V_1 et de V_2 , un graphe d'association G_A est un graphe où chaque nœud correspond à une paire de N_{12} . Selon la façon d'associer les nœuds entre eux, les arêtes de G_A varient en fonction aux connexités des graphes associés. Il existe plusieurs façons de construire un graphe d'association, la plus courante étant d'utiliser un produit de graphes (dont fait partie le produit de Kronecker, Déf. 2.2.12).

Définition 2.2.12 - *Produit tensoriel de graphes*

Soit G_1 et G_2 deux graphes tels que $G_1 = (V_1, E_1, \alpha_1, \beta_1)$ et $G_2 = (V_2, E_2, \alpha_2, \beta_2)$. Le *produit tensoriel* de graphes est représenté par l'opérateur \otimes tel que $G_P = G_1 \otimes G_2$, avec $G_P = (V_P, E_P)$ tel que :

- (a) $V_P = V_1 \times V_2$
 $= \{(v_i, w_j) | v_i \in V_1, i = [0..|V_1|], w_j \in V_2, j = [0..|V_2|]\}$
- (b) $E_P = \left\{ \left((v_{1_i}, v_{2_i}), (v_{1_j}, v_{2_j}) \right) \mid (v_{1_i}, v_{1_j}) \in E_1, (v_{2_i}, v_{2_j}) \in E_2 \right\}$.

Notons que la matrice d'adjacence d'un tel graphe correspond au *produit de Kronecker* de la matrice d'adjacence des deux graphes d'entrée [LESKOVEC et al. 2010; WEICHSEL 1962].

Définition 2.2.13 - *Marches aléatoires*

Soit $G = (V, E)$ un graphe non-pondéré et non-orienté. Une marche dans un graphe est une séquence de nœuds v_1, v_2, \dots, v_k où $v_i \in V$ tel que v_i et v_{i+1} sont adjacents. Une *marche aléatoire* est utilisée pour la probabilité qu'un nœud b soit atteint par un marcheur pour une distance donnée (en nombre de nœuds traversés). Les marches aléatoires suivent la propriété de Markov, c.-à-d. en chaque position dans le graphe, le choix de déplacement du marcheur est indépendant de son état précédent. Les probabilités sont regroupées dans une matrice de probabilité m , où $m_{-a,b}^n$, avec $a, b \in [1..|V|]$, correspond à la probabilité d'atteindre le nœud b en partant du nœud a et après une marche de longueur n . Ces probabilités peuvent être regroupées (c.-à-d. sommées) pour tout n dans une matrice notée M , où $M_{-a,b}$ représente la probabilité totale d'atteindre b en partant de a .

Définition 2.2.14 - *Marches sans retour*

Suivant la définition précédente, une marche a un retour en arrière si $v_{i-1} = v_{i+1}$, pour $2 \leq i \leq k-1$, où k est la longueur de la marche. Une marche est dite *sans retour* si elle ne comporte pas de retour en arrière.

Définition 2.2.15 - Hypergraphe

Un *hypergraphe* est une représentation permettant de généraliser les graphes. La différence entre un graphe et un hypergraphe réside dans la façon de relier les nœuds qui le composent. On parle ici d'hyper-arêtes et non plus d'arêtes. Une hyper-arête représente une relation entre un nombre quelconque de nœuds (deux ou plus).

Dans ce chapitre, nous utilisons des graphes non-orientés, pondérés et dont la connexité n'est pas garantie. Cependant, les méthodes de la littérature relative à l'appariement de graphes ne considèrent pas toutes le même type de graphe. Certaines méthodes ne sont donc pas adaptées s'il y a incompatibilité avec le type de graphe utilisé ici. De plus, nous verrons que les approches ne sont pas toutes élaborées pour répondre à nos critères de robustesse.

2.3. État de l'art

Historiquement, l'appariement entre deux graphes consistait à trouver une bijection permettant d'établir un isomorphisme entre eux. Si un tel isomorphisme existe, alors il s'agit d'un appariement *exact*, où chaque nœud et arête a exactement son correspondant d'un graphe à l'autre. En pratique, si l'on compare les graphes issus de la réinterprétation de deux signaux, une telle approche n'est pas robuste pour au moins deux raisons :

- (a) des déformations locales et/ou globales du signal peut produire des variations dans le graphe correspondant, telles que des modifications, ajouts ou suppressions de nœuds ou d'arêtes; cela peut par exemple être induit par une variation lors de l'acquisition du signal,
- (b) lors de la recherche d'un modèle dans des données cibles, les graphes respectifs sont très rarement du même ordre et/ou avec le même nombre d'arêtes : dans le meilleur cas, le graphe modèle est un sous-graphe du graphe cible.

Dans ces deux cas, les deux graphes ne sont pas isomorphes, et un appariement exact est donc impossible.

Pour traiter ces cas, il faut se tourner vers les méthodes d'appariement *inexact* de graphes, c'est-à-dire dont l'appariement est une approximation suivant un critère de similitude. Le problème est alors de trouver la correspondance entre deux ensembles de nœuds et d'arêtes qui optimise le critère de similitude établi. De cette façon, il est possible de résoudre le point (b) en effectuant l'appariement du graphe modèle avec un sous-graphe du graphe cible. Un cas particulier de cet appariement est l'existence d'un sous-graphe isomorphe au graphe modèle, mais cela est loin d'être garanti comme souligné par le point (a).

L'appariement inexact de graphes est un domaine encore vivace, car il pose deux problèmes :

- (1) selon quelles caractéristiques comparer deux graphes (par ex. fonction de distance entre nœuds et/ou arêtes) ?
- (2) quelle est la meilleure approche pour trouver l'appariement optimal de nœuds (par ex. équilibre entre la complexité et la précision de l'optimisation) ?

Cette deuxième problématique relève du domaine des mathématiques pour la maximisation ou minimisation de fonctions, et la complexité des algorithmes de résolution varie selon les critères fixés pour la première problématique. En général, plus les critères de comparaison sont d'ordre élevé (c.-à-d. subjectif), plus la complexité augmente car il faut envisager un plus grand nombre de combinaisons d'appariements, en particulier pour l'appariement inexact de graphes. Bien que l'optimisation soit un domaine complexe impliquant un certain coût en temps de calcul, seules les méthodes d'appariement inexact de graphes sont appropriées pour notre recherche de modèles. Dans la littérature, les points (1) et (2) sont étroitement liés pour chaque méthode proposée, et il est difficile de les répertorier distinctement selon le point (1) ou (2).

2.3.1. Comparaison globale de sous-graphes

Dans cette section, nous passons en revue des méthodes de comparaisons de graphes fondées sur une mesure de similitude globale, c'est-à-dire qui prend en compte l'intégralité des graphes à comparer.

Dans l'appariement inexact de graphes, un axe important de recherche se fonde sur la *distance d'édition de graphes* comme mesure de similitude. Pour cela, il faut partir du principe qu'un graphe peut être transformé en un autre graphe suivant une séquence finie de modifications. Bien-sûr, il existe plusieurs séquences différentes pour arriver d'un graphe G à un graphe G' . Si on définit un coût pour chaque opération d'édition (suppression, ajout ou modification de nœuds et/ou d'arêtes), alors chaque séquence peut avoir un coût différent. La *distance d'édition de graphes* correspond à la séquence d'opérations de moindre coût. Si l'on considère deux graphes G_1 et G_2 , et $m_{n=1..|G_1|}$ l'ensemble des modifications nécessaires pour rendre G_1 et G_2 isomorphes, alors la séquence d'opération de moindre coût est définie par :

$$M = \operatorname{argmin}_{m_j} \{c(m_i)\}_{1 \leq i \leq |G_1|} \quad (2.1)$$

où $c(m_i)$ est le coût de l'opération m_i . La distance d'édition des graphes est donc le coût d'édition minimal associé à M . Une fois la séquence M appliquée, l'appariement des deux graphes correspond à l'isomorphisme établi par la séquence M . Évidemment, la distance entre deux graphes dépend de la fonction de coût, c'est-à-dire de la façon de comparer les nœuds et arêtes. Ainsi, l'algorithme d'optimisation de la séquence de moindre coût n'est pas le même selon le type des graphes, c.-à-d. graphes pondérés ou non pondérés.

Pour les graphes non pondérés, les graphes sont généralement transposés sous forme de chaînes de nœuds (ou chemins). Pour ordonner ces chaînes, les marches

aléatoires ont tout d'abord été utilisées dans [ROBLES-KELLY et al. 2004], mais la contrainte topologique n'était pas respectée. Un correctif a rapidement été proposé par les mêmes auteurs, introduisant la connexité des nœuds comme contrainte à l'ordonnement [ROBLES-KELLY et al. 2005]. Une fois les graphes réinterprétés sous forme de chaînes, on parle de *distance d'édition de chemins*, qui est établie de façon fortement comparable à la distance dite de *Levenstein* pour évaluer la différence entre chaînes de caractères [LEVENSHTEIN 1966]. Pour les graphes, la fonction de coût utilisée peut reposer sur la densité des arêtes ou sur le degré des nœuds. La distance d'édition est finalement calculée comme une somme pondérée des modifications structurelles nécessaires pour obtenir une chaîne à partir de l'autre.

Trouver la chaîne ou sous-chaîne qui minimise la distance d'édition équivaut à trouver le meilleur appariement entre les nœuds des graphes. Une analogie peut être faite avec la recherche du sous-graphe commun maximal (Déf. 2.2.10). Pour les graphes pondérés, la distance d'édition est directement recherchée entre les graphes. La fonction de coût prend cette fois en compte à la fois la topologie des graphes (c.-à-d. modification des arêtes) et la pondération de nœuds ou d'arêtes. [RIESEN et al. 2009] Bien que certaines approches aient été développées pour réduire les temps de calculs pour des types de graphes particuliers (par ex. arbres) [CHEN et al. 2017; R. WANG et al. 2019], l'approche par distance d'édition reste généralement de complexité NP-complète, et ainsi réalisable sur des graphes de petite taille [LEROUGE et al. 2017].

Parmi les approches récentes et prometteuses, le problème de minimisation de la distance d'édition a été reformulé en un Problème d'Affectation Quadratique (PAQ) [BOUGLEUX et al. 2017]. Les PAQs sont généralement utilisés pour les méthodes de mise en correspondance de graphes par comparaison locale de sous-graphes, dont nous discutons dans la section suivante.

2.3.2. Comparaison locale de sous-graphes

Dans cette section, nous passons en revue des méthodes de comparaisons de graphes fondées sur des similitudes locales. Une telle approche permet de s'affranchir de dissemblances dues à la présence de nœuds ou d'arêtes parasites. C'est en partie en raison de cette flexibilité que la plupart des méthodes d'appariement de graphes utilisent cette approche. De plus, cela permet de modéliser le problème d'appariement sous la forme mathématique de *Problème d'Affectation Quadratique* (PAQ).

Cette formulation est conçue pour résoudre l'affectation par paire d'éléments de deux groupes différents, tout en minimisant le coût global de chaque affectation. Elle a été proposée pour la première fois par Koopmans et Beckmann en 1957 comme modèle mathématique pour optimiser des activités économiques [KOOPMANS et al. 1957].

Une formulation générale du PAQ a été proposée par Lawler en 1963 et permet de formuler le problème de correspondance comme la maximisation d'une fonction

objective [LAWLER 1963] :

$$J_{gm}(X) = \text{vec}(X^T) * K * \text{vec}(X) \quad (2.2)$$

où X est une matrice binaire de correspondances entre deux graphes, et K est une matrice d'affinité de second ordre qui encode la similarité entre paires de nœuds et arêtes. Ici il est question de comparaisons locales, c'est-à-dire que la fonction objective compare entre eux les nœuds et arêtes de deux graphes en utilisant des caractéristiques d'ordre plus ou moins élevé, tout en respectant la topologie des graphes. Lors de la recherche de l'appariement optimal des nœuds, la topologie (c.-à-d. connexité) peut jouer le rôle de condition bloquante d'un appariement.

Le domaine mathématique de l'optimisation quadratique a connu un grand essor dans les années 90 grâce aux problèmes très variés pouvant être formulés ainsi et résolus. Il s'agit cependant d'une question complexe que le milieu scientifique tente toujours de simplifier et reformuler pour réduire les ressources matérielles et temporelles nécessaires à sa résolution. Plus la méthode de résolution est optimale (au sens efficacité précision/temps), plus des problèmes complexes pourront être résolus. Une liste non-exhaustive des approches explorées dans cette optique est faite dans [ABDEL-BASSET et al. 2018]. Dans la suite de cette section nous présentons quelques méthodes d'appariement utilisant des algorithmes d'optimisation dont le choix est fait au cas par cas selon les contraintes rencontrées et le résultat escompté.

2.3.2.1. Résolution par optimisation semi-définie positive

Dans le cadre de l'appariement inexact de graphes, les approches proposées pour résoudre le problème de mise en correspondance de nœuds et/ou arêtes, cherchent le meilleur compromis entre approximation et exactitude malgré les potentielles déformations des graphes. Cependant, une grande difficulté dans la résolution de l'optimisation vient du fait que la fonction objective n'est pas nécessairement convexe (ni concave), donc la solution globalement optimale est difficile à trouver. Pour pallier cette difficulté, de nombreuses propositions ont été faites dans le but de faciliter l'optimisation [LYZINSKI et al. 2016].

En ce sens, l'optimisation Semi-Définie Positive (SDP), sous-domaine de l'optimisation convexe, est un outil mathématique permettant de modéliser et approximer de manière fiable les problèmes d'optimisation combinatoire tels que les PAQ [VANDENBERGHE et al. 1996]. Suivant cette approche, l'optimalité de la solution trouvée est garantie. Cependant, la cohérence mathématique de l'optimisation SDP souffre d'une complexité élevée, ce qui est critique pour les grands graphes.

2.3.2.2. Résolution par optimisation linéaire

À l'opposé de l'approche semi-définie positive, certaines méthodes tentent d'approximer la solution optimale en testant les appariements de façon à augmenter graduellement la similarité totale des nœuds appareillés : l'*appariement graduel* [GOLD

et al. 1996; HAZAN et al. 2016]. Pour ne pas bloquer l'optimisation dans un maxima local, l'algorithme est guidé par une procédure vérifiant la convexité de la fonction objective lors d'un potentiel nouvel appariement. Cependant, garantir la convexité de la fonction objective implique un pré-ajustement empirique, dépendant de la diversité des données à comparer.

Le problème a également été formulé sous forme de combinaison de fonctions linéaires contraintes par des règles guidant chaque optimisation. Cette formulation a été introduite dans [LE BODIC et al. 2012], où l'optimisation est décomposée en équations linéaires avec des contraintes d'intégrité sur les solutions de ces équations. Elle présente des résultats prometteurs pour résoudre un problème d'isomorphisme *inexact* de sous-graphes, c.-à-d. tolérant à la déformation des graphes. Bien que l'algorithme proposé ait été l'un des plus efficaces pour résoudre un certain nombre de problèmes NP-difficiles, il reste soluble en temps non-polynomial du fait de sa complexité [LE BODIC et al. 2012]. Cependant, pour des problèmes où le choix d'une solution parmi plusieurs est plus difficile à départager, ce type d'approche souffre toujours de blocages de l'optimisation dans des maxima locaux.

Plus récemment, la précision de cette approche a été améliorée en modifiant certaines contraintes, dont la contrainte d'intégrité sur les solutions proposées [DUTTA et al. 2018]. Cela signifie que le domaine de résolution n'est plus entier mais réel, la solution trouvée étant donc plus précise mais plus lente à atteindre. Cependant la résolution de cette nouvelle composition "équations linéaires - contraintes" peut être résolue par des classes de méthodes dites de *points intérieurs* [KARMAKAR 1984]. Ces algorithmes ont l'avantage d'être *au pire* polynomiaux.

La stratégie du *suivi de trajectoire* est un algorithme de cette même classe, qui a été appliquée à l'appariement de graphes initialement dans [ZASLAVSKIY et al. 2009]. L'idée de ce résolveur est d'alterner relaxations convexes et concaves afin d'atteindre progressivement une solution optimale, selon le comportement de la fonction objective au cours de l'optimisation. Cette méthode est compétitive par rapport à l'appariement graduel, en terme de précision. De plus, des approches récentes tentent d'en réduire la complexité en introduisant une forme factorisée de la matrice d'affinité encodant respectivement les similarités entre arêtes et nœuds [ZHOU et al. 2016].

2.3.2.3. Résolution par analyse spectrale

D'autres méthodes considèrent le *comportement spectral* des graphes. Un graphe d'association est créé, représentant toutes les associations nœud à nœud possibles entre deux graphes, et l'affinité entre chaque nœud est renseignée dans une matrice d'affinités. Le problème d'appariement est alors traduit en recherche du vecteur propre maximal de cette matrice [FEIZI et al. 2019; GOLUB et al. 1996; UMEYAMA 1988]. Initialement, cette approche souffrait d'une grande sensibilité au bruit.

Une façon de pallier cette limitation est de considérer des hypergraphes. Un hypergraphe est l'extension d'un graphe, dans lequel un hyper-arête peut représenter plusieurs arêtes d'un graphe (Déf. 2.2.15). Dans [DUCHENNE et al. 2011; YAN, LI et al.

2018], cette notion est utilisée pour créer des hypergraphes d'associations. À partir de cet hypergraphe, on ne compare plus des éléments de chaque graphe par paire mais par n -uplets. Par exemple dans [DUCHENNE et al. 2011], deux nœuds sont comparés en fonction de n -uplets d'angles formés entre voisinages respectifs. En pratique, ils ne considèrent que des 3-uplets pour obtenir une mesure de similarité de troisième ordre. Ces hypergraphes d'associations sont encodés dans des *tenseurs de similarités* sur lesquels est recherché le vecteur propre maximal. Bien que l'utilisation de tels tenseurs rende l'approche plus robuste, cela semble peu viable pour des graphes de grande taille car les tenseurs deviendraient trop grands pour être traités dans un temps raisonnable. Par ailleurs, plus le nombre de n -uplets considérés pour chaque comparaison est grand, plus robuste serait la mesure de similarité car de plus haut niveau de subjectivité. Le bruit sur les graphes aurait alors un impact moindre. Cela semble pourtant infaisable car la taille des tenseurs exploserait et les temps de calcul avec. Des travaux plus récents tentent d'améliorer la rapidité de traitement de tenseurs grâce à des représentations matricielles optimisées et d'autres optimisations logicielles [J. YANG et al. 2019; X. YANG, QIAO et al. 2017].

Une autre façon de pallier la sensibilité au bruit de l'approche spectrale, sans passer par l'utilisation de tenseurs, est d'effectuer cette analyse sous différentes *résolutions spectrales* [GONZÁLEZ et al. 2019]. Dans cette étude, les auteurs sous-échantillonnent les graphes, dans leur forme spectrale, et pour chaque résolution obtenue de chaque graphe, ils effectuent :

- une mesure de similarité entre les deux formes spectrales,
- une approximation du meilleur appariement.

Pour finir, ils sélectionnent l'appariement final en fonction de la résolution spectrale. Bien que cette approche montre de très bons résultats, et que la résolution spectrale de l'appariement se fasse en temps polynomial, la quantité de données augmente rapidement avec la taille des graphes et le nombre de sous-échantillonnages de leur spectre.

Considérations

Jusqu'ici nous avons présenté des méthodes d'appariement de graphes très variées. Elles ne considèrent pas toutes les mêmes types de graphes, certains étant pondérés et d'autres non. Étant donné que les avancées dans le domaine de l'appariement de graphes suivent les progrès du domaine mathématique de l'optimisation, la littérature est très fournie et continue d'être alimentée. Pour des synthèses plus approfondies à propos du problème de l'optimisation d'affectation appliqué à l'appariement de graphes, le lecteur intéressé pourra se tourner vers les articles [EMMERT-STREIB et al. 2016; GOYAL et al. 2018; YAN, YIN et al. 2016].

Bien que la résolution parfaite d'un problème d'optimisation soit toujours souhaitable, il est en pratique difficile de mettre en place un tel algorithme. D'une part, la

modélisation d'un problème dépend du niveau d'abstraction nécessaire à sa résolution. D'autre part, la recherche de la solution *exacte* peut s'avérer être très coûteuse en terme de complexité algorithmique, et demander un temps infini pour sa résolution, si la quantité de données à traiter est trop grande. De plus, en analyse d'images, et *a fortiori* dans la localisation de formes, l'*exactitude* de la solution semble être un non-sens puisque deux images à mettre en correspondance ne sont généralement pas identiques. L'approche que nous adopterons par la suite se veut donc être au juste milieu entre approximation et exactitude. Cet équilibre peut être influencé par le choix de la représentation des données, de façon à aider la résolution de l'optimisation. Ainsi, dans les sections suivantes nous présentons la stratégie adoptée pour localiser des structures électroniques de notre étude.

2.4. Repérage de structures de circuits intégrés par appariement de graphes

Un algorithme de localisation de formes par appariement de graphes peut être divisé en une suite de trois processus. Ces trois processus sont fortement liés, car chacun participe à la réussite du suivant. Le premier processus (ou *bloc*) correspond à la modélisation des données. Le deuxième correspond à la formulation du problème, où les critères des appariements de nœuds sont posés. Enfin, vient le solveur qui va résoudre le problème précédemment formulé. Au fil des recherches, chaque bloc a été étudié et amélioré, selon le domaine d'expertise nécessaire à chacun : expertise relative aux données, pour le premier bloc, relative aux mathématiques pour le troisième, le deuxième bloc servant de passerelle entre ces domaines. Compte tenu de nos connaissances dans le domaine des mathématiques, et plus particulièrement en optimisation, notre contribution porte sur la modélisation des données, qui est le socle de l'approche d'optimisation proposée pour notre étude. De la fiabilité de la formulation des données en graphes (*bloc 1*) dépend la réussite des deux autres *blocs*. Nous organisons donc l'exposé en trois parties : la modélisation des données sous forme de graphes en Section 2.4.1, le processus d'étiquetage de ces graphes en Section 2.4.2, et le mécanisme d'optimisation en Section 2.4.3.

2.4.1. Modélisations des données

Dans le cas de la microscopie infrarouge des circuits intégrés, la reconnaissance des motifs se heurte à deux difficultés principales. La première est inhérente à la topologie des données, tandis que la seconde provient du système d'imagerie utilisé. D'une part, pour répondre à des contraintes industrielles telles qu'une consommation limitée en matière première, la conception des circuits intégrés se fait sur des espaces de plus en plus petits. La simplicité topologique des structures est donc de mise, celles-ci étant visibles sur la surface des pistes conductrices et de forme invariablement rectangulaires. La disposition de ces structures est sensiblement analogue à la disposition des

bâtiments d'une grande ville moderne.

Nous ne disposons que de peu d'informations pour décrire ces structures, étant donné que les images infrarouges ont tendance à être faiblement contrastées et en niveau de gris. Comme ces structures peuvent principalement être décrites par leurs bords orthogonaux et inter-connectés, nous faisons face à une forte redondance des données. Quelle que soit la stratégie choisie pour reformuler nos images, le défi réside donc dans sa robustesse et sa pertinence dans le cadre d'appariement de graphes.

Si les manières de décrire de telles données sont illimitées, il n'est pas évident de mettre en évidence des caractéristiques afin de distinguer clairement les informations pertinentes à la reconnaissance de structures. Il en est de même de leur représentation sous forme de graphe. Nous allons présenter dans les sections suivantes trois tentatives de représentation des données en graphes que nous avons réalisées dans cet objectif, dont seule la dernière s'est montrée convaincante. Dans le but de simplifier la démonstration, les tests sont effectués sur des données synthétiques : des images noires dans lesquelles sont superposées des formes rectangulaires de façon à schématiser les structures des circuits intégrés.

2.4.1.1. Représentation par arbre quaternaire

Notre première tentative se fonde sur la transposition de nos images sous forme d'arbre quaternaire (cf. Déf. 2.2.6). Ce type d'arbre est très utilisé pour représenter de façon régulière le partitionnement d'espaces bidimensionnels (par ex. images). Ce partitionnement se fait de façon récursive, où chaque sous-espace est subdivisé en quatre. Il est nécessaire de fixer au moins un critère à partir duquel la récursion s'arrête : nombre maximal de subdivisions, taille minimale du sous-espace, comptage de lignes dans le sous-espace, *etc.* Ce sont ces critères qui caractérisent la subdivision quaternaire et justifient leur utilisation pour localiser des éléments d'intérêt.

Dans la représentation de la subdivision quaternaire sous forme d'arbre, chaque nœud représente un sous-espace donné et connecté à d'autres en fonction de leur relation d'inclusion spatiale. Ainsi hiérarchisé, l'arbre construit se parcourt par étage de nœuds, où chaque étage i contient un nombre de nœuds $n = i^4$. Plus l'étage d'un nœud est élevé, plus le sous-espace qu'il représente est petit. L'avantage d'une telle construction est le faible coût algorithmique de son exploitation : $O(\log n)$, où n correspond à la taille des données traitées, décroissantes au fil des subdivisions.

La Figure 2.1 présente un exemple de création d'un arbre quaternaire pour une image synthétique de structure électronique. Dans le but d'établir une relation stable entre les représentations de nos images, nous appliquons les critères d'arrêt suivant :

- (1) le nombre de lignes détectées $R_l \leq 2$,
- (2) la surface de la subdivision atteint $R_s = 8 \text{ pixels}^2$.

Le critère (1) sert de lien entre la représentation quaternaire et des éléments caractéristiques des structures (contours). Ces contours étant linéaires, nous utilisons une méthode de détection très connue en analyse d'images : la *transformée de Hough*

[HOUGH 1962]. Le critère (2) sert de limite aux récursions si le critère (1) n'est pas atteint et qu'augmenter la finesse des subdivisions est inutile. Dans cette représentation, chaque nœud a une étiquette correspondant au nombre de lignes détectées dans la subdivision de l'image.

Il faut cependant préciser que la taille n d'un arbre quaternaire, c.-à-d. le nombre de nœuds, augmente très rapidement et pouvant aller jusqu'à

$$n = f_c(i) = \sum_{e=0}^i 4^e \quad (2.3)$$

pour une profondeur de l'arbre de i étages. Pourtant, les méthodes de résolution d'appariement de graphes sont en général de grande complexité algorithmique, d'autant mieux $O(n^2)$ (où n représente la taille des données). Dans l'optique de proposer un algorithme raisonnable du point de vue de la complexité temporelle et mémoire, il est donc nécessaire de réduire la taille des graphes à appareiller. Or, plus l'arbre est grand, plus les subdivisions sont petites et gagnent en précision spatiale. Une simplification des arbres quaternaires est donc envisagée dans le paragraphe suivant, de façon à alléger le coût en taille et en calculs lors de la mise en œuvre d'algorithmes d'appariement.

2.4.1.2. Représentation fondée sur les feuilles d'arbre quaternaire

Dans la continuité de la précédente tentative de formuler les données sous forme d'arbres quaternaires, nous cherchons à pallier l'inconvénient relatif à la taille de ces arbres. Pour cela, nous soulignons que les dernières subdivisions de chaque branche de l'arbre (c.-à-d. feuilles) correspondent à des convergences spatiales d'intérêt majeur par rapport à leurs parents.

Une fois l'arbre quaternaire construit à partir d'une image, nous proposons donc de créer un nouveau graphe, non-orienté, dont les nœuds correspondent aux feuilles de l'arbre quaternaire. Un exemple est donné Figure 2.2, où la position des nœuds correspond au centre du sous-espace qu'ils représentent, et leurs connexions correspondent au voisinage spatial direct de ces sous-espaces.

En comparaison avec les arbres quaternaires, un tel graphe peut contenir au maximum un nombre de nœuds

$$n = 4^i \quad (2.4)$$

si l'arbre quaternaire d'origine est de i étages. Leur taille est donc sensiblement moins grande que celle des arbres quaternaires, et les informations les plus importantes (localisation des bords) sont conservées.

Si cette approche résout un problème, elle en met cependant à jour un autre : la sensibilité de la subdivision quaternaire aux transformations linéaires, telles que l'échelle et la translation de structures. Ainsi, entre deux configurations différentes de structures similaires, les arbres quaternaires qui en découlent peuvent être sensiblement différents. Cette différence est mise en évidence dans la Figure 2.3 avec les arbres

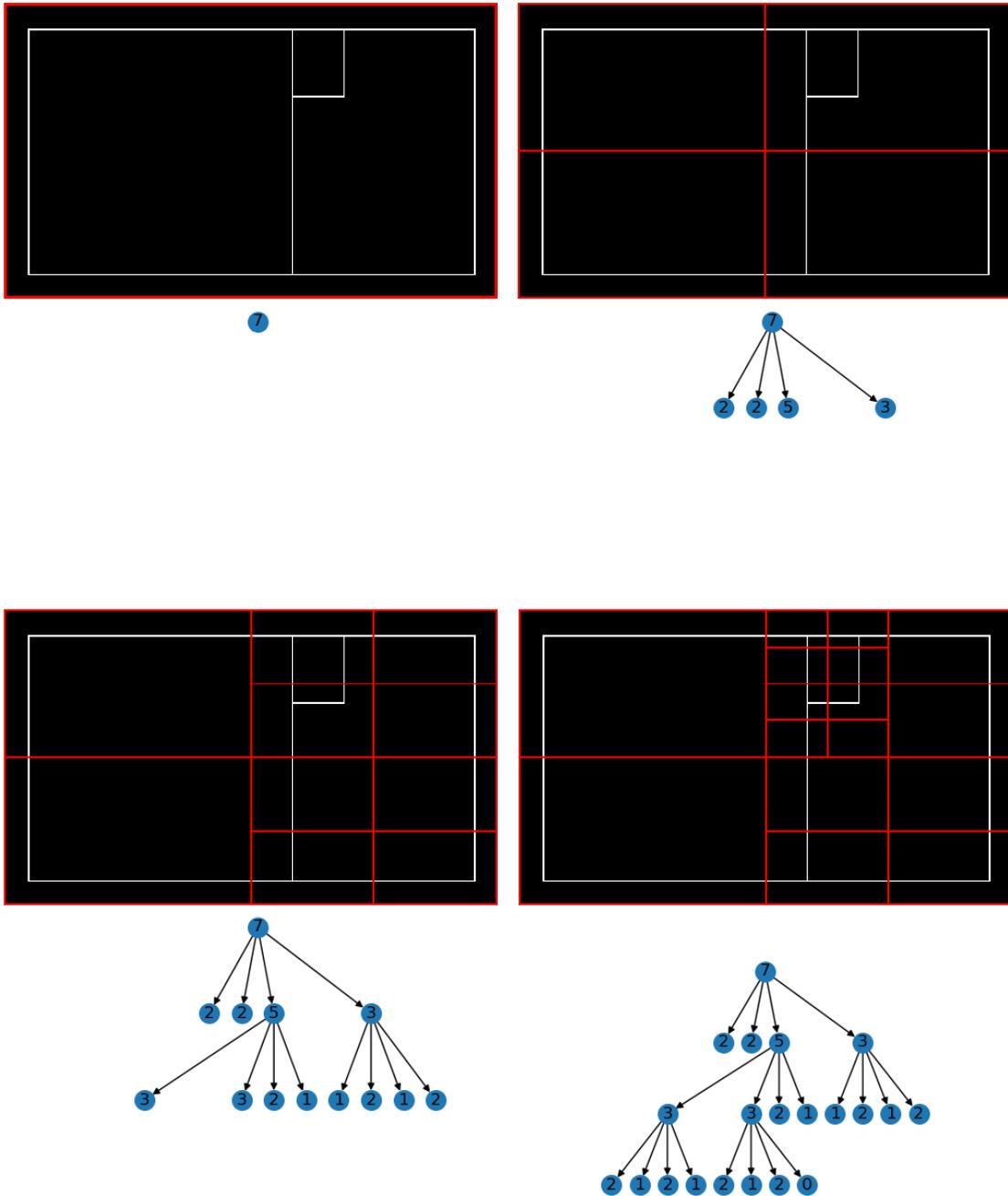


FIGURE 2.1. – Subdivision quaternaire d’une image I de taille $H \times L$, avec pour critères d’arrêt $R_l \leq 2$ ou $R_s = \frac{H * L}{10}$. De gauche à droite et de haut en bas, l’évolution de la subdivision après chaque récursion. Images synthétiques et leurs subdivisions quaternaires (lignes impaires), et leur arbre respectif (lignes paires).

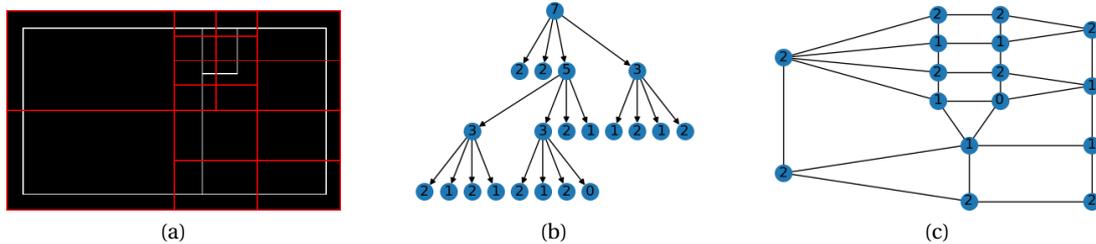


FIGURE 2.2. – (a) Une structure synthétique et ses subdivisions quaternaires, (b) l’arbre quaternaire correspondant, (c) le graphe dont les nœuds correspondent aux feuilles de l’arbre et dont les arêtes correspondent au voisinage direct des subdivisions spatiales. Critères d’arrêt : cf. Figure 2.1.

d’un modèle et d’une image cible, où les nœuds pouvant faire partie du modèle sont surlignés en rouge sur le graphe cible.

Si nous avons résolu le problème relatif à la taille des graphes, cette nouvelle visualisation met en évidence que cette méthode de subdivision peut-être largement influencée par des transformations linéaires telles que la rotation ou la translation des structures dans les images. Or un pré-requis pour le processus global de localisation est qu’il soit invariant à la rotation et à la translation. Ce problème est directement lié à la subdivision simpliste de chaque espace en quatre parties égales, indépendamment du contenu de cet espace. Pour appuyer notre opinion, nous avons réalisé des tests d’appariement du graphe modèle (d) de la Figure 2.3 avec le graphe (b). Ces tests sont effectués avec plusieurs des méthodes de la littérature [M. CHO et al. 2010; FEIZI et al. 2019; GOLD et al. 1996; J. LEE et al. 2011; ZASS et al. 2008] mais les résultats n’ont pas été satisfaisants. Un exemple de résultat est donné Figure 2.4, obtenu par la méthode spectrale *Low Rank Align - LRA* [FEIZI et al. 2019]. Nous soulignons par ailleurs que des résultats similaires sont observés pour l’appariement d’arbres complets, présentés dans la section précédente.

En passant de la considération classique des arbres quaternaires à la seule considération de leurs feuilles, nous sommes passé d’une représentation de taille $n = \sum_{e=0}^i 4^e$ à $n = 4^i$. Cela ne résout qu’une partie du problème, la mauvaise gestion spatiale restant bloquante. Pour pallier ce problème de fond relatif aux arbres quaternaires, une solution serait de recourir aux arbres *k-dimensionnels*, dont les subdivisions sont fonctions du contenu des espaces ainsi que de leur position. Cela revient donc à rajouter des règles de subdivision. Cependant, au lieu de cette alternative, nous proposons dans la section suivante une approche plus directe et qui regroupera à la fois les invariances aux transformations linéaires et un allègement des graphes.

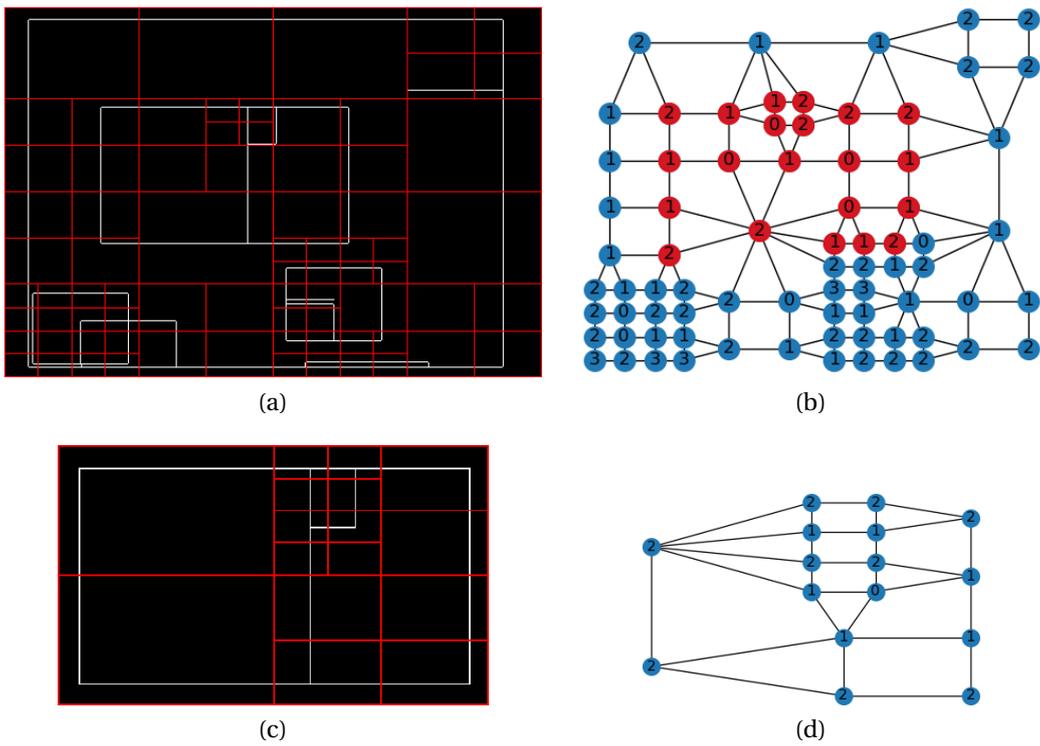
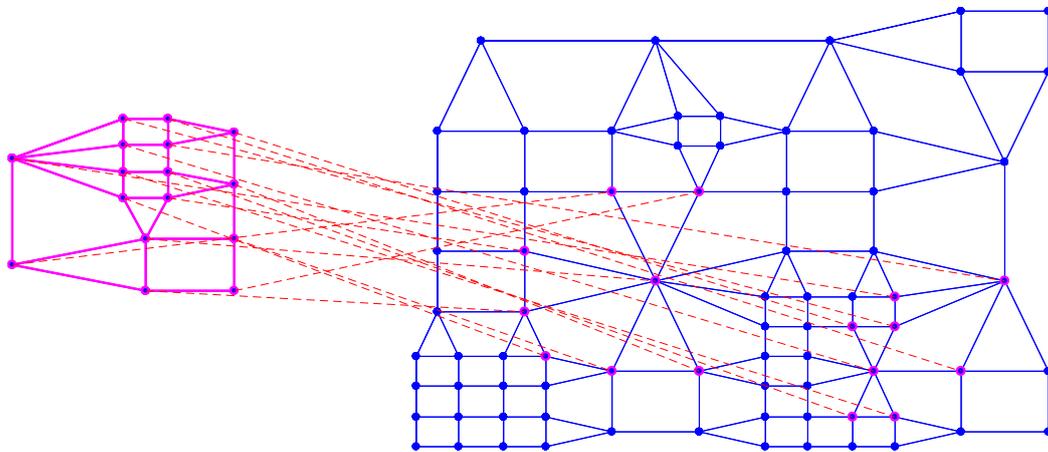
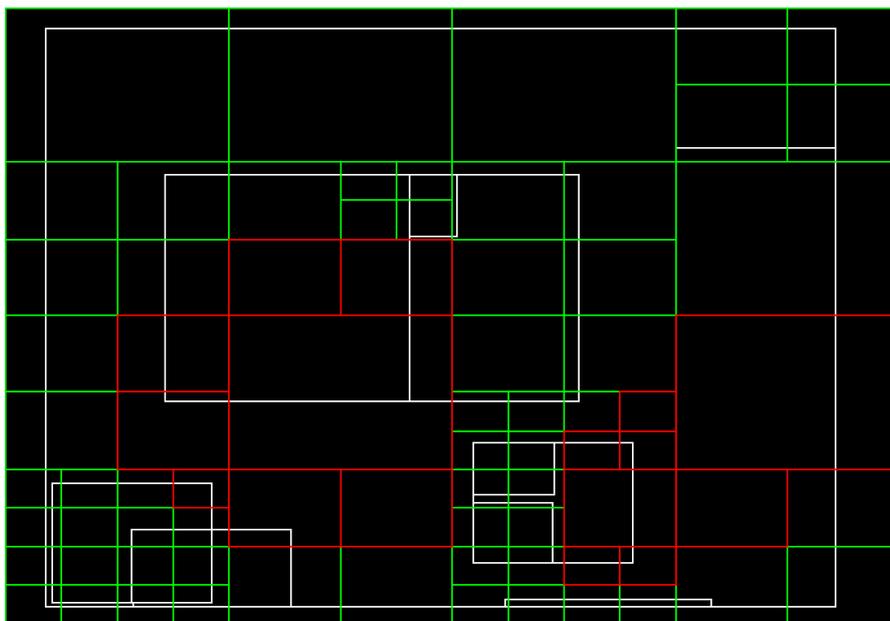


FIGURE 2.3. – Mise en évidence de la localisation d'un graphe de feuilles issues de données synthétiques. Les images synthétiques d'un modèle (a) et d'une cible (b), et leur graphe respectif (c) et (d). La localisation du modèle est surlignée en rouge dans le graphe cible. $R_l < 2$, $R_s = \frac{\min(H,L)}{20}$.



(a)



(b)

FIGURE 2.4. – Exemple d'appariement du modèle 2.3.d de la Figure 2.3 avec le graphe 2.3.b par approche spectrale (Low Rank Align [FEIZI et al. 2019]). (a) le modèle à gauche dont les nœuds sont mis en correspondance avec ceux du graphe cible, en rose à droite (b) les espaces sélectionnés correspondants dans l'image initiale.

2.4.1.3. Représentation fondée sur les points de connections orthogonaux

Dans les deux expériences précédentes, la création de graphes via une analyse locale (par ex. par sous-espaces d'images) et faiblement supervisée (par ex. subdivisions quaternaires), s'est révélée peu pertinente face aux transformations linéaires de nos images de circuits intégrés. Nous proposons donc une approche globale fondée sur l'analyse de l'image complète, et fortement supervisée par des estimations lors du processus de création des graphes. Cela implique cependant une segmentation plus conséquente de nos images.

Dans cette nouvelle formulation, les graphes sont créés de façon à retranscrire aussi fidèlement que possible la topologie des structures telles qu'elles peuvent être détectées dans les images infrarouges. De cette façon, nous assurons une équivalence entre la quantité d'informations dans les images et la taille des graphes. Nous devons également assurer l'invariance aux transformations linéaires telles que le changement d'échelle et la rotation.

Pour cela, nous considérons donc qu'une image dans notre étude est composée de deux groupes d'éléments linéaires, distingués par leur orientation. Ces éléments décrivent les structures que nous voulons réinterpréter sous forme de graphe. Voici les étapes du processus mis en place pour construire un graphe $G = (V, E)$ à partir des structures visibles dans une images :

- (1) débruitage de l'image suivant la méthode proposée dans [EL MOUBTAHIJ, AUGEREAU et al. 2015a], fondée sur la décomposition polynomiale,
- (2) binarisation de l'image par seuillage adaptatif, puis amincissement homotopique pour uniformiser l'épaisseur des composantes de l'image,
- (3) détection de droites par transformée de Hough [HOUGH 1962] et regroupement des éléments détectés en fonction de leurs orientations,
- (4) les deux principaux groupes sont conservés : les éléments de ces groupes correspondent aux pistes métalliques dessinant les structures électroniques ; les groupes mis à l'écart correspondent aux potentielles fausses détections,
- (5) chaque élément conservé doit comporter deux intersections ; le cas échéant, les possibilités d'intersection avec son voisinage sont étudiées pour être créées ou non ; si un élément comporte moins de deux intersections, il est soit supprimé, soit conservé, en fonction de sa pertinence (critère de longueur et d'angle par rapport aux éléments connexes),
- (6) pour chaque intersection entre éléments des deux groupes, un nœud est créé $v \rightarrow V$; de même pour chaque extrémité isolée. Les nœuds sont reliés par une arête $e \rightarrow E$, en fonction de leur appartenance à un élément commun.

Dans cet enchainement, les étapes (3) et (4) permettent de limiter les données indésirables qui ne correspondent pas aux pistes métalliques, que ce soit dû ou non à la dégradation de l'image (bruit, manque de contraste...). Un exemple de représentation d'une structure synthétique est donné Figure 2.5. La topologie d'un graphe ainsi construit est donc similaire à celle de la structure électronique observée. De

cette façon, nous assurons une relation linéaire entre la quantité d'informations présentes dans nos images et la taille des graphes, et nous assurons l'invariance aux transformations linéaires, telles que le changement d'échelle ou la rotation.

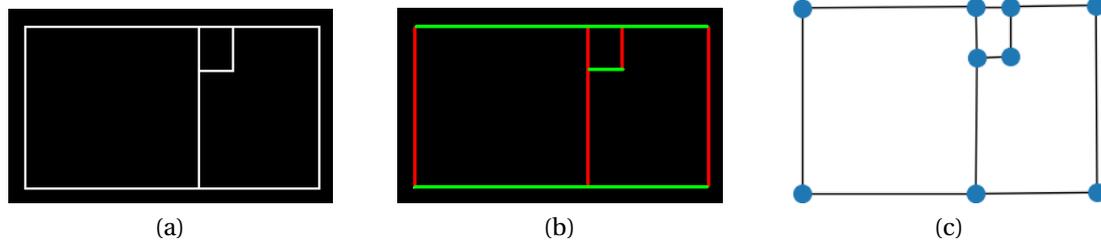


FIGURE 2.5. – Exemple de construction d'un graphe à partir d'une structure synthétique (a) : les éléments linéaires sont détectés et triés en deux groupes selon leur orientation (b), et de leurs intersections découlent les nœuds et arêtes du graphe (c).

Cette dernière formulation sera donc utilisée pour décrire les structures électroniques dans notre démarche de localisation de modèles par appariement de graphes. Au final, nous définissons nos graphes comme acycliques, non-orientés, et dont la connexité n'est pas garantie puisqu'elle dépend de la connexité des structures électroniques segmentées (ce qui est variable). Cependant, en l'état ces graphes sont très pauvres en informations : la seule information qu'ils fournissent est la topologie des structures. Or cette topologie est très redondante d'une structure à une autre. Pour envisager une résolution efficace des appariements, nous devons donc enrichir ces graphes. Nous proposons de le faire par le biais d'étiquettes, que nous présentons dans la section suivante.

2.4.2. Étiquetage des graphes

Dans cette section, nous présentons l'étiquetage de nos graphes, dont l'objectif est d'y discriminer au mieux les nœuds et arêtes parmi toute la redondance topologique présente.

Tous d'abord, nous considérons $G = (V, E, \alpha, \beta)$, le graphe tel que défini en Section 2.4.1.3, où α et β sont les ensembles d'étiquettes respectivement attribuées aux nœuds et arêtes du graphe. Ces étiquettes, proposées pour enrichir ce graphe, reposent sur la mise en place de deux descripteurs : un descripteur innovant caractérisant la structure local du graphe, fondé sur les suites *super-croissantes* (Section 2.4.2.1), et un descripteur caractérisant la texture de l'image fondé sur les histogrammes de gradients orientés (Section 2.4.2.2).

2.4.2.1. Descripteur structurel

Par ce descripteur nous voulons caractériser de façon discriminante la topologie locale du graphe, au voisinage des nœuds et des arêtes. Pour cela, nous utilisons des suites *super-croissantes* pour encoder des proportions du voisinage de chaque nœud et arête auquel il est lié. À chaque nœud ou arête correspond donc un descripteur structurel.

Pour construire un tel descripteur, considérons dans un premier temps les arêtes connexes à chaque élément du graphe (nœuds ou arêtes). Par construction, la connexité maximale d'un nœud est de quatre, celle d'une arête est de huit. Une approche pour décrire la connexité de chaque élément pourrait être de créer un vecteur contenant la longueur de chaque arête qui lui est connexe. Cependant, nous proposons de décrire cette connexité par une valeur synthétisant ce vecteur de façon unique. Cette valeur est calculée comme une somme pondérée de la longueur des arêtes connexes à l'élément auquel le descripteur est lié. La particularité de ce descripteur vient de l'utilisation d'une suite super-croissante pour déterminer les pondérations utilisées.

Les suites super-croissantes ont été proposées en 1978 par Merkle et Hellman [MERKLE et al. 1978] pour calculer des clés de chiffrement. Dans le domaine de la cryptologie, ce crypto-système a été l'un des premiers et apprécié pour sa simplicité, mais dont les limites ont vite été démontrées et dépassées.

Définition 2.4.1 (*Suite super-croissante*) Une suite *super-croissante* est une suite constituée d'éléments $p \in \mathbb{N}$ tels que

$$p_{k+1} \in S \iff p_{k+1} > \sum_{i=0}^k p_i \quad (2.5)$$

Soit S une suite super-croissante définie telle qu'en Définition 2.4.1. Voici comment nous introduisons cette suite dans notre contexte. Pour chaque nœud $v \in V$, on note $E^v \in E$ l'ensemble des n_v arêtes qui leur est connexe, et ordonnées par longueur croissante. On note alors α_v^S , le descripteur structurel de v tel que :

$$\alpha_v^S = \sum_{i=0}^{n_v} \|E_i^v\| * p_i \quad (2.6)$$

où $\|E_i^v\|$ représente la longueur de l'arête E_i^v , et p les éléments de la suite S . Pour garantir l'invariance à l'échelle de α_v^S , chaque élément de cette somme est normalisé selon l'élément le plus grand.

Le procédé est identique pour obtenir le descripteur structurel de chaque arête $e \in E$, noté β^S :

$$\beta_e^S = \sum_{i=0}^{n_e} \|E_i^e\| * p_i \quad (2.7)$$

où E^e sont les n_e arêtes connexes à e . La construction de ces descripteurs est schématisée Tableau 2.1.

L'utilisation d'une suite super croissante de cette façon nous permet de compléter de façon discriminante les informations structurelles de nos graphes, grâce à sa décomposition unique, là où les valuations classiques sont inefficaces. En effet, chaque longueur se trouve donc encodée sur une échelle spécifique, rendant la somme très discriminante. Plus loin, en Section 2.4.3, nous aurons besoin de comparer des descripteurs deux à deux. Non seulement la comparaison de deux nombres réels est plus simple que la comparaison de deux vecteurs, mais permet aussi un gain d'espace mémoire pouvant être décisif lors de la manipulation de graphes de très grande taille.

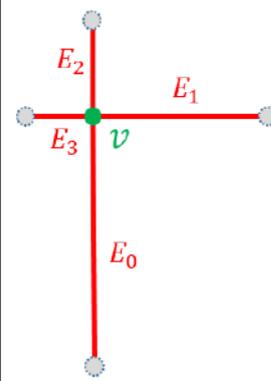
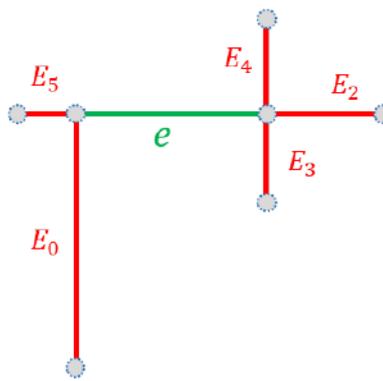
	Pour un nœud v	Pour une arête e
Soit $\{E_i\}$ ses # arêtes voisines ordonnées par taille décroissante		
Descripteur structurel	$\alpha_v^S = \sum_{i=1}^{\#} L_i * p_i$	$\beta_e^S = \sum_{i=1}^{\#} L_i * p_i$

Tableau 2.1. – Exemple de calcul des étiquettes d'un nœud v et d'une arête e selon leur voisinage direct dans le graphe, avec L_i la longueur de l'arête E_i , et p_i le $i^{\text{ème}}$ élément d'une suite super-croissante.

Bien que l'utilisation des suites super-croissantes pour la confection de ces étiquettes augmente leur pouvoir discriminant dans le graphe, cela ne peut pas suffire pour discriminer tous éléments de nos graphes. En effet, les structures électroniques des circuits intégrés contenant beaucoup de formes symétriques, certains nœuds et arêtes auront entre eux des étiquettes de valeur très proches. Nous proposons donc d'utiliser la texture comme deuxième information pour compléter la discrimination des éléments.

2.4.2.2. Descripteur de texture

Les Histogrammes de Gradients Orientés (HGO) sont des outils très utilisés dans le domaine de la reconnaissance de formes et d'objets [DALAL et al. 2005; MCCONNELL 1986; SOLER et al. 2019] permettant de décrire de façon robuste des textures, malgré les variations de luminosité. Ils sont également appréciés pour leur simplicité de construction, et donc leur facilité de mise en place.

Un histogramme de gradients est constitué de *groupes*, définis par une direction. Dans ces groupes sont décomptés les gradients d'une image en fonction de leur

orientation et de leur amplitude. Moins il y a de groupes, plus ceux-ci sont étayés mais l'information générale tend à s'appauvrir. A l'inverse, un grand nombre de groupes préserve la diversité des orientations mais ceux-ci sont moins étayés. En général, neuf groupes sont constitués de façon régulière sur l'intervalle $[0, 180]$ [DALAL et al. 2005]. Pour construire un histogramme de gradients d'une image, la procédure est la suivante :

- (1) évaluation les gradients de l'image (leur orientation et amplitude),
- (2) définition du nombre de *groupes* constituant l'histogramme, et assignation d'une orientation par groupe,
- (3) comptabilisation de chaque gradient dans les deux groupes d'orientation les plus proches (sauf égalité parfaite) en répartissant de façon proportionnelle son amplitude entre ces deux groupes,
- (4) normalisation de l'histogramme pour garantir son invariance à l'intensité lumineuse.

Un tel histogramme est constitué d'autant de valeurs que de groupe d'orientation, chacune correspondant aux contributions des gradients de l'image analysée.

À partir de ce type d'histogramme, des descripteurs d'images ont été proposés en solution aux problèmes de reconnaissance d'objets. C'est le cas des HGO décrits par Dalal et Triggs [DALAL et al. 2005], dans laquelle un descripteur est constitué d'une série d'histogrammes. Pour une image à *décrire*, des histogrammes sont construits à partir de blocs de pixels, chaque bloc se chevauchant, et dont les gradients sont normalisés selon la luminosité avoisinante. Le chevauchement de ces blocs est proposé pour assurer une certaine continuité dans les histogrammes, en y ajoutant de la redondance.

Pour chaque nœud $v \in V$ de notre graphe, nous constituons un HGO noté α_v^H . Cependant, une particularité est introduite lors de leur création : l'orientation des gradients est déterminée relativement à une orientation extraite de la topologie du graphe. Ci-dessous les étapes suivies pour la création d'un descripteur α_v^H , illustrées par la Figure 2.6 :

- (a) définition d'une fenêtre W_v , centrée sur v , de taille proportionnelle à l'arête connexe la plus courte,
- (b) approximation de l'orientation principale $\delta_v \in \{0, 90, 180, 270\}$ décrite par les arêtes connexes à v
- (c) définition de neuf groupes d'orientation prenant leur valeur dans l'intervalle $[0, 180]$ [DALAL et al. 2005],
- (d) calcul de l'histogramme α_v^H de W_v , où l'orientation de chaque gradient est normalisée par rapport à δ_v .

Ainsi, en plus d'être initialement invariant à la luminosité et au contraste, notre descripteur de texture est invariant à l'échelle (a) et à la rotation (d).

Finalement, nos graphes de circuits intégrés sont étiquetés comme suit :

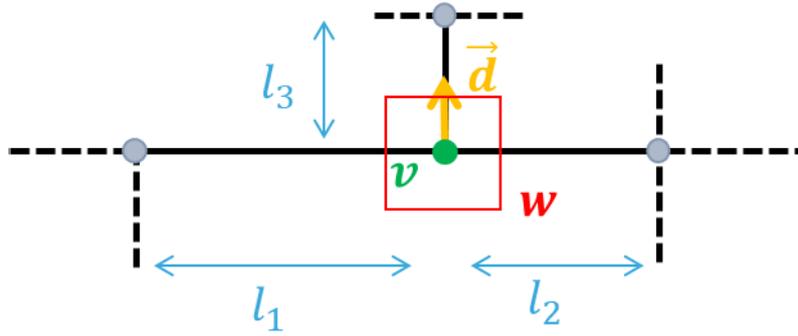


FIGURE 2.6. – Exemple des éléments requis pour la création de l'étiquette α_v^H : la fenêtre W autour de v , de taille proportionnelle à $\min(l_1, l_2, l_3)$, et la direction prédominante \vec{d} .

1. l'étiquette de chaque arête $e \in E$ comprend un descripteur structurel fondé sur les suites hyper-croissantes : $\beta_e = \beta_e^S$
2. l'étiquette de chaque nœud $v \in V$ comprend à la fois un descripteur structurel et un histogramme de gradients orientés : $\alpha_v = [\alpha_v^S, \alpha_v^H]$

où α^S et β^S , sont les descripteurs respectivement relatifs à la topologie au voisinage des nœuds et arêtes, et α^H les descripteurs relatifs à la texture au voisinage des nœuds. D'une part, l'encodage du voisinage des éléments du graphe *via* les suites super-croissantes et, d'autre part, l'encodage de la texture au voisinage des nœuds, permet une discrimination bien claire entre nœuds et arêtes. De plus, les mécanismes mis en place pour leur construction garantissent à ces descripteurs l'invariance aux modifications linéaires tels que la rotation, le changement d'échelle, de luminosité ou de contraste.

Dans la Section 2.4.3, nous proposons notre méthode d'appariement de graphes pour la localisation de structure, dans laquelle les descripteurs que nous avons définis ici tiennent un rôle essentiel. Ensuite, les résultats que nous présentons Section 2.5.1 en valident bien la pertinence.

2.4.3. Résolution du repérage de structures électroniques

Comme nous l'avons vu en Section 2.3, de nombreuses approches sont proposées dans la littérature pour estimer l'appariement optimal des nœuds et arêtes d'un graphe modèle avec ceux d'un graphe cible. Dans un souci d'équilibre entre complexité et exactitude, il s'agit de s'assurer que l'optimisation de la solution soit une approximation fiable de la solution exacte. Un moyen d'améliorer la précision du processus d'optimisation, tout en maintenant une complexité raisonnable, est de construire une fonction objective d'ordre supérieur, prenant en compte la dimension quadratique du problème. En ce sens, la Section 2.4.3.1 présente la mesure de similarité que nous adoptons pour notre problème. L'utilisation de cette mesure, d'ordre

supérieur, permet la résolution du problème par un processus d'optimisation linéaire présenté Section 2.4.3.2.

2.4.3.1. Similarité par comparaison locale d'ordre supérieur

Tout processus d'optimisation est lié à une fonction objective permettant de guider la recherche continue d'une solution meilleure que celle précédemment obtenue. C'est le concept même d'une optimisation, et la clé de sa réussite en est la *fonction objective*. Dans le cas de l'appariement de graphes, il s'agit d'une mesure de (di)similarité entre le graphe modèle et un sous-graphe du graphe cible.

La qualité des images dont sont issus les graphes n'étant pas garantie (cf. Section 1.3), la construction de ces derniers est soumise à un biais d'interprétation. En plus de ce biais s'ajoutent des dégradations pouvant localement altérer l'intégrité de l'image, et donc du graphe représentant le circuit intégré qu'elle contient. De ce fait, une fonction objective fondée sur une mesure de similitude globale entre deux graphes semble compromise. Il en est de même pour les mesures de similitudes, même locales, d'ordre 1. La mesure que nous proposons ici est d'ordre supérieur, car elle considère non seulement chaque élément comparé, mais également le voisinage de chacun de ces éléments. La méthode proposée par Duchenne *et al.* [DUCHENNE et al. 2011] comprend un exemple typique de comparaison d'ordre supérieur, où les nœuds ne sont pas comparés un à un mais par n-uplets, en fonction de l'angle qu'ils forment entre eux. La discrimination se fait entièrement sur la géométrie de chaque n-uplets. Cependant cette approche fait intervenir de coûteux calculs sur des tenseurs. Dans notre méthode, la subjectivité est induite par un mécanisme de *diffusion des similarités*. Cette diffusion nous permet une grande souplesse dans la façon de comparer des nœuds : quel que soit le type de comparaison, celle-ci sera élevée à l'ordre supérieur par le processus de diffusion.

Appliqué à un graphe, un processus de diffusion permet de montrer la topologie/densité du graphe au voisinage d'un nœud donné [COIFMAN et al. 2006]. Appliquée à un graphe d'association (Déf. 2.2.11), cette diffusion met en avant la consistance d'une association au travers des probabilités de fréquentation d'un élément de ce graphe [M. CHO et al. 2010; DUTTA et al. 2018; GORI et al. 2005; J. LEE et al. 2011; X. YANG, PRASAD et al. 2013]. Nous présentons dans les paragraphes suivants la façon dont nous procédons.

2.4.3.1.1. Le graphe d'association

Dans le cadre de l'appariement de graphes, la recherche des associations nœud-nœud et arête-arête se fait dans un graphe d'association (Déf. 2.2.11). Une façon brute de construire un graphe d'association serait de considérer que toutes les associations d'un graphe à l'autre sont possibles/pertinentes, ce qui ne serait pas optimal. En pratique, un graphe d'association peut être construit selon le produit de deux graphes à associer. Plusieurs types de produits existent dans la théorie des graphes : cartésien, fort, modulaire, lexicographique, tensoriel... Plus particulièrement en appariement,

le produit tensoriel de graphes (Déf. 2.2.12) est très utilisé [GÄRTNER et al. 2003; VAN WYK et al. 2003] principalement pour deux raisons : il restreint le nombre de combinaisons plausibles, relativement à la topologie des graphes opérands, et il conserve les homomorphismes [HAMMACK et al. 2011]. De plus, la construction du graphe résultant est simple à mettre en place car sa matrice d’adjacence correspond au produit de Kronecker des matrices d’adjacence des graphes opérands [LESKOVEC et al. 2010]. Pour toutes ces raisons, nous construisons le graphe d’association entre deux graphes suivant leur produit tensoriel. Un exemple de construction d’un tel graphe est présenté Figure 2.7.

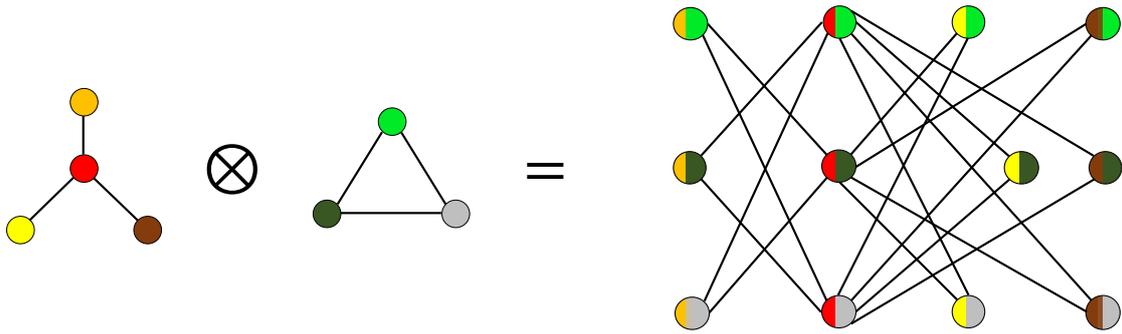


FIGURE 2.7. – Exemple de produit tensoriel $G_1 \otimes G_2 = G_P$ (cf. Définition 2.2.12).

Des nœuds et arêtes de ce graphe d’association, noté G_{asso} , nous pouvons respectivement déduire des listes de correspondances entre nœuds et arêtes que nous considérerons pour la recherche du meilleur appariement.

2.4.3.1.2. Similarité entre descripteurs

En vue d’établir une fonction objective qui guidera l’optimisation de l’appariement, nous définissons ici la méthode de comparaison entre les descripteurs qui forment les étiquettes des nœuds et arêtes de nos graphes :

Proposition 2.4.1 Nos descripteurs structurels étant sous forme numérique (cf. Section 2.4.2.1), alors la similarité entre deux descripteurs de structure se mesure par leur proximité numérique (simple différence).

Proposition 2.4.2 Nos descripteurs de texture étant des histogrammes (cf. Section 2.4.2.2), il existe plusieurs façons de les comparer. Les méthodes les plus utilisées cherchent à établir un lien statistique (par ex. coefficient de *corrélacion*, *Chi-deux*, *intersection*, *Bhattacharyya*) ou une proximité structurelle (par ex. distance du *terrassier*). Chaque méthode se distingue par son approche et sa complexité [Q. ZHANG et al. 2014]. Ici, nos histogrammes présentant un certain nombre d’invariances, alors la similarité entre deux descripteurs de texture se mesure par leur coefficient de corrélation.

À partir de ces deux propositions, nous définissons d'une part la mesure de similitude D_n entre deux nœuds n_1 et n_2 et la mesure de similitude D_e entre deux arêtes e_1 et e_2 :

Définition 2.4.2 - *Mesure de similitude D_n*

Soit D_n la mesure de similitude entre deux nœuds n_1 et n_2 telle que :

$$D_n(n_1, n_2) = \frac{e^{-|\alpha_{n_1}^S - \alpha_{n_2}^S|} + e^{-|corr(\alpha_{n_1}^H, \alpha_{n_2}^H)|}}{2} \quad (2.8)$$

où $\alpha_{n_1}^S, \alpha_{n_2}^S$ correspondent aux descripteurs structurels des nœuds n_1 et n_2 , et $\alpha_{n_1}^H, \alpha_{n_2}^H$ sont les descripteurs texturels de ces même nœuds, et la fonction $corr()$ mesure la corrélation entre ces derniers.

Définition 2.4.3 - *Mesure de similitude D_e*

Soit D_e la mesure de similitude entre deux arêtes e_1 et e_2 telle que :

$$D_e(e_1, e_2) = e^{-|\beta_{e_1}^S - \beta_{e_2}^S|} \quad (2.9)$$

où $\beta_{e_1}^S, \beta_{e_2}^S$ correspondent aux descripteurs structurels des arêtes e_1 et e_2 .

À partir de ce graphe d'association une matrice d'affinité A peut ainsi être construite. C'est sur A que le processus de diffusion est appliqué de manière à obtenir une des affinités/similarités d'ordre supérieur.

2.4.3.1.3. Diffusion des similarités

Le processus de diffusion consiste à propager une mesure affinité A_{ij} aux mesures voisines tout en respectant la connexité du graphe d'association. Les nouvelles mesures obtenues sont dites *contextuelles*, au vu du respect de la topologie du graphe d'association.

En contraste avec les méthodes utilisant des matrices tensorielles pour évaluer des affinités contextuelles, ces informations peuvent être calculées directement à partir du graphe d'association à l'aide de marches aléatoires (Déf. 2.2.13). En effet, plus il est probable de passer par un nœud lors d'une marche aléatoire, plus ce nœud est fortement connecté dans le graphe. En appliquant ce principe sur un graphe d'association, on peut interpréter la forte probabilité qu'un nœud soit traversé par la fiabilité de l'association que ce nœud représente. Un exemple de cette utilisation est proposé par [M. CHO et al. 2010], à la différence près que la probabilité de transition d'un nœud à l'autre est liée à l'affinité A_{ij} entre ces deux nœuds. La matrice de probabilités M de marches aléatoires sur un graphe d'association G_{asso} peut être calculée comme suit :

$$M = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{k=0}^n \epsilon^k A \quad (2.10)$$

$$= \frac{1}{I - \lambda A}$$

où I correspond la matrice identité. A partir de M , la probabilité totale de visiter un nœud correspond à la somme de chaque colonne correspondant à ce nœud (cf. Déf. 2.2.13). C'est cette somme qui peut être appelée similarité contextuelle, car elle reprend la mesure de similarité d'un nœud d'association en y ajoutant des informations issues du voisinage plus ou moins éloigné. Ces nouvelles similarités, notées SC , sont obtenues sous forme vectorielle par :

$$SC = \frac{1}{I - \epsilon A} \mathbb{1} \quad (2.11)$$

où $\mathbb{1}$ est une matrice colonne où tout élément vaut 1. Ce concept a été repris par Dutta *et al.* et appliqué au graphe d'association de façon à diffuser la mesure de similarité associée à chaque nœud vers ses voisins [DUTTA et al. 2018]. Pour rendre ce processus de diffusion plus réaliste, les auteurs proposent d'utiliser une version modifiée de la marche aléatoire, dite *sans retour* [AZIZ et al. 2013]. Dans cette version, les possibilités de parcours du graphe sont limitées de façon à empêcher les retours en arrière du marcheur (Déf. 2.2.14). Comparé aux marches classiques, leur étude montre que l'utilisation des marches sans retour fournit des probabilités de transitions plus adaptées à la diffusion de l'information. Cela s'avère d'autant plus exact dans le cas de l'étude de graphes non orientés [DUTTA et al. 2018].

Par analogie avec les calculs précédents, ces contraintes de déplacement se retranscrivent dans la matrice de probabilités M' , telle que :

$$M' = \frac{(1 - \epsilon^2)}{I - \epsilon A + \epsilon^2 Q} \quad (2.12)$$

$$Q = D - \mathbb{1} \quad (2.13)$$

où D est une matrice diagonale dans laquelle chaque élément correspond au degré d'un nœud du graphe. Finalement, la similarité contextuelle de chaque nœud peut se recalculer :

$$SC = \frac{(1 - \epsilon^2)}{I - \epsilon A + \epsilon^2 Q} \mathbb{1} \quad (2.14)$$

SC correspond donc bien à une liste des valeurs attribuées à chaque nœud du graphe d'association, représentant autant leur affinité structurelle que la proximité entre étiquettes. Ainsi, l'occurrence d'un sous-graphe du graphe modèle dans le graphe cible produira de plus hautes similarités contextuelles dans les paires associées et leurs voisins. À l'inverse, la similarité avec un nœud parasite est atténuée.

Nous utilisons ces similitudes d'ordre supérieur pour formuler le problème d'appariement, comme la recherche de sous-graphes maximaux communs, résolue linéairement.

2.4.3.2. Optimisation linéaire d'ordre supérieur

L'optimisation continue (ou *linéaire*) est une approche très populaire dans le domaine de l'appariement de graphes. Cependant la majorité des méthodes utilisent les

fonctions objectives de trop bas niveau, ce qui induit une perte de fiabilité. Cela est d'autant plus vrai que la solution optimale proposée n'est qu'une approximation. Cependant, l'utilisation de similarités d'ordre supérieur nous donne un niveau suffisant d'abstraction pour envisager une telle approche.

Pour cela, nous formulons le problème sous forme d'une sélection de nœuds et arêtes du graphe d'association, en utilisant les similarités contextuelles précédemment créées. Ainsi, cette maximisation est résolue par une approche linéaire, soluble en temps polynomial (relativement au nombre de nœuds du graphe d'association).

Pour cela, nous notons f la fonction objective telle que :

$$f(x, y) = S_V x + S_E y \quad (2.15)$$

où x et y sont deux vecteurs contenant respectivement les probabilités de sélectionner les nœuds et les arêtes du graphe d'association. S_V et S_E sont deux vecteurs contenant les similarités contextuelles étiquetant respectivement les nœuds et arêtes du graphe d'association G_{asso} tels que :

$$S_V(v_{ij}) = SC(v_{ij}) \quad (2.16)$$

$$S_E(v_{ij}, v_{kl}) = \frac{SC(v_{ij})}{D^+(v_{ij})} + \frac{SC(w_{kl})}{D^+(v_{kl})} \quad (2.17)$$

où v_{ij} et v_{kl} deux nœuds de G_{asso} , représentant chacun les associations d'un nœud $n_i \in G_{modèle}$ et $n_j \in G_{cible}$, et $D^+(v_{ij})$ et $D^+(v_{kl})$ le degré maximal des nœuds associés.

La maximisation de la fonction objective 2.15, en fonction des appariements x et y , peut se faire sous forme d'une optimisation linéaire contrainte. Ces contraintes, proposées initialement dans [LE BODIC et al. 2012], modélisent les conditions de sélection des appariements à la fois intrinsèques aux problèmes d'optimisation quadratique, et propres à l'appariement que nous cherchons :

- (1) limite du nombre de sélections possibles de nœuds de G_{asso} à partir d'un nœud du graphe modèle $G_{modèle}$,
- (2) limite du nombre de sélections possibles d'arêtes de G_{asso} à partir d'une arête de $G_{modèle}$,
- (3) inversement à (1), un nœud de G_{cible} ne peut correspondre qu'à un nœud $G_{modèle}$,
- (4) inversement à (2), une arête de G_{cible} ne peut correspondre qu'à une arête de $G_{modèle}$,
- (5) le degré d'un nœud sélectionné de G_{asso} doit être compris entre le degré du nœud de $G_{modèle}$ et celui du nœud de G_{cible} qu'il associe,
- (6) pour rester dans le domaine des probabilités, les valeurs de x et y doivent rester sur l'intervalle $[0, 1]$.

Les conditions (1) et (2) représentent le nombre de modèles $G_{modèle}$ à trouver dans le graphe cible G_{cible} . À la fin de l'optimisation, les probabilités de sélection des nœuds

et arêtes respectivement contenues dans x et y indiquent les appariements optimaux trouvés. La solution consiste donc en un ensemble de nœuds $V_X \in V_P$ et d'arêtes $E_X \in E_P$, où V_P et E_P sont les nœuds et arêtes du graphe d'association. Cependant il ne s'agit que d'une solution intermédiaire à notre problème de localisation, que nous finalisons dans la section suivante.

2.4.3.3. Résolution de la localisation

Les contraintes formulées pour l'optimisation linéaire précédemment présentée guident la sélection des appariements pour répondre aux contraintes pratiques de notre problème. Les probabilités de sélection qui en résultent ont cependant besoin d'être interprétées pour finaliser le processus de localisation du modèle. En effet, l'ensemble solution $V_X, E_X \in G_{asso}$ peut former plusieurs sous-ensembles non-connexes, car :

1. les graphes d'entrée sont potentiellement non connexes (cf. Section 2.4.1.3), sachant que le produit tensoriel de graphes conserve les connexités,
2. les contraintes établies pour la résolution de l'optimisation n'intègrent pas la connexité globale des éléments appareillés.

L'ensemble solution V_X, E_X peut donc former des graphes non connexes, impliquant que différents sous-graphes (resp. sous-parties) du modèle peuvent être appareillés à différents sous-graphes (resp. sous-parties) de la cible. Il nous reste donc à évaluer la solution pour déterminer la position du modèle dans le graphe cible.

Parmi les sous-graphes de G_{asso} sélectionnés lors de l'optimisation, nous considérons uniquement celui de degré le plus élevé, noté $G_{sol} = \{V_{sol} \in V_X, E_{sol} \in E_X\}$. G_{sol} représente la correspondance d'un sous-graphe $G_{S_{modèle}} \subset G_{modèle}$ avec un sous-graphe $G_{S_{cible}} \subset G_{cible}$. Chaque nœud de $G_{S_{modèle}}$ et de $G_{S_{cible}}$ étant associé à une position dans l'espace 2D de l'image, nous évaluons la déformation spatiale (rotation et échelle) du modèle dans le graphe cible. Cette estimation nous permet de projeter le modèle dans le graphe cible pour connaître autant l'emplacement théorique de chaque élément du modèle dans la cible que son emplacement global.

Jusque-là, nous avons considéré que le graphe modèle était bien présent dans le graphe cible. C'est-à-dire qu'il existe au moins une occurrence du graphe modèle $G_{modèle}$ dans le graphe cible G_{cible} . En pratique ce n'est pourtant pas toujours le cas. Pour vérifier cette affirmation, nous calculons un taux de vraisemblance noté T_{vrai} . Pour cela, nous devons considérer la projection du graphe modèle dans le graphe cible. Notons $\{v_i\}$ l'ensemble des x paires décrivant la correspondance de chaque nœud de $G_{modèle}$ avec son plus proche voisin dans G_{cible} . De même, $\{e_j\}$ est l'ensemble des y paires décrivant la correspondance de chaque arête de $G_{modèle}$ avec sa plus proche voisine dans G_{cible} .

Nous définissons donc T_{vrai} tel que :

$$T_{vrai} = \frac{\xi_n + \xi_e}{2} \quad (2.18)$$

$$\xi_n = \frac{\sum_{i=0}^x D_n(v_i)}{x} \quad (2.19)$$

$$\xi_e = \frac{\sum_{j=0}^y D_e(e_j)}{y} \quad (2.20)$$

avec D_n et D_e les mesures de similitudes respectivement définies en Déf. 2.4.2 et 2.4.3.

Ce taux donne un indice de vraisemblance de la présence de $G_{modèle}$ dans G_{cible} , permettant de valider la présence du modèle, et donc l'appariement, si ce taux dépasse un seuil critique. Un tel seuil pourrait être fixé empiriquement, à l'aide de courbes *sensibilité/spécificité* généralement utilisées pour évaluer les performances des classificateurs binaires.

De la construction de graphes à la validation de la détection du modèle, nous avons détaillé dans cette section le processus de localisation de structures électroniques dans un circuit intégré. Pour en arriver à une complexité linéaire de résolution du problème, nous avons utilisé toutes les informations possibles pour générer des données robustes aux déformations linéaires et non-linéaires, et, surtout, avec une grande force de discrimination. Le processus de diffusion sur le graphe d'association, produit tensoriel des graphes opérands, a permis de mettre en valeur ces informations en y incorporant une notion contextuelle. Ainsi, bien que le processus d'optimisation soit simplifié par rapport à la théorie des optimisations quadratiques, l'échafaudage de notre méthode de la localisation promet une précision nécessaire et suffisante pour notre contexte d'utilisation.

Dans la Section 2.5 nous présentons les expériences que nous avons menées pour valider notre algorithme. Nous y présentons sa robustesse dans différentes applications, mais également la souplesse qu'offrent différentes utilisations des descripteurs introduits pour compléter nos graphes.

2.5. Expérimentation et résultats

Dans la section précédente nous avons abordé les aspects théoriques de la résolution de la localisation de structures par appariement de graphes : construction et étiquetage de nos graphes, formulation et résolution du problème d'optimisation. Dans cette section, nous allons valider ces choix théoriques par la pratique. Ce que nous voulons montrer par nos expérimentations, est que notre méthode permet de façon fiable de détecter une structure électronique (où *modèle*) dans l'image d'un circuit intégré (dit *cible*), et de fournir ses coordonnées. Ceci ne peut se faire qu'au travers de tests à grande échelle. Nous avons pour cela besoin de suffisamment de données de tests. Cependant, comme nous travaillons généralement sur des données confidentielles et/ou des prototypes, l'acquisition d'une base d'images en quantité suffisante n'est actuellement pas envisageable.

Notre démarche consiste donc, dans un premier temps, en la validation de notre

méthode de localisation pour des données synthétiques (Section 2.5.1). Ensuite, nous validons la faisabilité de la localisation pour des données réelles, où modèles et images sont issues de cas pratiques (Section 2.5.2). Enfin, grâce à la flexibilité de notre méthode, nous montrons qu'il est possible de localiser un modèle synthétique dans une image réelle (Section 2.5.2).

2.5.1. Appariement données synthétiques - données synthétiques

Ces données synthétiques se veulent aussi proches que possible de la réalité, en respectant les contraintes aléatoires liées à l'environnement et au contexte d'acquisition des images.

En ce sens, nous construisons des images en niveau de gris, contenant des composantes verticales et horizontales aléatoirement réparties de façon à simuler une structure électronique. De cette façon il nous est possible de créer autant de structures que voulu. Ces structures sont ensuite distribuées de façon aléatoire dans une image vide (fond noir), à des échelles et des rotations aléatoires. À noter que les rotations se font par multiple de 90° afin de respecter l'orthogonalité propre aux circuits intégrés. Pour finir, nous appliquons une dégradation de type bruit aléatoire, de façon à reproduire des dégradations dues au mauvais contexte d'acquisition. Ainsi, les graphes qui seront construits pourraient être *bruités*, c.-à-d. nœuds et/ou arêtes supplémentaires, variations des descripteurs structurels et/ou texturels. Un exemple d'images synthétiques est donné Figure 2.8.

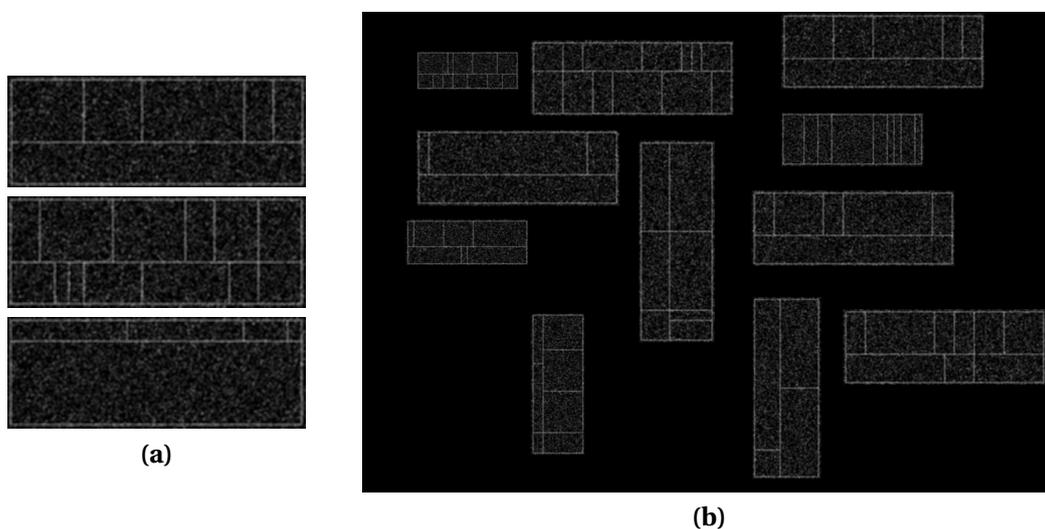


FIGURE 2.8. – Exemple d'images synthétiques de modèles (a) et d'image synthétique de circuit intégré (b) générées aléatoirement.

Suivant toutes les étapes décrites dans la Section 2.4.1.3, les images synthétiques sont segmentées pour créer des graphes modèles et des graphes cibles. Chaque graphe

est construit de façon similaire, en utilisant les descripteurs structurels α^S et texturaux α^H pour en étiqueter les nœuds, et les descripteurs structurels β^S , pour en étiqueter les arêtes (cf. Section 2.4.2). La méthode d'appariement proposée en Section 2.4.3 est ensuite appliquée, et le résultat de l'optimisation est traité pour finaliser la localisation du modèle dans le graphe cible. Le résultat de cette localisation est présenté Figure 2.9. Dans cet exemple, le modèle est bien présent dans l'image cible, mais les dégradations simulées induisent la suppression d'une arête (et donc de nœuds) dans le sous-graphe cible.

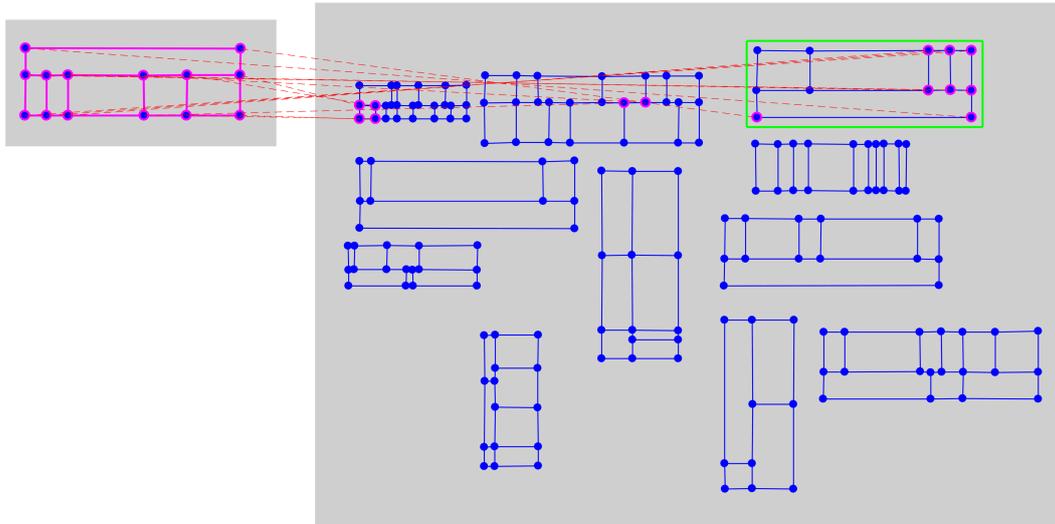


FIGURE 2.9. – Exemple de localisation d'un graphe modèle (gauche) dans un graphe cible (droite). L'appariement des nœuds est surligné en violet, et la localisation finale du modèle (rectangle vert) est trouvée par projection du modèle sur le sous-graphe associé de plus haut degré.

À partir de ces données synthétiques, nous cherchons à valider la robustesse de notre méthode par rapport aux diverses dégradations bruitant nos graphes. Pour cela, nous procédons à la localisation de modèles synthétiques dans des images synthétiques. Ces dernières peuvent ne pas contenir le modèle recherché. Nous observons à la fois la capacité de notre algorithme à valider la présence d'un modèle dans une image, et, en cas de présence, sa bonne localisation. Cette observation est faite sur une base de données de six modèles à chercher dans six cents images. Dans un même temps, nous effectuons cette observation en utilisant la méthode proposée par Dutta *et al.* [DUTTA *et al.* 2018], dont le contexte d'études est proche du notre (détection de sous-graphes non connexes), et où est également employée une méthode d'optimisation linéaire pour appairer les graphes. Leur méthode se montre en tous points plus performante que d'autres méthodes connues de l'état de l'art.

Nous comparons les résultats fournis par notre méthodologie à la leur, sous forme de courbes d'efficacité, généralement utilisées pour présenter les performances de classifieurs en termes de *taux de vrais positifs* en fonction du *taux de faux négatifs*.

Nous présentons cette courbe d'efficacité en Figure 2.10.

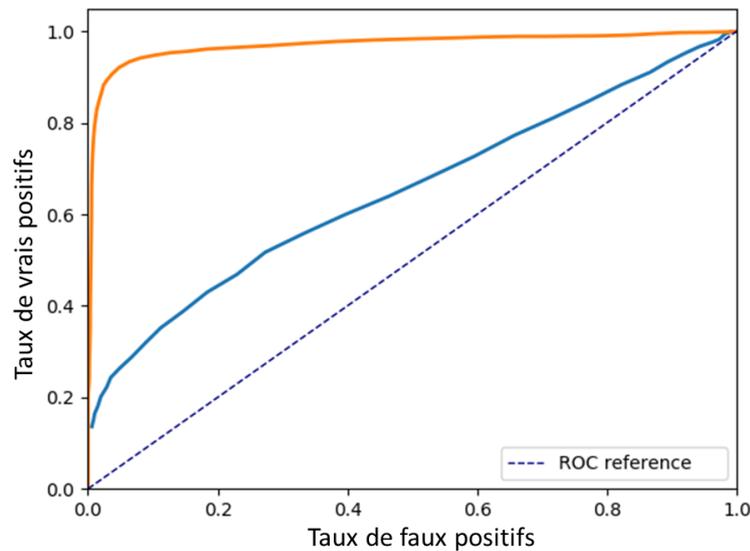


FIGURE 2.10. – Courbe d'efficacité de notre algorithme de localisation (orange) comparé à celui de [DUTTA et al. 2018] (bleu) lors de localisation de modèles dans des images synthétiques (6×600 tests). L'aire sous la courbe correspondant à notre algorithme est de 97% contre 47%.

L'information la plus importante de cette représentation est l'aire sous la courbe du taux de vrais positifs en fonction du taux de faux négatifs. Une aire de 100% signifie que le résultat est toujours fiable et donc que l'algorithme est infaillible. Dans notre cas, un algorithme fait erreur s'il ne détecte pas la présence du modèle dans l'image ou s'il le détecte au mauvais endroit. La réponse est juste si et seulement si ces deux affirmations sont positives. L'aire de 97% atteinte par la courbe de nos résultats représente donc la très grande fiabilité de notre méthode, et surpasse la méthode [DUTTA et al. 2018]. À titre indicatif, un certain nombre de tests ont été effectués avec d'autres méthodes de la littérature, mais n'ont pas été concluants (taux de succès inférieur à 50%). Pour d'autres, dont les caractéristiques pourraient être compatibles avec nos contraintes, leurs performances sont consultables dans l'article [DUTTA et al. 2018].

Nos résultats semblent montrer que la méthodologie présentée dans ce chapitre est très robuste pour notre utilisation. Dans les sections 2.5.2 et 2.5.3, nous menons les expériences pour en vérifier l'efficacité sur des données réelles, c'est à dire dans des cas pratiques.

2.5.2. Appariement données réelles - données réelles

Nous considérons ici le cas d'utilisation le plus classique en reconnaissance de formes : localiser un modèle à partir d'une acquisition préalablement faite. En d'autres termes, nous disposons de l'image *réelle* du circuit intégré et d'une image *réelle* du

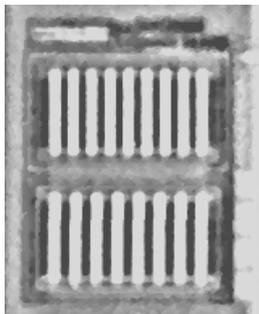
modèle à localiser. Par *réelle* nous entendons *acquisition* avec le système optique infra-rouge utilisé jusque-là. Dans cette expérience, nous utilisons le grossissement optique $20x$ pour les acquisitions d'images. Le choix de ce grossissement est stratégique car juste compromis entre le $5x$ et le $50x$ pour avoir un niveau de détails suffisant. Notons également que les images cibles de circuits intégrés sont limitées en taille de façon à réduire la taille des graphes résultants (en nombre de nœuds et arêtes). En effet, au moment de l'expérimentation, nous sommes relativement limités en ressources matérielles (16 Go de RAM). En ce sens, certaines parties des images ont été supprimées pour alléger les graphes qui en résulteraient, sans toutefois compromettre l'intégrité et l'authenticité de nos expérimentations.

Deux tests de localisation de modèles sont effectués. Pour chaque test, les images d'entrée (modèle et cible) sont traitées, comme décrit en Section 2.4.1.3, pour construire leur graphe respectif; nous appliquons ensuite notre méthode d'appariement, puis nous finalisons la localisation du modèle. Les expérimentations sont présentées par des figures qui donnent deux à deux :

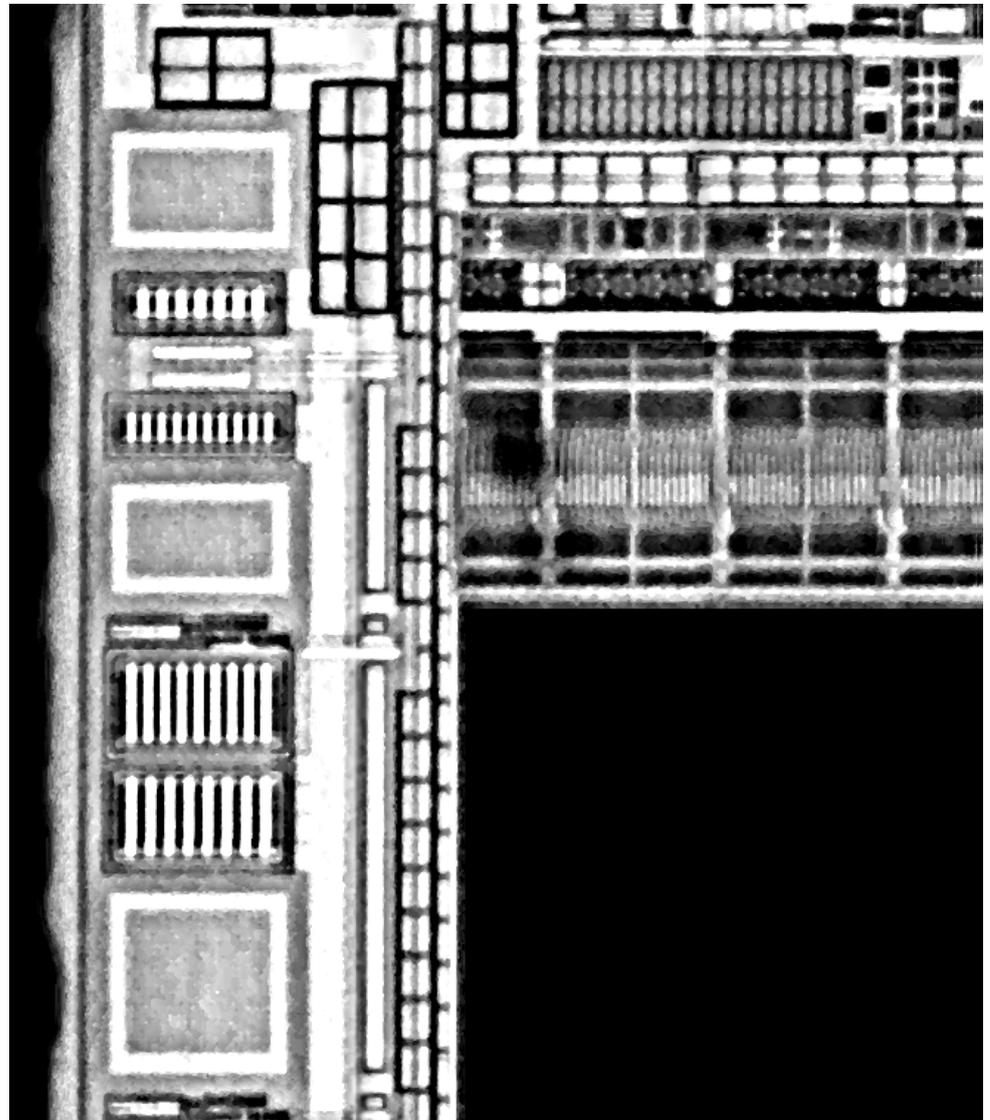
1. les images d'entrée, c.-à-d. des structures électroniques modèles à localiser dans une vue d'un circuit intégré,
2. leurs graphes respectifs avec leur appariement, et le résultat de la localisation.

Respectivement, les Figures 2.11 et 2.12 et les Figures 2.13 et 2.14 présentent les expérimentations 1 et 2. Dans les Figures 2.12 et 2.14, le meilleur appariement est surligné dans les graphes cibles. Cet appariement est ensuite validé par le taux de vraisemblance T_{vrai} (cf. Equation 2.18). En cas de validation, la localisation des modèles est représentée par leur projection dans la cible, calculée à partir de la correspondance établie entre nœuds.

Les résultats présentés par les Figures 2.12 et 2.14 sont validés avant projection par des taux de vraisemblance respectivement de 70% et 65%. Nous pouvons visuellement confirmer que les modèles sont bien présents dans les images cibles. Cependant, l'écart entre un appariement parfait et l'appariement effectif est également remarquable, ce qui se répercute dans le taux de vraisemblance de l'appariement. Cet écart est imputable à des variations dans les graphes opérands, induites par de nombreux pré-traitements pour assurer la bonne segmentation des images pour être transposées sous forme de graphes. Ainsi, même en cas de forte ressemblance entre l'image d'un modèle et la cible, le bruitage des graphes est inévitable. Il est donc nécessaire que le graphe modèle soit suffisamment grand pour être appareillé, de façon à ne pas dépasser la flexibilité de notre méthode.



(a)



(b)

FIGURE 2.11. – Images acquises au 20x (a) d'une structure électronique d'intérêt (modèle) (b) d'une vue partielle d'un circuit intégré (cible).

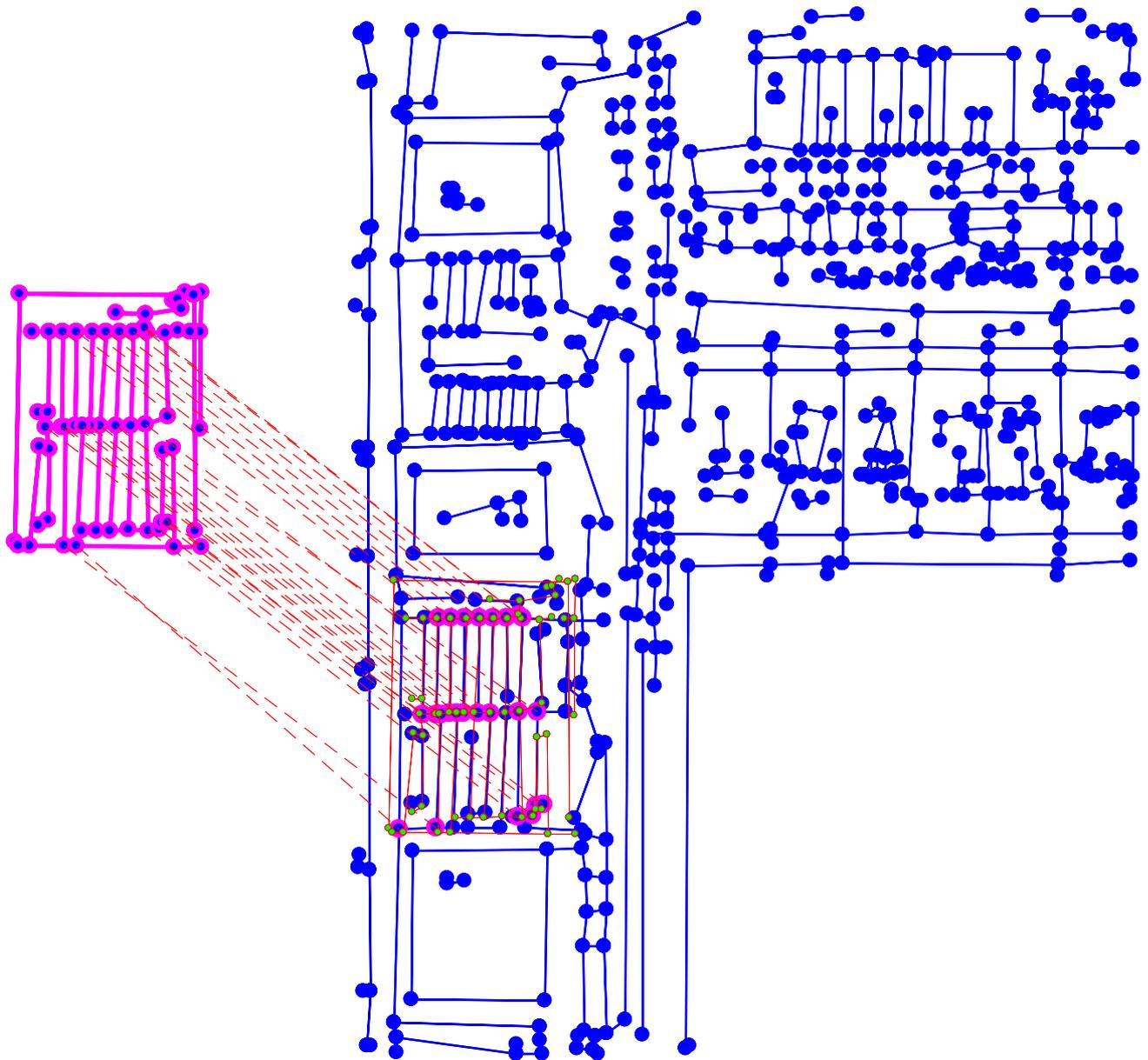
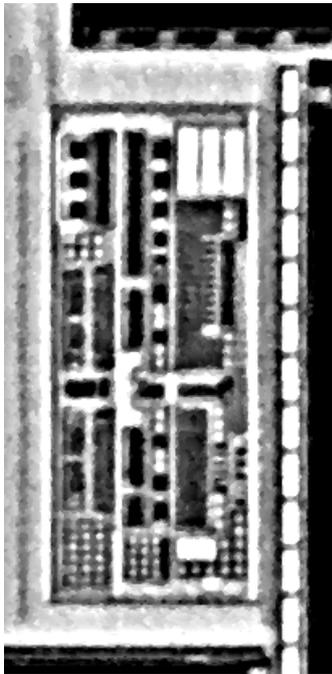
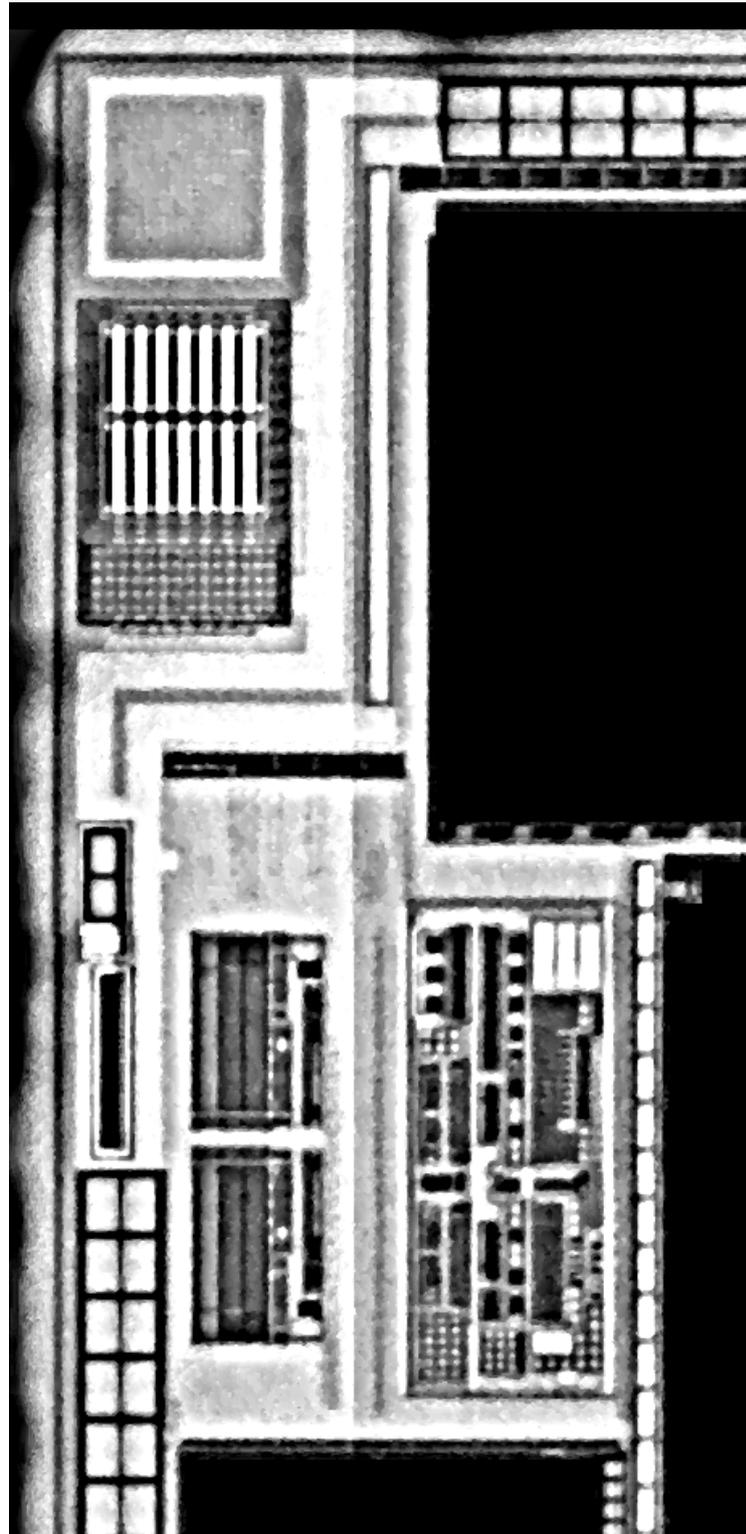


FIGURE 2.12. – Projection du graphe modèle G_m (gauche) localisé dans un graphe cible G_c (droite). Ces graphes sont créés à partir des images de la Figure 2.11. Suite à notre méthode d'appariement, seuls les nœuds constituant le plus grand sous-graphe connexe $G_{sub} \subset G_c$ sont gardés et surlignés en rose. La projection de G_m est calculée à partir de G_{sub} , et représentée par le graphe aux nœuds verts et arêtes rouges. $T_{vrai} = 70\%$.



(a)



(b)

FIGURE 2.13. – Images acquises au 20x (a) d'une structure électronique d'intérêt (modèle) (b) d'une vue partielle d'un circuit intégré (cible).

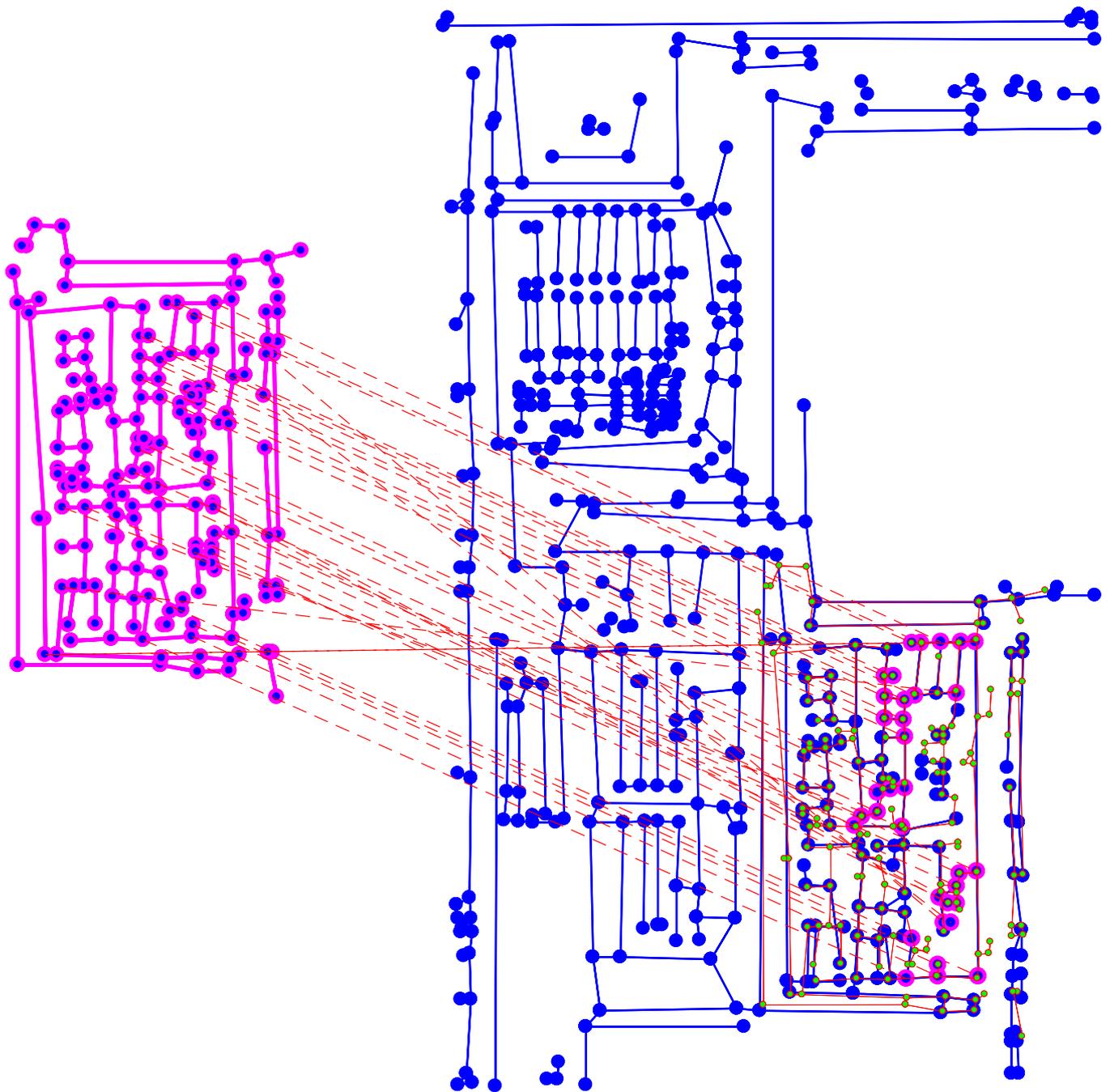


FIGURE 2.14. – Projection du graphe modèle G_m (gauche) localisé dans un graphe cible G_c (droite). Ces graphes sont créés à partir des images de la Figure 2.13. Suite à notre méthode d'appariement, seuls les nœuds constituant le plus grand sous-graphe connexe $G_{sub} \subset G_c$ sont gardés et surlignés en rose. La projection de G_m est calculée à partir de G_{sub} , et représentée par le graphe aux nœuds verts et arêtes rouges. $T_{vrai} = 65\%$.

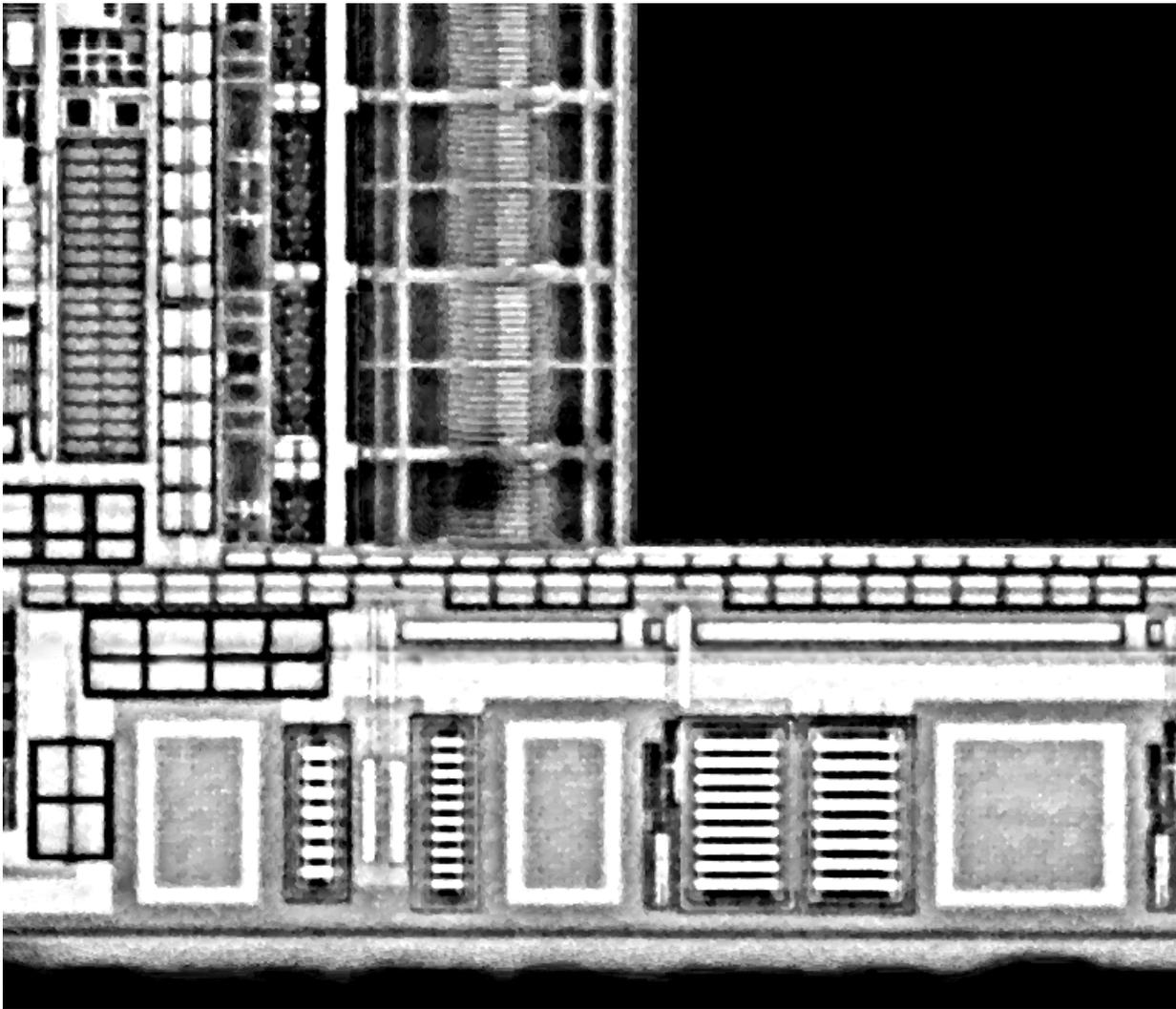
2.5.3. Appariement données synthétiques - données images

Nous considérons ici le dernier cas d'utilisation de notre méthode de localisation de structure : le modèle fourni sous forme schématique. Ce cas est particulièrement intéressant dans notre contexte, où une structure n'est que théorique et qu'elle n'a jamais été visuellement rencontrée (par ex. prototype). Identifier une forme à partir d'un schéma n'est pas possible *via* les méthodes usuelles de reconnaissance. C'est donc bien un avantage conséquent de l'utilisation de graphes.

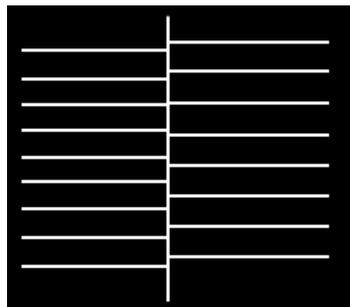
Nous nous plaçons dans le même contexte que l'expérimentation précédente : ressources matérielles limitées, acquisitions au 20x. Nous reprenons aussi les mêmes images que précédemment, sauf que les modèles ne sont plus issus d'acquisitions mais de représentations schématiques. Respectivement, les Figures 2.15 et 2.16 et les Figures 2.17 et 2.18 présentent les expérimentations 1 et 2.

Les résultats présentés dans les Figures 2.16 et 2.18 sont relativement similaires à ceux présentés en Section 2.5.2. Nous pouvons toutefois noter que la projection du modèle dans l'image cible est légèrement moins précise que dans le cas où les modèles étaient *réels*. Cette imprécision, bien que minime, peut être due à la fois aux différences structurelles entre schémas et acquisition, et aux informations de texture manquantes dans les images schématiques.

Si la robustesse théorique de notre méthode de localisation a été démontrée ici, nous avons aussi montré, non seulement, son bon fonctionnement dans des cas pratiques, mais également sa pertinence dans notre contexte d'étude. En effet, notre méthode est capable de localiser un modèle, que ce soit à partir d'une image ou d'un simple schéma de celui-ci. Au-delà de son utilité, ce dernier cas peut être nécessaire si la structure recherchée n'est que théoriquement connue (par ex. prototype). Bien que les résultats soient prometteurs, le processus de segmentation et de transposition topologique sous forme de graphe peut être amélioré. Augmenter la précision de ce processus pourrait affiner les appariements, et ainsi améliorer leur taux de vraisemblance. De plus, dans notre analyse des images, nous nous focalisons sur les composantes linéaires correspondant aux pistes conductrices des circuits intégrés. Certains composants ont donc été mis à l'écart. Les intégrer dans le processus d'analyse pourrait élargir la gamme de structures compatibles avec notre approche, comme par exemple les structures formées d'ensembles de formes non connexes et/ou non linéaires. Une deuxième opportunité d'extension de notre méthode peut être envisagée de façon à localiser plusieurs occurrences d'un modèle dans le graphe cible. En effet, parmi les contraintes posées en Section 2.4.3.2 pour résoudre l'optimisation, le nombre d'appariements pour chaque élément du graphe modèle est limité mais non réduit à un. Cela signifie que la liste des sous-graphes appareillés peut contenir plusieurs localisations vraisemblables. L'amélioration et l'extension de notre méthode est donc ouverte.



(a)



(b)

FIGURE 2.15. – Images acquises au 20x (a) d'une vue partielle d'un circuit intégré (cible) (b) d'une structure électronique d'intérêt (modèle).

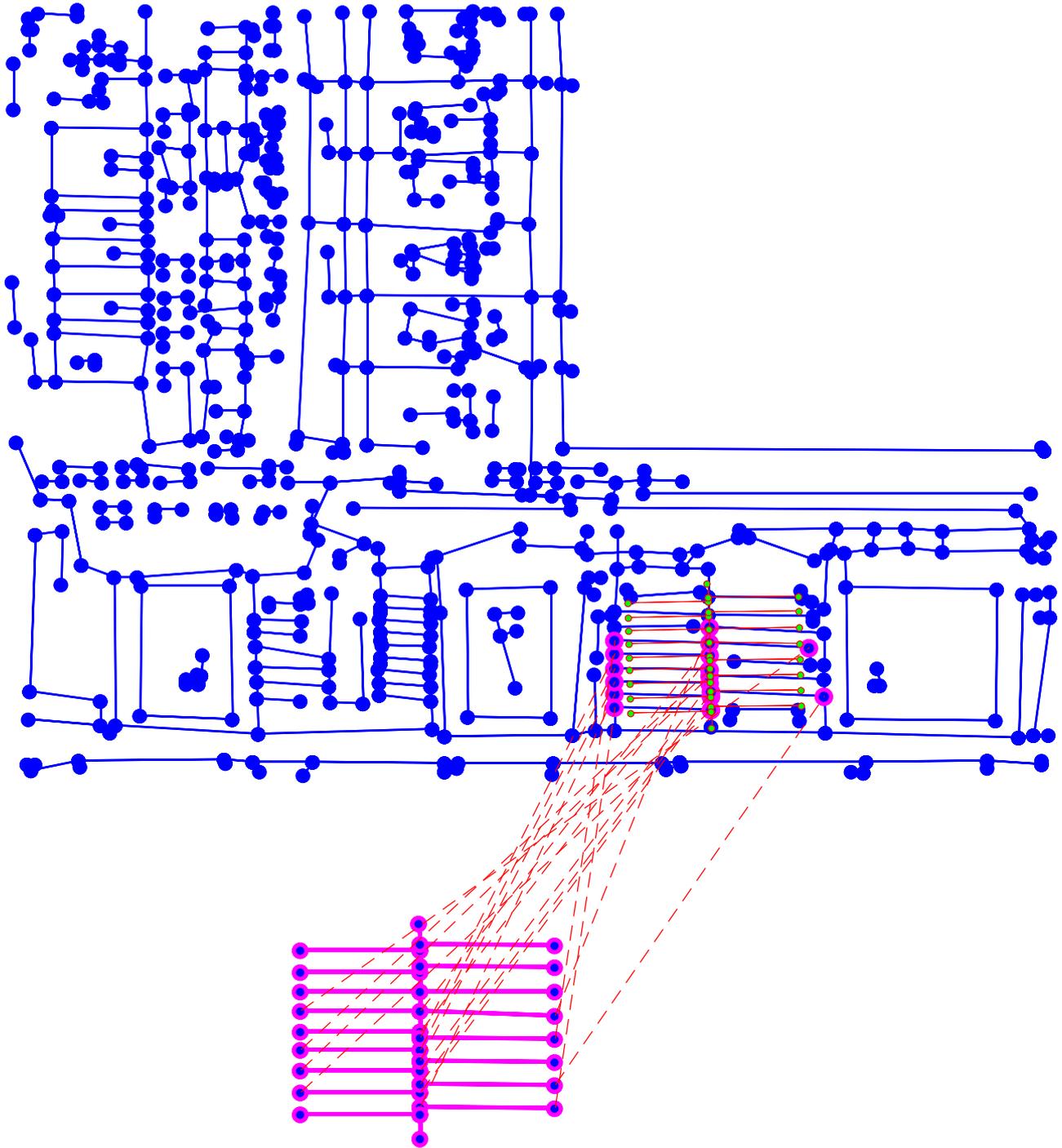
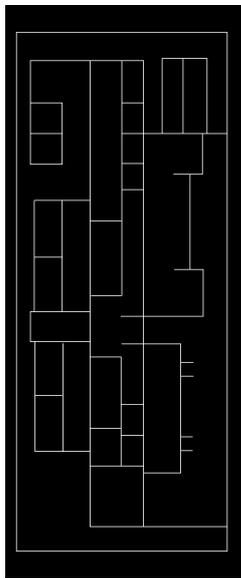
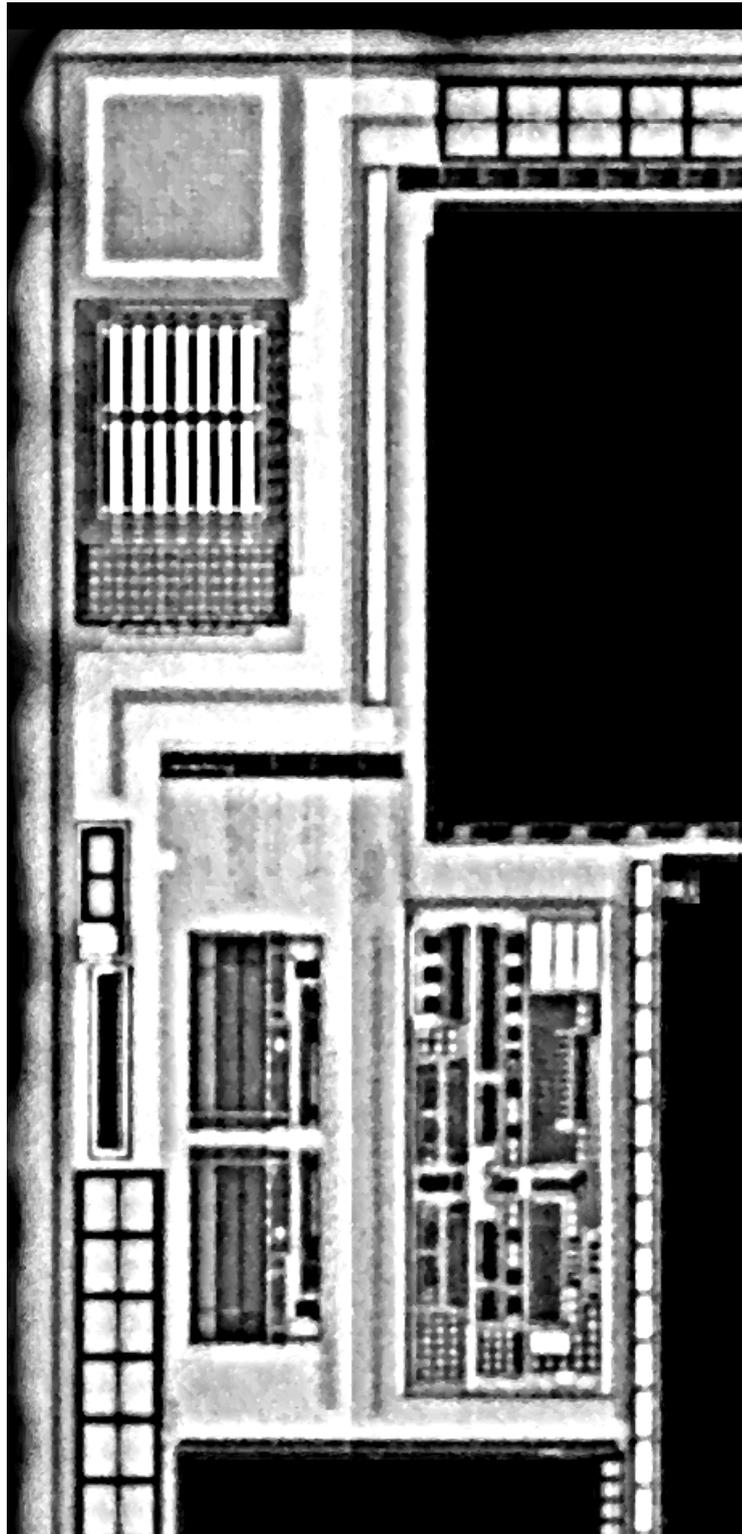


FIGURE 2.16. – Projection du graphe modèle G_m (bas) localisé dans un graphe cible G_c (haut). Ces graphes sont créés à partir des images de la Figure 2.15. Suite à notre méthode d'appariement, seuls les nœuds constituant le plus grand sous-graphe connexe $G_{sub} \subset G_c$ sont gardés et surlignés en rose. La projection de G_m est calculée à partir de G_{sub} , et représentée par le graphe aux nœuds verts et arêtes rouges. $T_{vrai} = 67\%$.



(a)



(b)

FIGURE 2.17. – Images acquises au 20x (b) d'une structure électronique d'intérêt (modèle) (a) une vue partielle d'un circuit intégré (cible).

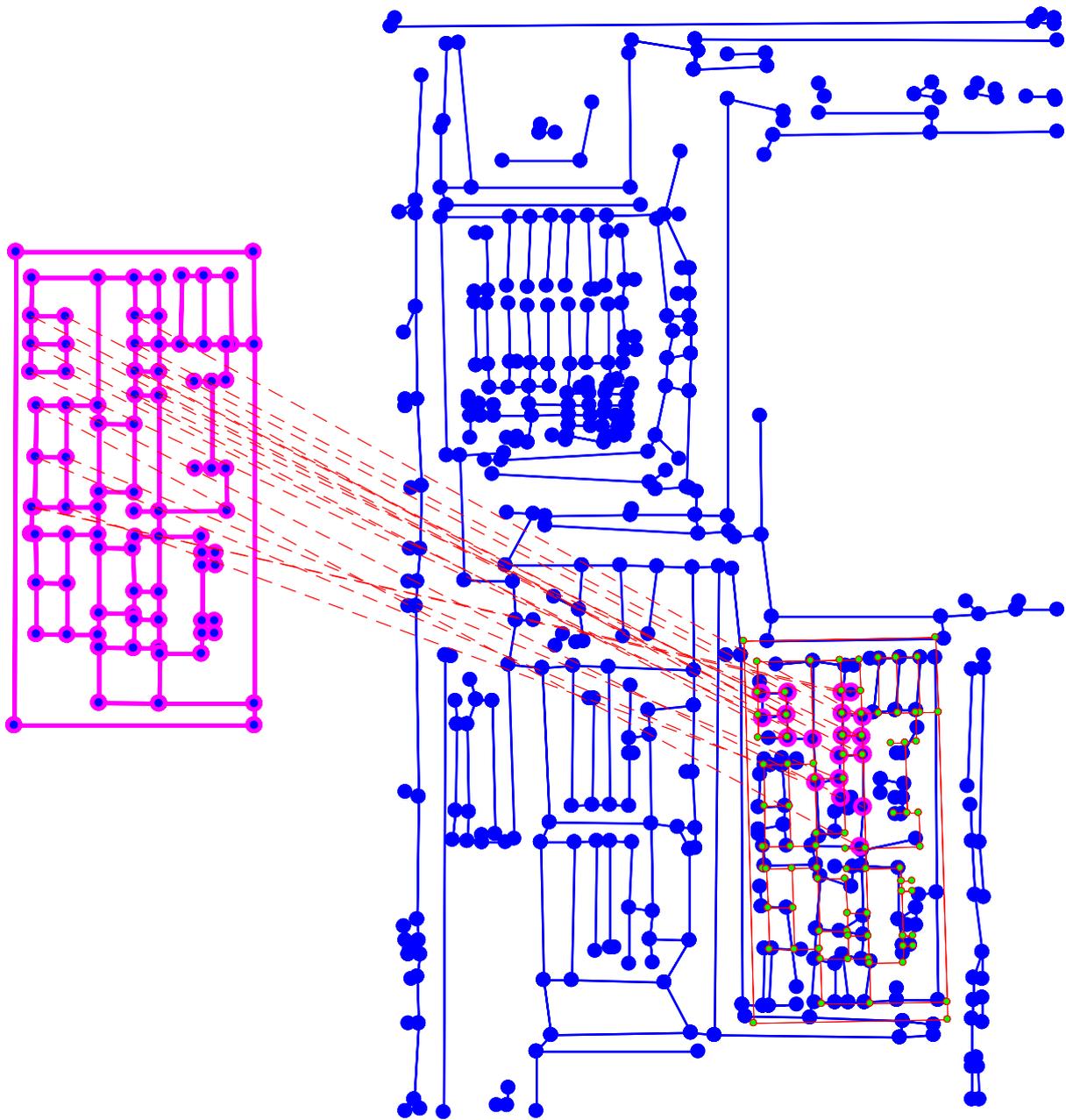


FIGURE 2.18. – Projection du graphe modèle G_m (gauche) localisé dans un graphe cible G_c (droite). Ces graphes sont créés à partir des images de la Figure 2.17. Suite à notre méthode d'appariement, seuls les nœuds constituant le plus grand sous-graphe connexe $G_{sub} \subset G_c$ sont gardés et surlignés en rose. La projection de G_m est calculée à partir de G_{sub} , et représentée par le graphe aux nœuds verts et arêtes rouges. $T_{vrai} = 60\%$.

2.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé de façon originale le problème de localisation de structures électroniques dans des images infrarouges de circuits intégrés. Nous y avons exposé les choix que nous avons faits pour résoudre ce problème. Notre démarche s'appuie sur un pan très actif du domaine de la reconnaissance de modèles, et plus spécifiquement l'utilisation de graphes. Dans notre approche, nous surmontons les contraintes relatives aux spécificités de nos images infrarouges : faible résolution, faibles contrastes et (parfois fortement) bruitées. Ces contraintes nécessitent la mise en place de mécanismes qui leurs sont invariants. Pour cela, nous reformulons nos images sous forme de graphes en faisant intervenir des descripteurs spécialisés, et invariants à l'échelle, à la rotation, aux contrastes et à la luminosité. Un premier descripteur est fondé sur les suites super-croissantes pour encoder le voisinage de chaque élément du graphe, tandis qu'un second, fondé sur les histogrammes de gradients orientés, encode la texture au voisinage de ses nœuds. Enfin, le mécanisme de comparaison et appariement de graphes mis en place, puis leur localisation dans l'image, rend notre méthode fiable et de faible complexité. Bien que la mise à l'épreuve de notre algorithme en situation réelle n'ait pas pu être réalisée à grande échelle, les résultats observés sont prometteurs. Ils permettent tout de même d'attester la faisabilité de l'automatisation du système de ciblage des injections laser au cours de caractérisations sécuritaires.

Ce système de la localisation de structures d'intérêt vient compléter la volonté d'automatiser certains processus de la caractérisation laser à l'aide de la vision : les déplacements du système optique selon les axes X , Y , et Z . Ces automatisations et les outils, offerts par les techniques d'analyse et de traitement d'images, fournissent d'ailleurs des possibilités d'utilisation diverses, et de grand intérêt pour le personnel en charge des missions de caractérisation. Nous exposons certaines de ces ouvertures dans le chapitre 3.

3. Contribution à la caractérisation sécuritaire

Sommaire

3.1	Introduction	105
3.2	Applications et aides fondées sur la vision	108
3.2.1	Débruitage des images	108
3.2.2	Vue intégrale d'un circuit intégré	109
3.2.3	Vue multi-résolution d'un circuit intégré	114
3.2.4	Focalisation automatique du laser	114
3.2.5	Ciblage et évitement de structures	116
3.2.6	Identification d'un circuit intégré	118
3.2.7	Ajustement spatial du circuit intégré	118
3.2.8	Mesure de l'épaisseur du silicium	119
3.2.9	Calibration de caméras pour l'injection de fautes électromagnétiques	121
3.3	Production logicielle	123
3.3.1	Vue d'ensemble	124
3.3.2	Architecture de la solution	125
3.3.3	Classes implémentées	129
3.3.4	Spécifications logicielles	131
3.4	Conclusion	132

3.1. Introduction

Dans ce dernier chapitre, nous revenons sur la mission du *Crypto & Security Laboratory* (CSLAB) chez STMicroelectronics, avec lequel nous avons collaboré et mis en place des outils de vision. Nous avons pour objectif d'une part de répondre, par l'automatisation, à des problèmes de fiabilité et d'optimisation des temps, et, d'autre part, de minimiser les coûts relatifs aux moyens optiques d'observation des circuits électroniques. L'utilisation d'une caméra infrarouge sans système de refroidissement répond à la problématique du coût, mais implique la présence de bruit thermique important dans les acquisitions. C'est pour respecter cette solution matérielle que les automatismes apportés sont adaptés à ce type de caméra, répondant ainsi à cette double problématique.

Comme nous l'avons introduit en début de ce manuscrit, les activités du CSLAB s'inscrivent dans un contexte de défi sécuritaire, pour lequel les exigences de l'Agence Nationale de la Sécurité des Systèmes d'Information (ANSSI) vont en s'accroissant pour la délivrance de certifications sur la sécurité des composants électroniques. Les membres du CSLAB sont donc amenés à rendre leurs expertises, en améliorant leur technologie de tests et en innovant. Notre contribution va en ce sens, et propose des automatisations remplaçant et fiabilisant certains processus manuels, afin de permettre de réaliser des meilleures caractérisations. Si nos recherches ont mis à jour des défis technologiques, nous avons tenté d'y répondre au mieux, et la mise en œuvre logicielle du fruit de ces recherches offre potentiellement de nouvelles solutions aux besoins d'un laboratoire d'évaluation sécuritaire.

Lors des campagnes de caractérisations sécuritaires, pour mettre à l'épreuve la sécurité des circuits intégrés, le CSLAB est amené à mettre en place des attaques de différents types : par *canaux cachés* ou par *injection de faute*. Nos recherches présentées dans les Sections 1 et 2 ont pour but premier de participer à l'automatisation d'attaques par injection de fautes effectuée par tir Laser.

Il existe d'autres moyens pour effectuer des injections de fautes, comme les attaques par impulsions électromagnétiques, et celles-ci peuvent également tirer profit du traitement automatique d'images. Nous décrivons ci-après en quoi la vision par ordinateur peut impacter ces différents types d'attaques.

Les Injections de Fautes Électromagnétiques (IFE) sont faites via des sondes placées à proximité d'un composant électronique. Pour cela, il est nécessaire que la sonde soit correctement positionnée, le plus près possible du circuit intégré. Un problème courant consiste à éviter la collision de la sonde avec un obstacle quelconque, comme les fils de liaison ou le composant lui-même. Pour éviter cela, l'utilisateur s'appuie sur des caméras donnant des points de vue multiples, et sur sa perception visuelle. Une erreur de calcul de la trajectoire de la sonde pourrait endommager la sonde, un fil de liaison, ou les deux. L'automatisation de chaque mouvement de la sonde avec un algorithme utilisant l'analyse des images de la scène permettrait d'éviter les casses et arrêts de caractérisations. Une fois le positionnement effectué, les sondes sont utilisées pour émettre des champs électromagnétiques visant à perturber le circuit intégré ciblé. Le comportement de ce composant est alors étudié pour déceler les flux d'activité relative à la sécurité du composant.

Les Injections de Fautes Laser (IFL), contrairement aux IFE, nécessitent moins de proximité avec le circuit intégré, mais elles exigent que le ou les faisceaux laser soient positionnés avec une grande précision sur une cible. Chaque faisceau laser doit ainsi être focalisé sur un point à l'intérieur du circuit intégré. Pour être plus précis, le ou les faisceaux laser passent d'ailleurs au travers du microscope optique. Afin d'observer des composants de très petite taille, il est nécessaire d'utiliser un grand facteur de grossissement et de focaliser chaque faisceau laser pour compenser le grossissement. Cela implique une distance focale d'autant plus petite que le grossissement est important.

Comme dans tout système d'éclairage, plus la lumière est grossie, plus le signal est puissant et plus la distance focale est courte. Lorsque la distance focale est courte, la

précision de la mise au point a un impact croissant. La précision de la mise au point est donc primordiale pour une caractérisation laser précise, là où le grossissement est élevé. Une fois la caméra focalisée sur le circuit intégré, le faisceau laser peut être visuellement focalisé sur la cible. En général, le laser est ajusté de telle sorte que sa distance focale coïncide avec celle de la caméra. Ainsi, la focalisation de la caméra implique théoriquement la focalisation du laser. Cependant, deux points relatifs à la surface du circuit intégré rendent cette théorie critique :

1. le composant n'est pas systématiquement horizontal, une imprécision dans l'inclinaison (ou *tilt*) étant possible,
2. la surface n'est pas parfaitement plane, car les structures électroniques n'ont pas toutes exactement la même épaisseur.

Le premier point implique qu'une vue du circuit intégré peut être partiellement délocalisée car la surface n'est plus orthogonale au système optique. Le deuxième point n'est pas visible sur nos images car notre système optique n'est pas assez précis pour discerner un delta si petit (de l'ordre de $1\mu m$).

Donc il s'avère que, dans certains cas, la surface du composant doit être considérée comme tri-dimensionnelle du point de vue du système optique. La Figure 3.1 en illustre trois cas. Le premier cas correspond à un mauvais ajustement de l'horizontalité de la surface du circuit intégré. Le deuxième cas correspond à une particularité de conception du composant, où la surface d'intérêt (c.-à-d. pistes conductrices) est incurvée. Le troisième cas peut être la combinaison des deux premiers. Si le circuit intégré est incliné ou déformé (même au micron près), alors la mise au point doit être rajustée à chaque déplacement. Un système de focalisation automatique pourrait faciliter cet ajustement nécessaire en chaque point du circuit intégré, soit de façon dynamique, soit en créant une carte de distances de focalisation.

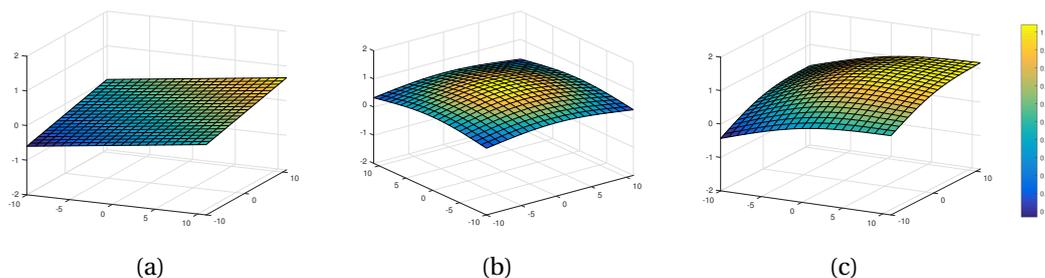


FIGURE 3.1. – Représentation de la surface d'un circuit intégré inclinée (a), incurvée (b) et les deux à la fois (c).

Dans les chapitres précédents nous avons fourni des solutions à des problèmes de fond : la mise au point automatique du système optique d'un côté (cf. Chapitre 1), la localisation automatique de structures électroniques de l'autre (cf. Chapitre 2). Dans ce chapitre, nous aborderons dans un premier temps différentes applications pratiques des outils développées dans les deux premiers chapitres. Nous illustrerons ensuite

les apports de la vision par ordinateur permettant d'améliorer les caractérisations sécuritaires menées par des laboratoires (Section 3.2). Dans le cadre de cette thèse, certaines de ces applications ont donné lieu à un développement logiciel, et nous présenterons donc en fin de chapitre l'architecture logicielle de ces développements, et leur intégration dans l'environnement dédié à la caractérisation sécuritaire des circuits intégrés (Section 3.3).

3.2. Applications et aides fondées sur la vision

Nous présentons, dans cette section, diverses applications rendues possibles par les mécanismes mis en place dans les deux premiers chapitres de cette thèse : la mise au point automatique du système optique et la localisation de structures électroniques. Certaines de ces applications ont déjà été mises en place et sont utilisées au quotidien, mais d'autres ne le sont pas encore. Dans ce cas, des perspectives sont ouvertes, et des pistes méthodologiques proposées.

3.2.1. Débruitage des images

Nous avons présenté, dans le Chapitre 1.3.2, la caméra que nous utilisons pour l'acquisition des images de circuits intégrés. La notion de *bruit granulaire* y a également été introduite en tant que phénomène lumineux remarquable, entre autres, lors de l'utilisation de lumières dites *cohérentes*. Il existe certaines façons de pallier ces fluctuations, parmi lesquelles :

- physiquement, soit en modifiant le système de missions pour faire varier la longueur des ondes émises, soit en plaçant des filtres diffus devant la source lumineuse,
- numériquement, en post-traitant les images.

Dans notre cas, le choix matériel étant fixé, nous orientons la discussion vers les algorithmes de traitement d'images. Une méthode de débruitage très connue et encore utilisée de nos jours est *Block Matching 3D - BM3D* [DABOV et al. 2007]). Des améliorations y ont été apportées au fil des années, mais cette méthode reste coûteuse en temps de calcul [ALI et al. 2020; DAVY et al. 2020; HASAN et al. 2018]. D'autres méthodes, moins coûteuses, utilisent le domaine temps-fréquences à travers la transformée en ondelettes [CHOI et al. 2018; CHOI et al. 2020]. Ici, nous proposons d'appliquer la décomposition polynomiale utilisée dans le chapitre 1.

En effet, la modélisation d'une image dans le domaine temps-fréquences offre l'opportunité de supprimer des informations jugées parasites lors de sa reconstruction, dite alors *partielle*. C'est ce que propose R. El Moubtahij dans son article [EL MOUBTAHIJ, AUGEREAU et al. 2015b] : la reconstruction d'images, modulée par un coefficient d'anisotropie calculé à partir de coefficients polynomiaux. Cette reconstruction résulte en un lissage de parties uniforme de l'image, tout en préservant les détails (arêtes, textures).

L'avantage d'une telle méthode par rapport à d'autres méthodes est sa grande configurabilité : le choix du type de la base polynomiale, son degré, la taille du support de discrétisation, et, enfin, un coefficient permettant de réguler l'isotropie de la reconstruction la caractérisant. Or, le contexte d'acquisition de nos images justifie leur qualité variable, notamment selon l'optique utilisée : le grossissement a un impact direct sur les rayons lumineux incidents, et donc sur la granulosité des images. Plus le grossissement est fort, plus forte sera la granulosité. Entre autres, cette variabilité justifie l'usage d'une méthode de traitement aussi configurable.

Des exemples de configurations ainsi que leurs résultats sont donnés en Figure 3.1. Selon le contexte d'acquisition (réflectance du matériau et grossissement), certaines configurations du dégruitage sont plus adaptées. Il serait donc envisageable de corréliser les paramètres de décomposition (type de base, degré, support échantillonnage) et de reconstruction (coefficient d'isotropie) en fonction de l'optique utilisée. Nous pouvons à ce titre remarquer que la taille du support d'échantillonnage suit la même évolution que le grossissement optique. En particulier, nos observations montrent qu'une base polynomiale de degré plus élevé permet de conserver des détails plus fins pour le grossissement $20x$, mais tend également à conserver la granulosité du $50x$, où un degré moins élevé est efficace car les détails sont moins fins.

3.2.2. Vue intégrale d'un circuit intégré

Effectuer des tests sur un circuit électronique nécessite la connaissance globale de celui-ci. Dans le cadre de la caractérisation sécuritaire, mettre à défaut des structures électroniques peut demander d'interagir avec des structures qui lui sont connexes d'une manière ou d'une autre. Avoir une vue intégrale du composant permettrait de faire de la localisation relative entre structures d'intérêt, ce qui, dans le cadre du perfectionnement d'attaques combinées, est indispensable. Dans notre contexte de microscopie infrarouge, la localisation automatique d'une structure peut être faite à partir d'une vue globale du circuit.

Pour obtenir une telle vue d'un circuit intégré, nous proposons d'en effectuer un balayage, à un grossissement optique suffisant pour discerner le bon niveau de détail. Après chaque déplacement du système, s'ensuit un temps d'acquisition plus ou moins long selon la qualité d'image souhaitée. Une fois ce processus terminé, les images sont assemblées pour créer une image globale du circuit intégré.

Nous considérons toujours le système de coordonnées XYZ du banc d'injections de fautes laser. Comme la surface d'intérêt n'est pas sur le plan horizontal (X, Y), la focalisation doit constamment être rajustée lors du balayage, et c'est là que notre système de focalisation automatique intervient. Cependant, plus le grossissement du microscope est élevé, plus la profondeur de champ est petite : la netteté de l'image sera alors plus impactée par les variations de hauteur de la surface visualisée. Ainsi, au cours du balayage d'une surface non plane, la zone centrale de chaque vue/imagette correspond à la partie la plus nette. Plus la surface est incurvée, plus la taille de cette zone est réduite. Pour surmonter ce problème, le taux d'échantillonnage du balayage

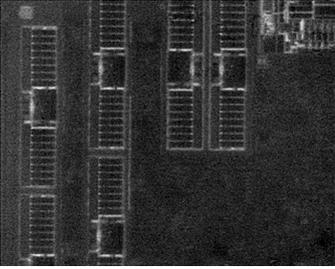
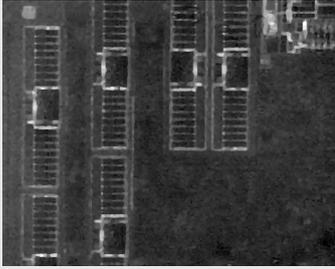
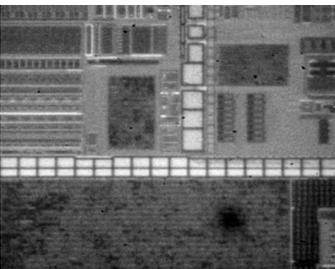
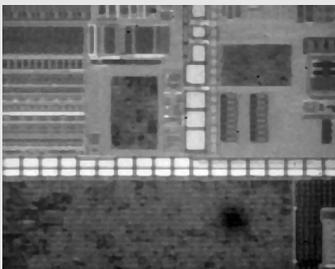
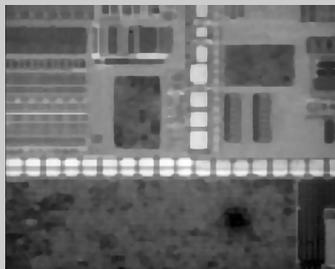
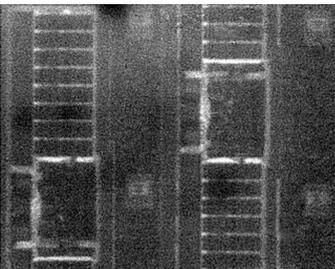
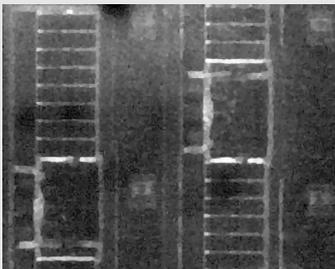
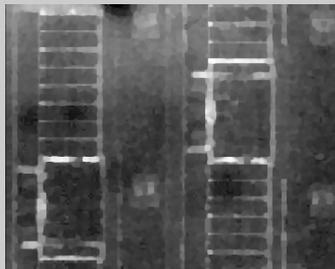
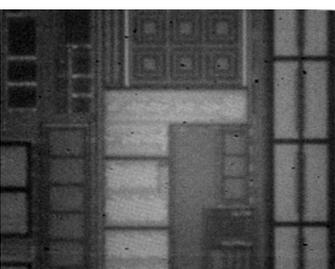
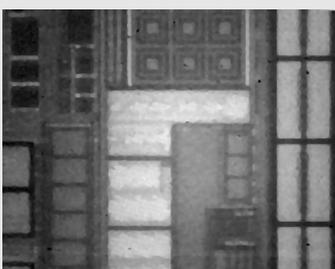
	Images originales	Débruitage : $\{d = 2, t = 2 \times 2, a = 2\}$	Débruitage : $\{d = 2, t = 4 \times 4, a = 2\}$
20x			
			
50x			
			

Tableau 3.1. – Exemple de réduction du bruit granulaire selon différentes paramétrisations du débruitage par décomposition polynomiale de type Hermite, avec d le degré, t la taille du support d'échantillonnage et a le modulateur d'isotropie. Les deux premières lignes sont acquises au grossissement 20x et les deux suivantes au 50x.

doit augmenter proportionnellement au grossissement. Mais un nouveau problème est induit par l'augmentation du nombre d'échantillons : chaque itération introduit potentiellement une erreur relative à précision des axes motorisés. Ce biais impacte ensuite l'approximation des pixels de l'image finale lors de l'assemblage des imagerie, qui, même voisines, peuvent être mal alignées.

Pour assembler correctement les imagerie, le biais induit dans chaque direction X et Y après chaque déplacement doit être évalué. Notons ce biais δ_{xy} , où x et y représentent le nombre de déplacements respectivement selon les axes X et Y pour balayer l'image I . Chaque δ_{xy} est calculé en maximisant la corrélation entre le contenu d'une imagerie se superposant au le contenu de ses quatre voisins directs. Cette maximisation doit être faite tout en conservant une variance minimale entre ces corrélations, de façon à lisser les déformations trop importantes d'une image à l'autre :

$$\delta_{xy} = \operatorname{argmin}(\operatorname{var}(C_{\delta_{xy}})) \quad (3.1)$$

où $C_{\delta_{xy}}$ est l'ensemble des corrélations entre une imagerie et ses voisins directs :

$$C_{\delta_{xy}} = \{P(I_{(x,y)}^{\delta_{xy}}, I_{(x,y-1)}), P(I_{(x,y)}^{\delta_{xy}}, I_{(x-1,y)}), \quad (3.2)$$

$$P(I_{(x,y)}^{\delta_{xy}}, I_{(x,y+1)}), P(I_{(x,y)}^{\delta_{xy}}, I_{(x+1,y)})\} \quad (3.3)$$

avec P le coefficient corrélation selon Pearson [PEARSON 1896] entre deux images I et J de dimensions $H \times L$, et respectivement de moyenne \bar{I} et \bar{J} :

$$P(I, J) = \frac{\sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^L (I_{ij} - \bar{I})(J_{ij} - \bar{J})}{\sqrt{\sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^L (I_{ij} - \bar{I})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^L (J_{ij} - \bar{J})^2}} \quad (3.4)$$

La Figure 3.2 schématise ce processus d'assemblage où les dimensions de la grille sont relatives à la résolution de l'échantillonnage. Chaque carré (x, y) de la grille comporte la partie centrale de l'imagerie (x, y) , relative au biais δ_{xy} , sensée correspondre à la zone la plus nette de l'imagerie. L'image finale est obtenue lorsque chaque imagerie est alignée de manière optimale avec ses voisines. Le résultat du balayage d'un circuit intégré au grossissement $20x$ est présenté en Figure 3.3.

Puisque ce processus permet d'obtenir une vue complète d'un circuit intégré, il est essentiel pour d'autres applications fondées sur l'analyse de telles images.

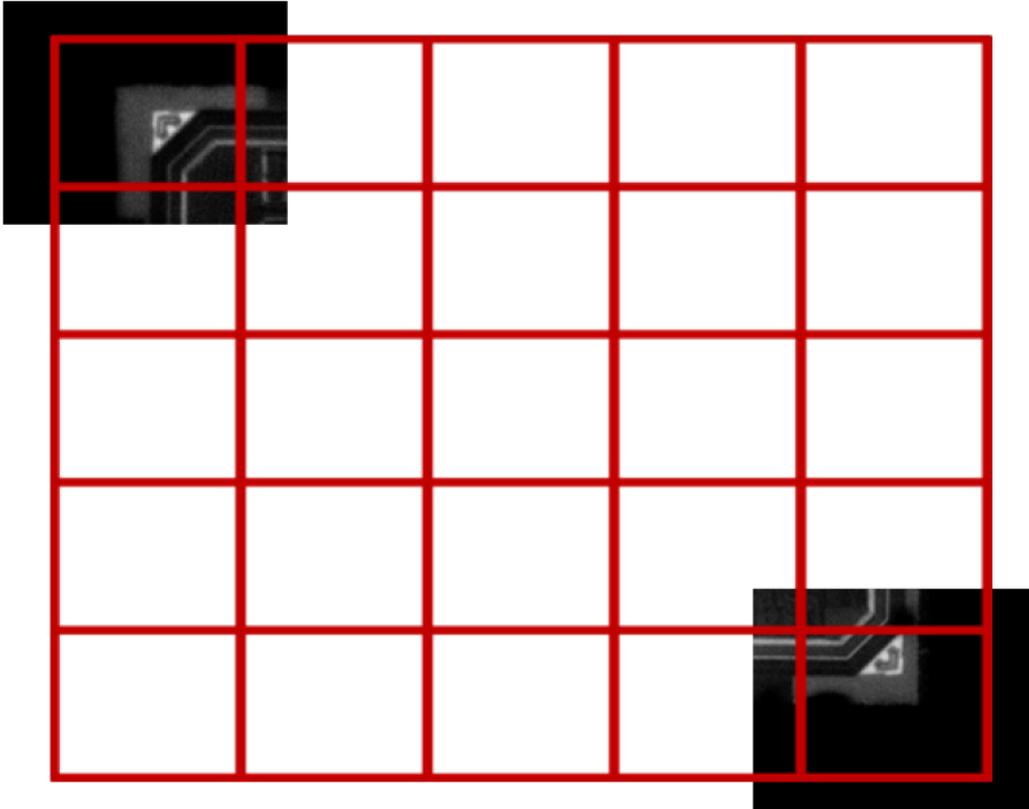


FIGURE 3.2. – Représentation de la grille d'assemblage des imagerie issues du scan d'un circuit intégré. Chaque imagerie (x, y) se superpose partiellement en fonction de la résolution de l'échantillonnage, ce qui sert au calcul du biais δ_{xy} pour ajuster chaque imagerie avec ses voisines.

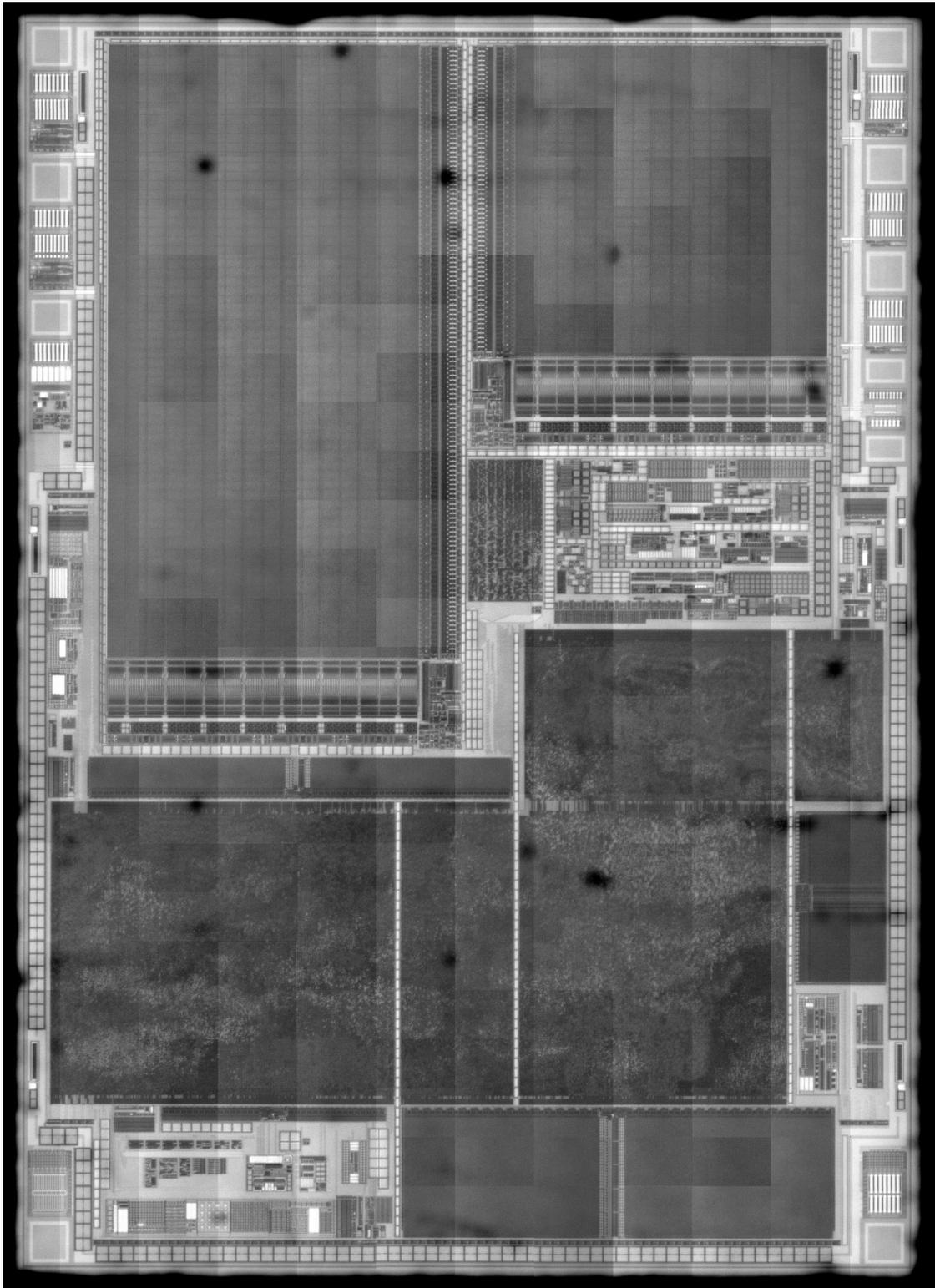


FIGURE 3.3. – Résultat de l'assemblage des imagerie acquises lors du balayage d'un circuit électronique au 20x.

3.2.3. Vue multi-résolution d'un circuit intégré

Si l'on effectue le processus précédemment décrit avec différents grossissements optiques, nous obtenons les images d'un même circuit intégré à plusieurs échelles. L'empilement de ces images est présenté en Figure 3.4.

Cet empilement d'images correspond bien à une *structure* multi-résolution $\mathbb{V}_I = \{I_{z_1} \subset I_{z_2} \subset I_{z_3}\}$, avec $z_i \in \{50x, 20x, 5x\}$. Selon la quantité de détails apportée par le grossissement optique, nous pouvons ordonner les images tel que $I_{z_1} \subset I_{z_2} \subset I_{z_3}$. En effet, plus le grossissement est faible, plus générale est l'information, et moins les détails sont visibles. Construire une *vue* multi-résolution, notée \mathbb{I} , est alors possible, dans laquelle les informations sont extrapolées à partir de \mathbb{V}_I . Une telle vue d'un circuit intégré peut se révéler utile au CSLAB, que ce soit pour la planification de caractérisations ou leur interprétation. En effet, la détection de certains points faibles du composant pourrait par exemple être expliquée par une altération matérielle de celui-ci.

La construction de \mathbb{I} nécessiterait cependant un processus de mise en correspondance entre images de \mathbb{V}_I . Ces images sont toutes du même circuit intégré, mais chaque grossissement n'a pas la même ouverture, laissant plus ou moins passer la lumière. Il en résulte que, d'une image à l'autre, les variations sont linéaires, relativement à l'intensité lumineuse. L'alignement pourrait donc être fait grâce à une méthode plus classique que celle fondée sur les graphes, présentée en Section 2, comme par exemple celle fondée sur la corrélation de signaux (cf. Section 3.2.2). Une incertitude demeure cependant, quant aux contaminants, dont l'impact est variable selon le grossissement utilisé, ce qui peut nuire à toute mise en correspondance photométrique.

3.2.4. Focalisation automatique du laser

Au cours d'une campagne d'injections de fautes laser, le faisceau laser doit rester focalisé sur les points cibles du circuit intégré, et sur la surface d'intérêt. Étant donné que cette surface n'est pas parallèle au plan (X, Y) , cette focalisation doit être constamment ajustée comme précédemment. Cela peut être fait à la volée par le système de mise au point automatique selon une méthode proposée au Chapitre 1, ou grâce à une carte des distances de focalisation préalablement établie. Cette carte peut être faite par échantillonnage en certains points du circuit intégré, selon une grille plus ou moins dense. En fonction de la résolution de l'échantillonnage, cette option pourrait être bien plus économe en temps et en calcul, mais gage de précision.

En effet, comme nous l'avions exposé en Section 1.3.1, la qualité de l'image et le champ de vision du système optique sont soumis à des contraintes. Celles-ci peuvent localement nuire à la précision du système de mise au point automatique. Pour cette raison, l'acquisition d'une carte des distances de focalisation est intéressante car elle donne la possibilité d'y effectuer des post-traitements pour en détecter les imprécisions.

Comme présenté en introduction, la surface des pistes conductrices peut-être in-

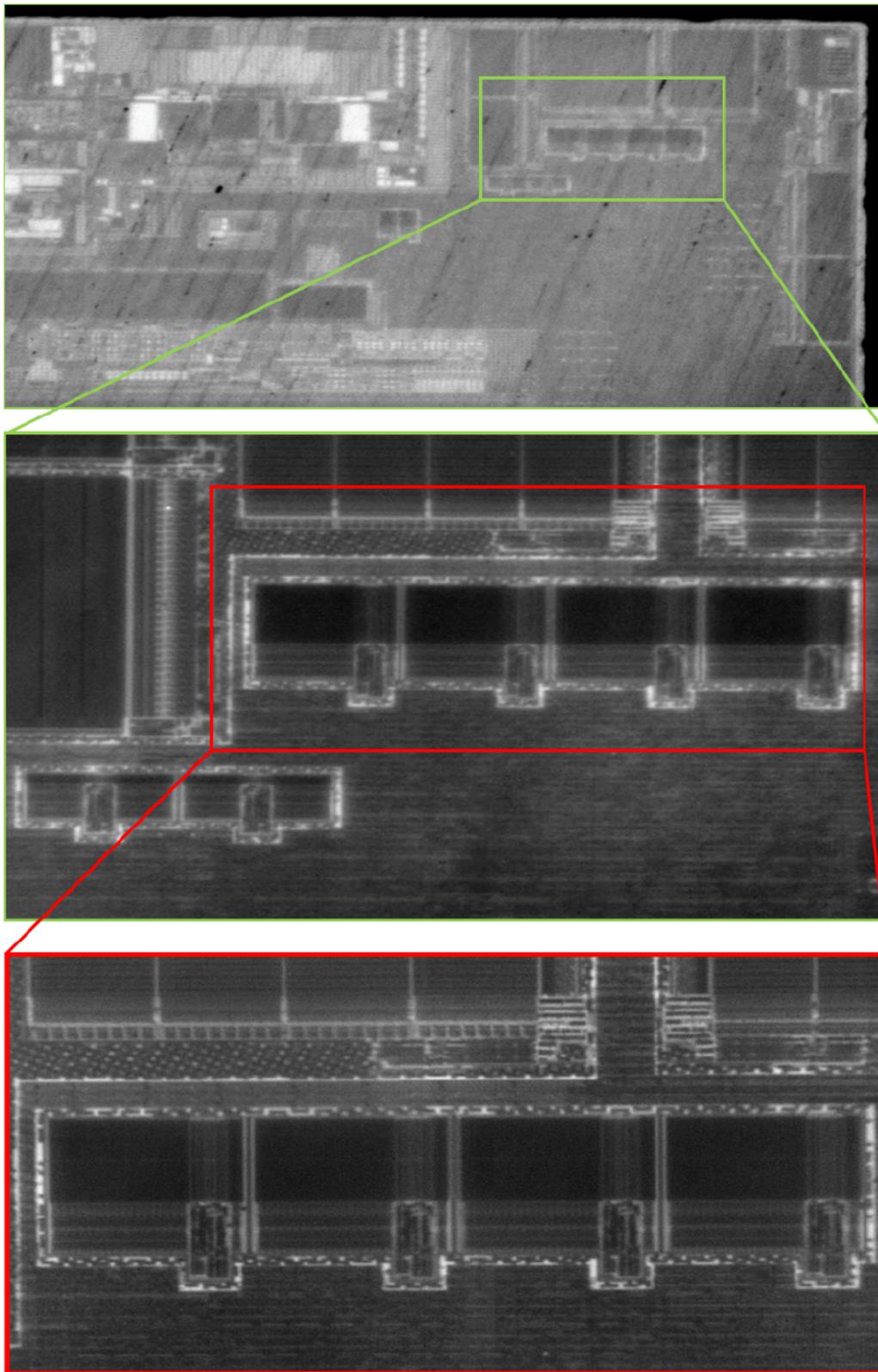


FIGURE 3.4. – Vue multi-résolution d'un circuit intégré, construite à partir de balayages (partiels, pour la démonstration) effectués aux grossissements optiques $5x$, $20x$ et $50x$ (respectivement de haut en bas).

curvée. Après observation, il se trouve que le meilleur modèle mathématique capable de simuler notre surface d'intérêt est une gaussienne bi-dimensionnelle restreinte au domaine d'échantillonnage de la carte des distances. Centrée en zéro, une telle simulation représente l'incurvation de la surface d'intérêt comme représenté en Figure 3.1b. Dans le cas d'une surface d'intérêt incurvée et inclinée (cf. Figure 3.1c), le modèle correspond alors à une surface gaussienne décentrée.

Pour obtenir la meilleure approximation de la carte des distances de focalisation, nous procédons en deux étapes :

- (1) suppression des valeurs aberrantes de la carte des distances, en les écartant selon la méthode du *Z-score*. Cette méthode est fondée sur l'écart de chaque valeur par rapport à la moyenne des données, proportionnellement à la valeur absolue des écarts. Cette méthode est très utilisée en statistiques pour la détection de valeurs caractéristiques [ALTMAN 2013].
- (2) modélisation par une gaussienne et optimisation de ces paramètres. Soit f une fonction gaussienne 2D telle que :

$$f(x, y) = Ae^{-\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_x^2} - \frac{(y-y_0)^2}{2\sigma_y^2}} \quad (3.5)$$

où A est l'amplitude de la gaussienne, (x_0, y_0) est son centre et σ_x et σ_y définissent l'écartement selon x et y . Les paramètres de cette fonction sont optimisés de façon à minimiser sa distance avec les données réelles.

Un exemple de carte des distances de focalisation brute est donné en Figure 3.5a. Le résultat des étapes (1) et (2) appliquées à cette carte est présenté en Figure 3.5b.

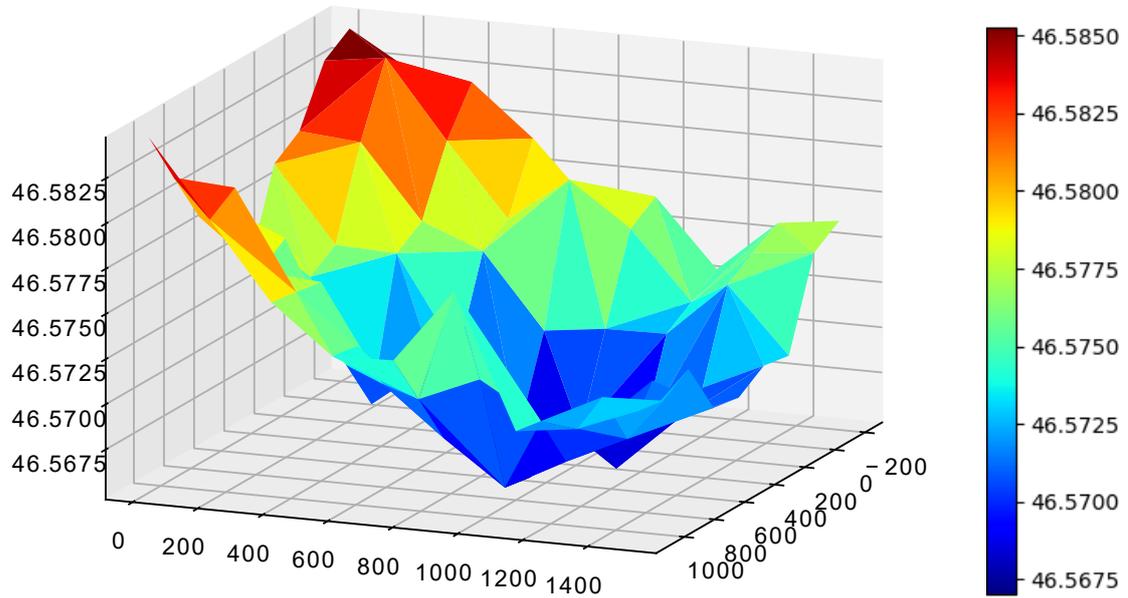
3.2.5. Ciblage et évitement de structures

Lors de la planification d'une caractérisation laser d'un circuit intégré, certaines structures électroniques peuvent être des cibles de choix. Soit parce qu'il s'agit de structures prioritaires dans la chaîne de sécurité, soit parce que des contre-mesures y ont été appliquées, suite à une précédente caractérisation, et qu'il faut en évaluer la fiabilité.

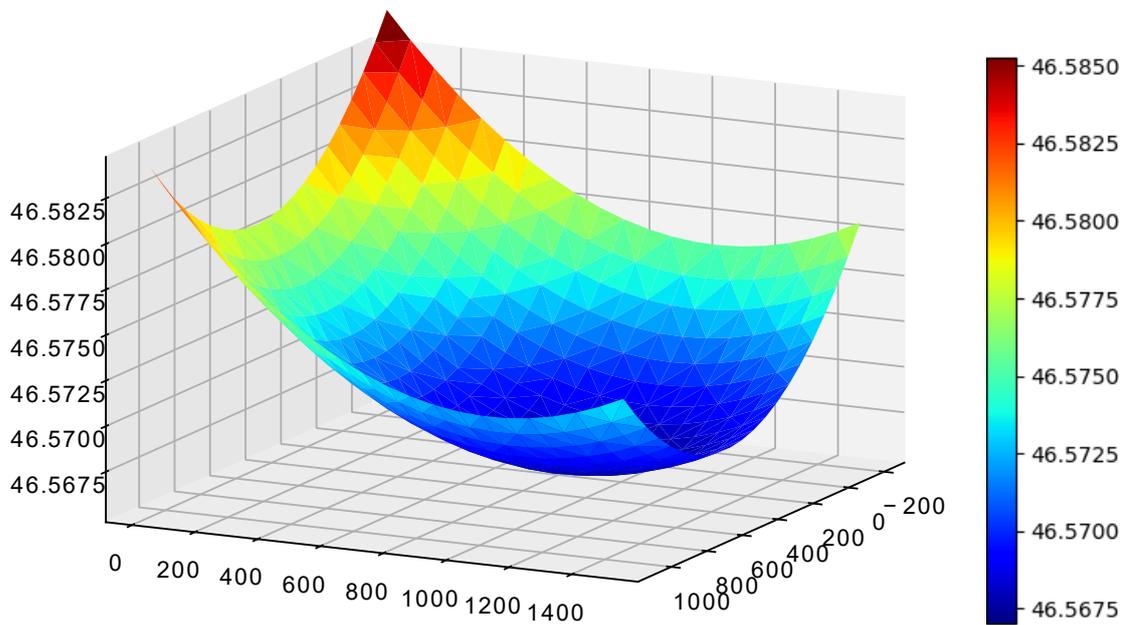
À l'inverse, lors de la caractérisation d'une zone d'un circuit intégré, il peut être nécessaire d'éviter certaines structures jugées critiques car :

- leur influence sur le comportement de la zone à caractériser peut être déterminante pour la caractérisation,
- leur perturbation pourrait compromettre l'intégrité du composant et/ou sa caractérisation (par ex. verrouillage de fonctionnalités du circuit intégré).

La méthode de localisation de structures présentée au Chapitre 2 est tout indiquée ici. En effet, comme montré lors des expérimentations Section 2.5, le modèle peut autant être fourni sous forme d'image réelle que sous forme schématique.



(a)



(b)

FIGURE 3.5. – (a) Surface donnant les distances de focalisation sur la surface d'intérêt d'un circuit intégré à une résolution d'échantillonnage (9×9) , et (b) son approximation à partir de la Gaussienne 2D la plus proche.

3.2.6. Identification d'un circuit intégré

Si le circuit intégré à caractériser est déjà connu, il est alors possible qu'il l'ait déjà été et que des contre-mesures logicielles ou matérielles y aient été appliquées. Cela sous-entend qu'un historique pourrait être conservé à propos des manipulations pour sa caractérisation. Dans ce cas, il serait intéressant de reconnaître un tel circuit électronique.

De plus, l'identification d'un circuit intégré pourrait amener à compléter les informations visuelles avec les informations fournies par les plans architecturaux du composant (appelés *GDSII*). En effet, le système optique utilisé ne permet pas de distinguer les différentes couches de matériaux, puisqu'un circuit intégré est en fait constitué d'un empilement de pistes conductrices. Le *GDSII* est donc le meilleur moyen d'apporter des informations exactes sur son architecture. Grâce à cette mise en correspondance, les failles de sécurité détectées lors de caractérisations pourraient être plus rapidement analysées en les corroborant à leur contexte géographique exact.

De façon bien plus large que pour une structure électronique, notre méthode de localisation pourrait être utilisée pour reconnaître un circuit intégré parmi ceux déjà connus. Cela implique bien entendu qu'une base de circuits intégrés existe déjà. Deux approches sont alors possibles :

1. utiliser notre méthode d'appariement de graphes (cf. Chapitre 2) pour reconnaître le graphe du circuit à caractériser parmi les graphes de circuit connus ; cependant, la taille du graphe d'association serait bien plus conséquente que dans le cas d'étude, ce qui nécessiterait une augmentation importante de la capacité mémoire et/ou d'adopter des améliorations algorithmiques adéquates [LIVI et al. 2012],
2. au lieu de comparer des graphes complets de tailles conséquentes, il peut être envisagé de coupler notre méthode d'appariement à des approches par *raisonnement spatial qualitatif*, et ainsi utiliser des relations spatiales entre sous-graphes caractéristiques dans l'idée de réduire la dimension des graphes [LIGOZAT 2013; RENZ 2003].

A notre connaissance, aucune base de données d'images infrarouges de circuits intégrés n'existe. Mais la mise en place d'une procédure récurrente de scan des circuits intégrés pourrait être faite, et offrirait des perspectives d'automatisations intéressantes. Sous certaines conditions de pré-traitement, le graphe d'un circuit intégré pourrait être comparé avec des graphes de *GDSII*. Pour cela, il faudrait par exemple être capable de distinguer les informations en fonction de leur appartenance à des couches de métal plus ou moins profondes dans le circuit intégré (par ex. regroupement et catégorisation de zones et niveaux de gris).

3.2.7. Ajustement spatial du circuit intégré

Pour toute campagne de caractérisation d'un circuit intégré par injection laser, un certain nombre d'ajustements doivent être faits. C'est le cas du positionnement initial

du circuit intégré dans un banc d'injection laser, où ce dernier est fixé sur un support motorisé selon les axes de déplacement X et Y . Selon le conditionnement du circuit intégré, il se peut que des ajustements soient nécessaires pour :

- (1) minimiser son inclinaison par rapport au plan horizontal (X, Y) (par ex. Figure 3.1); pour être précise, la source des tirs laser doit être perpendiculaire à la cible, sur la surface des pistes conductrices,
- (2) minimiser son angle par rapport aux axes X et Y afin d'aligner ses structures avec les axes X et Y (par ex. Figure 3.6); si les structures électroniques sont bien orthogonales aux axes de déplacement, cela minimisera les déplacements nécessaires à sa caractérisation.

L'automatisation du premier point (1) peut être effectuée au travers d'une série de mises au point automatiques (par ex. carte des distances de focalisation), en vérifiant la distance moyenne au plan (X, Y).

L'automatisation du point (2) peut être effectuée par analyse de l'orientation des lignes détectées sur la surface des pistes conductrices. Ces lignes correspondent aux contours des structures électroniques. Si nous regroupons ces lignes en fonction de leur orientation, corriger l'alignement du circuit intégré revient à ajuster sa rotation de façon à obtenir deux groupes de lignes strictement horizontales et verticales.

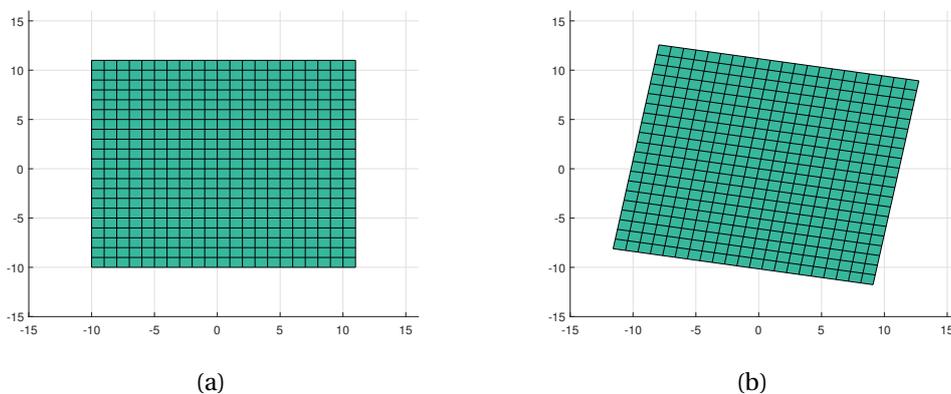


FIGURE 3.6. – Représentation d'un circuit intégré, les lignes décrivant ses structures électroniques, (a) correctement aligné avec les axes XY , (b) désaligné.

3.2.8. Mesure de l'épaisseur du silicium

Pour la caractérisation d'un circuit intégré par injection laser, les bons réglages du laser sont importants. Si son orthogonalité par rapport à la surface ciblée est importante, sa puissance l'est tout autant. En fait, chaque niveau de puissance du laser impactera de façon variable l'injection de faute. Si cette puissance varie en fonction de la localisation sur le circuit intégré, alors il sera impossible d'interpréter

les résultats d'une telle caractérisation, faute d'information stable. En général, ce réglage est fixé au début d'une caractérisation, avec pour postulat que :

- (1) la source laser est bien orthogonale à la cible (cf. Section 3.2.7),
- (2) la distance de focalisation est bien ajustée (cf. Section 3.2.4),
- (3) l'épaisseur de la couche de silicium est identique en tout point du circuit intégré.

Pour ce dernier point, il faut se rappeler qu'un circuit intégré est une superposition de diverses couches de matériaux, notamment formant les pistes conductrices, déposées sur un disque de silicium. Dans les Figures 1.4 et 1.5 du premier chapitre, nous avons représenté cette superposition en couches de matériaux, ainsi que la particularité de leur surface. Une injection laser se fait à travers cette couche, au titre de ses propriétés infrarouges auquel le silicium est perméable (de façon similaire au système optique).

Cependant, si le silicium laisse passer l'infrarouge, il possède un certain coefficient d'absorption non négligeable pour la longueur d'onde du laser utilisé pour l'injection (généralement comprise entre $1000nm$ et $1100nm$).

Ainsi, le laser à la sortie de sa source, et à l'arrivée sur la surface des pistes conductrices, n'aura pas la même puissance, car partiellement absorbée lors de son passage dans le silicium. Si l'épaisseur de la couche de silicium augmente entre deux points d'injection laser, la puissance du laser doit elle aussi augmenter pour avoir la même puissance à la surface des pistes conductrices.

Si les hypothèses (1) et (2) peuvent être respectées grâce aux outils précédemment proposés, l'hypothèse (3) est loin d'être certaine. En particulier si la surface des pistes conductrices est incurvée et que la surface du silicium ne l'est pas (car mécaniquement érodée). En général, l'épaisseur du silicium est mesurée mécaniquement en un point du circuit intégré, puis reste fixe tout au long de la caractérisation laser. Il est possible de mesurer cette épaisseur, en mesurant la distance de focalisation du système optique sur la surface des pistes conductrices, puis la distance de focalisation sur la surface du silicium. La différence entre ces deux distances donne l'épaisseur du silicium. La focalisation sur cette surface n'est toutefois possible que si des contaminants y sont présentes (cf. Figure 1.4).

La mise en place d'un système de mesure automatique permettrait d'assurer le bon réglage de la puissance du laser en tout point du circuit intégré. Pour cela, il est possible de décliner le système de focalisation automatique proposé en Chapitre 1, de façon à détecter non plus les particularités de la surface des pistes conductrices, mais celles de la surface du silicium. Ainsi, à condition de s'être assuré que la surface du silicium soit bien visible, la mise en série de ces deux systèmes de focalisation fournirait les informations nécessaires à l'évaluation de l'épaisseur du silicium. Cependant, il faudrait préalablement s'assurer que la surface du silicium est bien visible.

3.2.9. Calibration de caméras pour l'injection de fautes électromagnétiques

L'intégration d'outils de vision dans les processus de caractérisation sécuritaire a mis à jour d'autres problématiques. C'est notamment le cas pour les Injections de Fautes Électromagnétique (IFE), qui sont effectuées à l'aide d'une sonde placée au plus près du circuit intégré. Une fois le positionnement manuellement initialisé, la sonde balaie le composant tout au long du processus de caractérisation. Les déplacements sont automatisés selon le plan horizontal, sur une surface préalablement définie. Que le déplacement de la sonde soit manuel ou automatisé, il doit être méticuleux pour ne pas dégrader la sonde et/ou le composant à caractériser. Une perspective serait donc la mise en place d'une assistance fondée sur la vision pour prévenir l'impact.

La Figure 3.7 présente le système de caméras utilisé pour le guidage de la sonde. Chaque caméra offre un point de vue différent, et dispose d'un petit zoom manuel pour bien distinguer l'ensemble de la scène, à savoir la sonde et le circuit intégré ciblé. La sonde utilisée étant choisie en fonction de sa puissance, sa taille est donc variable et le diamètre de son extrémité avoisine généralement le micron. Cela rend le guidage difficile et coûteux en cas d'accident.

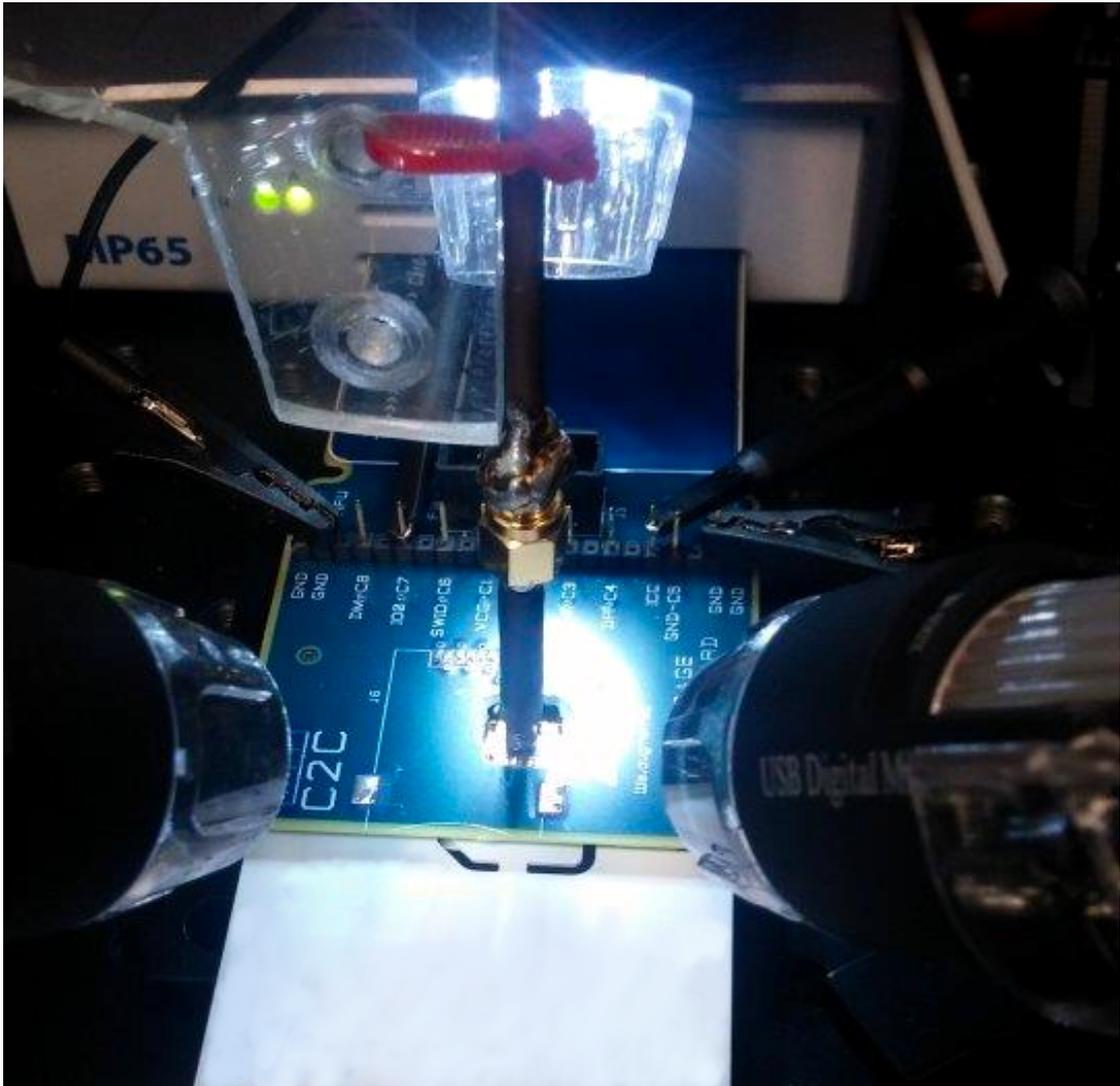


FIGURE 3.7. – Photo d'un ensemble motorisé pour l'injection de fautes électromagnétiques comprenant : un composant cible, une sonde et trois caméras munies d'un éclairage individuel.

Tout un pan du domaine de la vision par ordinateur est dédié à ce type de problématique : la calibration de caméras, à partir de laquelle des scènes 3D peuvent être construites à partir de flux multi-caméras. La calibration de caméras permet d'établir une relation directe entre la localisation d'un objet dans l'espace 2D des images et sa localisation dans l'espace 3D réel. Il s'agit de reproduire ce dont le système visuel humain est capable grâce à la stéréoscopie. L'utilisation d'une telle technique permettrait de localiser à la fois le circuit intégré et la sonde électromagnétique dans l'espace 3D. Un outil de guidage et de prévention de collisions pourrait être créé.

Dans le cadre des bancs d'injection électromagnétique, la plupart des éléments restent fixes : une fois placés, le composant et les caméras sont fixes. Le seul objet

mobile est la sonde. Son suivi peut facilement être effectué à travers les différentes vues de la scène, grâce à des outils tels que les descripteurs SIFT [LOWE 1999]. La transposition de sa position en 3D à partir des positions 2D dans les images nécessite, quant à elle, la calibration des caméras. Il s'agit de déterminer de façon optimale les paramètres intrinsèques et extrinsèques des caméras. Les paramètres intrinsèques comptent la distance focale, le centre optique, la distorsion radiale et tangentielle, les facteurs d'agrandissements. Les paramètres extrinsèques comprennent les modèles de rotation et de translation appliqués au repère réel pour obtenir le repère image.

Pour répondre à des contraintes, ce qui induit toujours plus d'exigences en termes de souplesse, les dernières avancées techniques de calibration tendent à être toujours plus sophistiquées. Cependant, notre contexte d'application est relativement simple :

- le système optique étant fixe, une seule calibration préalable est nécessaire,
- la plupart des paramètres intrinsèques aux caméras sont communs et peuvent être fournis, à l'exception du facteur de zoom, qui est variable,
- les vues se superposent toutes, donc ont toutes des points d'intérêt commun dans leur image.

Le choix de la méthode de calibration est donc relativement libre, à l'exception de sa précision nécessairement grande [LONG et al. 2019]. Une fois la calibration effectuée, la position de la sonde dans l'espace 3D réel peut être estimée par triangulation de projection calculée à partir de chaque caméra. Un exemple de suivi a été présenté dans [JIN et al. 2006], comprenant toutes les étapes pour le suivi d'un objet d'intérêt. Dans leur processus, les auteurs prennent même en compte les possibles occultations de l'objet par rapport aux différents points de vue.

3.3. Production logicielle

Dans le cadre de l'intégration des algorithmes produits au cours de cette thèse, un logiciel a été produit. Ce logiciel a pour but d'être intégré au cœur des processus de caractérisation effectués par les laboratoires d'analyse. Pour rappel, le processus de caractérisation laser d'un circuit intégré est découpé en deux phases qui consiste aujourd'hui en :

- (1) interaction tour à tour, manuellement, avec les axes motorisés pour initialiser le système optique et définir la zone d'intérêt du circuit intégré à caractériser. Deux informations sont donc acquises manuellement :
 - a) axe Z : distance de focalisation (en un point donné),
 - b) plan XY : coordonnées de deux points définissant la zone à caractériser.
- (2) initiation du balayage de la zone d'intérêt par le système optique. Durant ce balayage, les injections laser sont effectuées à fréquence d'échantillonnage donnée, chacune étant suivie de relevés d'informations utiles à la caractérisation du composant.

Le logiciel proposé se positionne en amont de ce processus, pour en automatiser la phase (1) et augmenter la précision de la phase (2) tout en assurant sa répétabilité.

Dans un premier temps, Section 3.3.1, nous présentons les pré-requis de notre logiciel et le contexte d'intégration de nos algorithmes. Nous détaillons ensuite, Section 3.3.3, les principales classes implémentées et leur fonction. Des spécifications techniques sont ensuite données en Section 3.3.4.

3.3.1. Vue d'ensemble

En tant que laboratoire de recherche, deux types d'interactions avec notre logiciel sont souhaitables : *via* interface graphique (par ex. pour les démonstrations et autre présentations), ou *via* terminal de commande (pour les phases de développement et/ou d'intégration). Les besoins du personnel pouvant évoluer, l'objectif a été d'anticiper autant que possible l'ajout de fonctionnalités.

L'interface graphique est un prototype regroupant des fonctionnalités prêtes à l'emploi. Son organisation en onglets a pour but de faciliter l'ajout d'informations et autres fonctionnalités. Trois onglets sont actuellement présent :

1. un onglet regroupant les fonctions dédiées à la cartographie du composant grâce aux outils moteur et optique (Figure 3.8),
2. un onglet permettant de charger des données de caractérisation, afin de les visualiser dans une fenêtre externe ; leur visualisation peut être superposée avec une vue du composant caractérisé ; la visualisation peut se faire en 2D (Figure 3.9) ou en 3D (Figure 3.10),
3. un onglet regroupant des options pour l'affichage des données du point 2.

En vue de faciliter l'ajout de fonctionnalités ou l'intégration de notre logiciel dans d'autres processus industriels, son développement a été fragmenté en *blocs fonctionnels* :

- (A) l'analyse & traitement d'images,
- (B) la gestion du système optique,
- (C) le balayage d'un composant,
- (D) le recollage d'images,
- (E) la gestion des moteurs.

Le bloc (A) regroupe la majorité des outils nécessaires au développement des algorithmes présentés jusque-là, notamment présents dans les blocs (B), (C) et (D).

Le bloc (E) regroupe, quant à lui, l'ensemble d'outils *interfaçant* les instruments motorisés. Cette interface permet d'homogénéiser les commandes de contrôle des instruments motorisés. En effet, chaque instrument est propriétaire et répond à un langage machine particulier. Cette homogénéisation a pour but de faciliter la gestion simultanée de ces instruments par notre logiciel. Elle est d'autant plus importante que, d'un banc de caractérisation à un autre, le matériel peut varier et comprendre d'autres

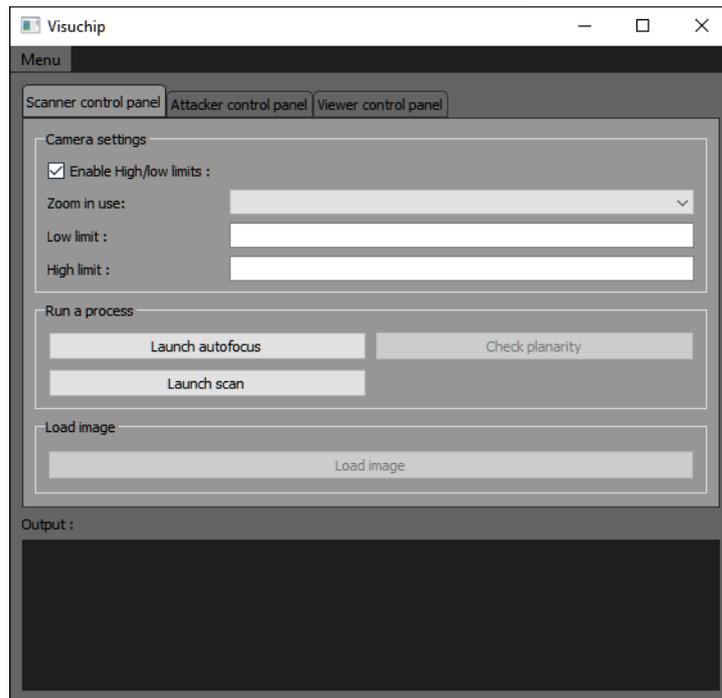


FIGURE 3.8. – Vue principale de l’interface graphique du logiciel.

instruments, eux aussi propriétaires. L’adaptabilité de notre logiciel est ainsi possible grâce à des fichiers de configuration fournis en amont, signalant les instruments à contrôler. Le bloc dit *moteur* est ainsi indispensable au bon fonctionnement des blocs (B) et (C).

Le bloc (B) nécessite lui aussi l’interfaçage de la caméra infrarouge. Contrairement aux axes motorisés, cette interfaçage a fait l’objet d’un développement distinct car bien plus sophistiquée. En effet, les commandes de la caméra en langage machine étant privées, nous avons dû utiliser la librairie propriétaire. Un interfaçage en deux temps a donc été nécessaire pour manipuler la caméra depuis notre logiciel (cf. Section 3.3.4).

Nous entrons plus en détail dans le fonctionnement du logiciel dans la section suivante.

3.3.2. Architecture de la solution

Le diagramme de la Figure 3.11 synthétise l’architecture du logiciel, les classes implémentées, qui reprennent le concept de blocs, et leur organisation. Elles gravitent autour d’un noyau, noté *StorageCore*, qui se charge de l’instanciation de différentes classes clés en assurant leur unicité. L’unicité de ces classes est importante, car elle garantit l’intégrité des communications entre elles lors d’évènements programmés. Cette communication est effectuée sous forme de signaux qui facilitent ainsi l’enchaînement des tâches à réaliser par des classes dédiées. Cela garantit donc la cohérence des données acquises lors de différents processus.

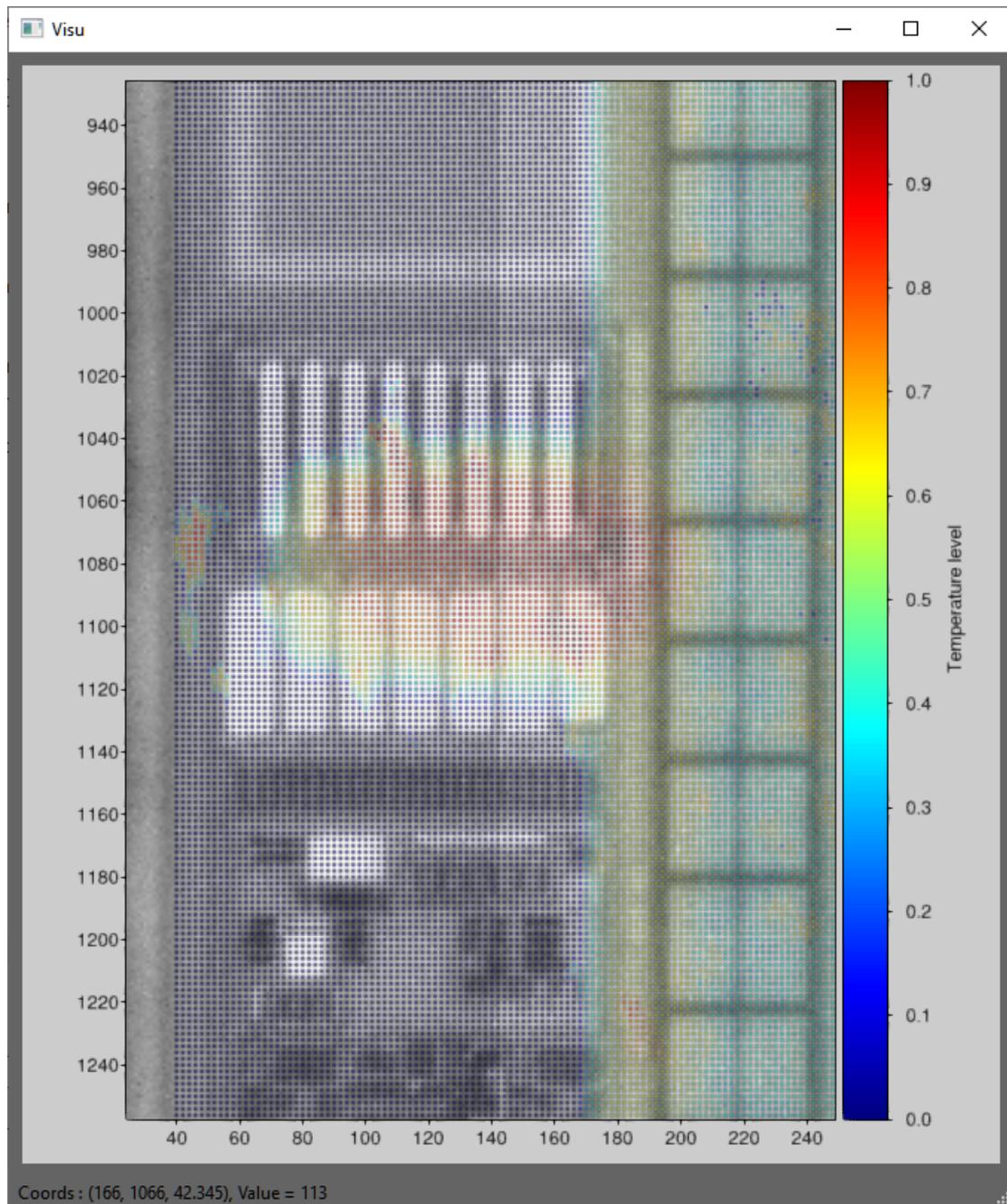


FIGURE 3.9. – Affichage 2D de l'image d'un composant et de données relatives à la caractérisation de zones d'intérêt (ici la température).

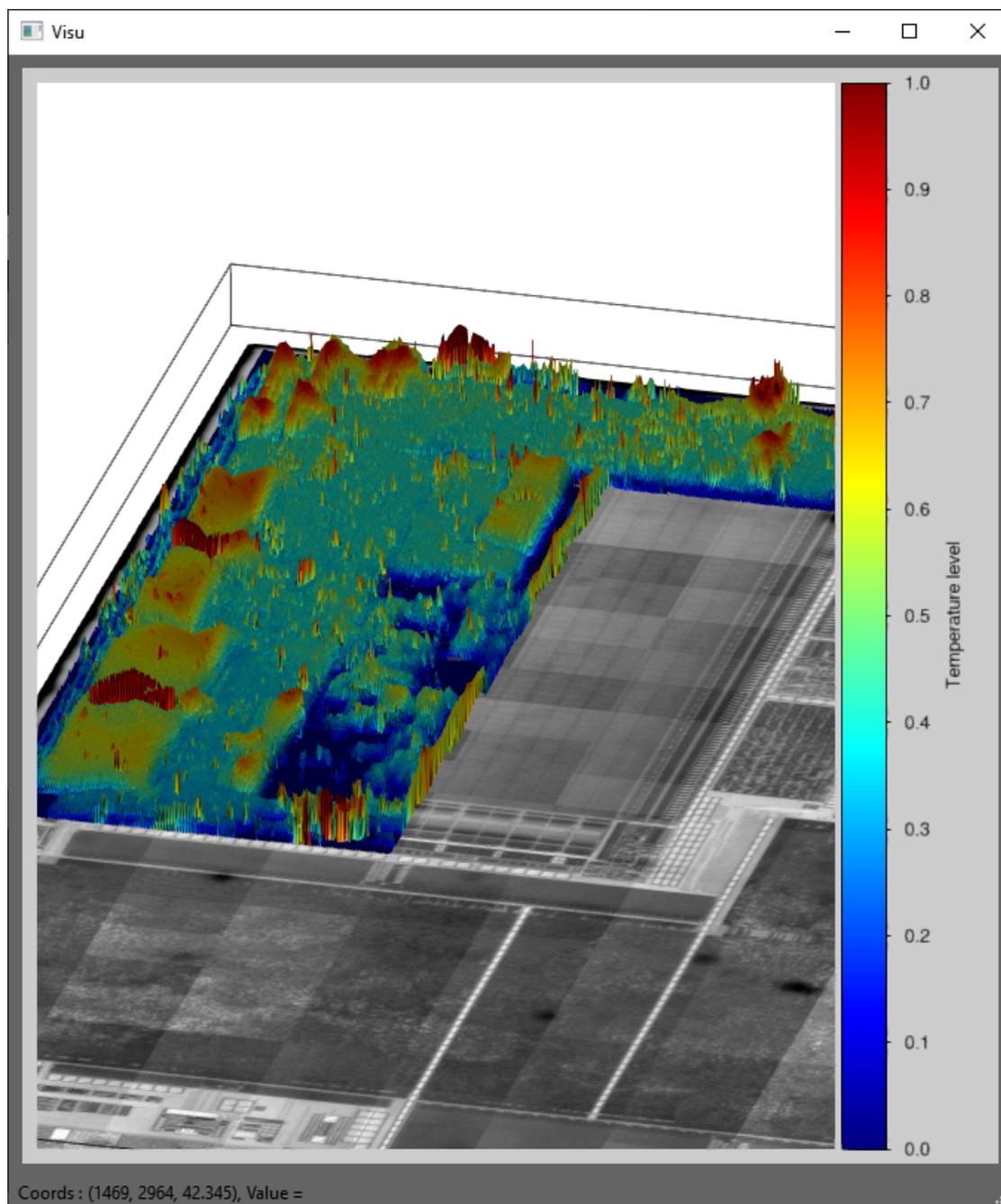


FIGURE 3.10. – Affichage 3D de l'image d'un composant et de données relatives à sa caractérisation de zones d'intérêt (ici la température).

Chaque classe regroupe des outils nécessaires à une tâche plus ou moins complexe. Lorsqu'une tâche est accomplie, ou si une mise à jour d'informations est requise en externe, alors un signal est émis par le biais de la classe dédiée à la communication (notée *ComCore*). Un récepteur, implémenté dans chaque classe concernée, déclenche le processus prévu lors de la réception du signal. Cette communication par signaux facilite ainsi l'enchaînement des tâches à réaliser pour compléter un processus. Elle est donc garante de la cohérence des données acquises lors de différents processus. Bien que le logiciel puisse être utilisé *via* un terminal (c.-à-d. en lignes de commandes), une interface a été développée pour les interactions Homme-Machine. Cette interface est composée d'éléments qui peuvent être dissociés, et dont la communication, interne comme externe, est elle aussi gérée par émission-réception de signaux.

Dans un premier temps, nous détaillons les principales classes implémentées, leur fonction (Section 3.3.3). Des spécifications techniques sont ensuite données en Section 3.3.4.

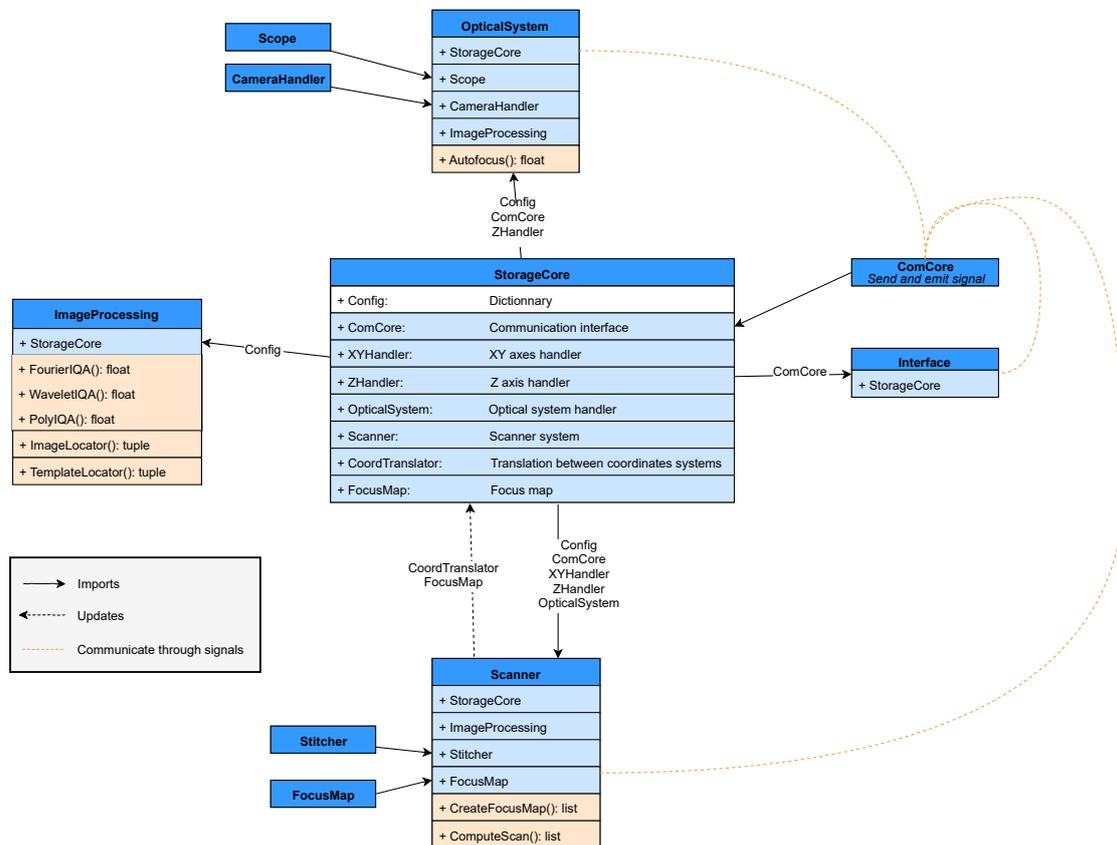


FIGURE 3.11. – Diagramme de classes du logiciel produit et intégrant les recherches exposées dans ce manuscrit, ainsi que leur intégration dans les processus exposé en Section 3.2. Leur fonction est exposée en Section 3.3.3.

3.3.3. Classes implémentées

Voici une liste exhaustive des classes développées présentées dans la Figure 3.11, et les processus dont elles sont garantes :

StorageCore

Classe, dite *singleton*, responsable du chargement des données de configurations et de l'instanciation unique de classes clés. Ces données et classes sont accessibles par tous, *via* des accesseurs dédiés. Cette classe gère également des données logicielles de façon à les rendre utilisables pour des tâches externes (fichiers de configuration, sauvegardes...).

ComCore

Classe responsable de l'émission de signaux de communication. Instanciée dans la classe *StorageCore*, elle est accessible par tous et les signaux qui sont émis et sont diffusés de façon non-orientée et non-organisée. Si un récepteur dédié capte ce signal, un autre processus peut être déclenché.

Scope

Classe responsable de l'initialisation et de la gestion de données propres au microscope optique utilisé, et dont les paramètres sont renseignés dans un fichier de configuration (*StorageCore*→*Config*). Selon ces paramètres, l'échelle des images peut être estimée.

CameraHandler

Classe responsable de l'initialisation et de la gestion de données propres à la caméra infrarouge utilisée. Ses paramètres sont renseignés dans un fichier de configuration (*StorageCore*→*Config*). Elle est responsable de l'utilisation de l'interaction avec la caméra, notamment pour l'acquisition de photos à temps d'exposition variable et de vidéos à durée déterminée.

XYHandler

Classe responsable de l'instanciation d'outils de contrôle pour le pilotage des moteurs des axes *X* et *Y* en fonction du banc d'injection laser utilisé. Elle valide la bonne paramétrisation des moteurs selon les pré-requis renseignés dans le fichier de configuration (vitesse de déplacement en fonction de la tâche à réaliser, accélération, décélération, *etc.*). Fait référence au bloc moteur décrit en Section 3.3.1.

ZHandler

Classe responsable de l'instanciation d'outils de contrôle pour le pilotage du moteur de l'axe Z propre au banc d'injection laser utilisé. Elle valide la bonne paramétrisation du moteur selon les pré-requis renseignés dans le fichier de configuration (vitesse de déplacement en fonction de la tâche à réaliser, accélération, décélération, *etc.*). Fait référence au bloc moteur décrit en Section 3.3.1.

CoordTranslator

Classe responsable de la traduction entre les unités du système de coordonnées de l'image (pixels) et les unités du système de déplacement (micro-mètres). La relation entre les deux systèmes dépend du grossissement optique utilisé lors de l'acquisition de l'image (*CameraHandler* → *Scope*).

ImageProcessing

Classe regroupant divers algorithmes de traitement et d'analyse d'images utiles pour les processus réalisés par d'autres classes : débruitage d'images, évaluation de la qualité d'images, corrélation de signaux, décomposition temps-fréquences, *etc.*

Stitcher

Classe responsable du recollage d'images acquises au cours d'un balayage d'un circuit intégré, en fonction des paramètres d'acquisition : déplacements et directions entre chaque acquisition... Elle utilise également des outils de traitement et d'analyse d'images implémentés dans la classe *ImageProcessing*.

FocusMap

Classe responsable du post-traitement des cartes de distances de focalisation, tel que la suppression de données aberrantes ou l'approximation d'un modèle gaussien 2D. Cette classe simplifie l'accès aux distances de focalisation z données pour toutes positions (x, y) sur le circuit intégré. Elle gère également leur enregistrement en format lisible (tableau de coordonnées) et sous forme de modèle mathématique.

OpticalSystem

Classe regroupant les outils formant le système optique utilisé, notamment le microscope (cf. *Scope*) et la caméra (cf. *CameraHandler*). Elle gère leurs informations respectives de façon à répondre aux critères d'acquisition. Elle importe également les outils nécessaires à la mise au point automatique du système optique (*ImageProcessing*, *ZHandler*). C'est ici que sont implémentés les algorithmes décrits dans les Section 1.4.2 et 1.4.3, qui utilisent notamment des outils implémentés dans la classe *ImageProcessing*.

Scanner

Classe regroupant les outils nécessaires pour le processus balayage d'un circuit intégré, et responsable du bon déroulement du processus : calibration des déplacements, constitution de la mosaïque d'images, construction de la vue globale du circuit intégré. Elle fait appel, entre autres, aux classes *OpticalSystem*, *XYHandler*, *FocusMap* et *Stitcher*. Au cours du processus de balayage, des données sont mises à jour pour la gestion du système de coordonnées (cf. *CoordTranslator*).

Interface

Classe d'interface graphique regroupant les interactions possibles entre l'utilisateur et le logiciel au travers d'onglets, zones de texte et boutons. L'activation de boutons entraîne l'émission de signaux réceptionnés par des classes cibles; certains affichages graphiques sont mis à jour lors de la réception de signaux (cf. *ComCore*). Une zone texte affiche également les messages redirigés depuis le terminal.

3.3.4. Spécifications logicielles

Plusieurs langages sont mis en œuvre dans le logiciel produit, dont les proportions sont données à titre indicatif :

- le *Python* est utilisé pour la majeure partie du logiciel - 70%,
- le *C++* pour la partie dédiée à la décomposition polynomiale d'images (Section 1.4.3) - 10%,
- le *MATLAB* pour la partie dédiée à la reconnaissance de formes (Chapitre 2) - 10%.

Les 10% restants correspondent à des développements en langage plus ou moins bas niveau, selon leur destination :

- la gestion des moteurs responsables des déplacements selon les axes *X*, *Y* et *Z*, en langages *machine*,
- la gestion de la caméra infrarouge, dont les commandes sont fournies *via* une bibliothèque *C++* propriétaire. Une interface *de transition* en *C* a été nécessaire pour l'utilisation de cette librairie à partir de notre logiciel en *Python*.

Le corps du logiciel a donc été développé en *Python*, sous *Windows*. Ce développement a été facilité par l'utilisation d'outils existants, en partie proposés par la communauté *Python* :

- Numpy, SciPy, OpenCV, Scikit-Image et PyWavelet comme outils de manipulation de matrices et de traitement d'images,
- PyBind11 pour interfacier programmes *C++* et *Python*,
- NetworkX pour la modélisation de graphes,
- VisVis pour la modélisation de données 2D&3D et dont l'utilisation de la librairie *OpenGL* en fait un outil puissant (part de l'actuel paquet VisPy),

- PySide2, portage libre de la librairie *Qt*, pour la création d’interfaces Homme-Machine et sa fameuse gestion des signaux.

D’autres développements ont également été effectués pour améliorer la gestion d’éléments constitutifs des bancs de caractérisation laser : contrôle de moteurs dédiés à la configuration de lasers, gestion d’un réseau multi-lasers. Ces développements, quels qu’ils soient, étaient directement liés à notre mission au sein du CSLAB : affiner l’utilisation des outils de mesure et d’acquisition pour rendre les caractérisations plus précises et plus reproductibles.

3.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fait le tour des applications rendues possibles par notre recherche. Certaines de ces applications sont d’ores et déjà implémentées et prêtes à être intégrées dans des processus de caractérisation sécuritaire de produits. Pour d’autres, leur intégration est ouverte mais facilitée par notre développement logiciel qui se veut fonctionnel et accessible. Enfin, certaines applications sont proposées avec des pistes de recherche pouvant être approfondies.

Si la solution logicielle fournie répond à des besoins formulés en amont du travail de cette thèse, elle a mise à jour d’autres besoins auquel la vision par ordinateur pourrait pourvoir. Son implémentation de façon fragmentée répond au caractère progressiste de la mission d’un laboratoire de recherche, qui pourrait être amené à utiliser certains algorithmes hors de leur contexte initial, ou en cas d’évolution des équipements.

En effet, les opportunités d’amélioration du processus de caractérisation sont nombreuses et prometteuses, que ce soit pour l’injection laser ou pour l’injection électromagnétique. En plus de faciliter des tâches répétitives et automatiser des processus redondants, ces automatismes représentent d’importants gains en temps effectif et en fiabilité des acquisitions. Pour les banc d’injections électromagnétiques, il en irait même une réduction de coûts lié aux difficultés de manipulation sans assistance. Tous ces gains potentiels constituent un pas important pour la mise en place de nouveautés techniques et scientifiques.

Conclusion générale

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés aux contraintes rencontrées pour la mise en place de processus reproductibles et précis de caractérisation sécuritaire de circuits intégrés. Plus particulièrement, nous avons porté notre travail sur les bancs de caractérisation laser, et les potentielles automatisations autour de son système de vision infrarouge. La mise au point d'un guidage automatisé du système optique a été abordée en trois temps :

1. la focalisation automatique du système optique sur la surface des pistes conductrices du circuit intégré,
2. la localisation automatique de structures d'intérêt sur cette même surface,
3. la combinaison de ces deux automatisations pour obtenir un ensemble de solutions logicielles.

Deux approches ont été proposées pour la focalisation automatique du système optique sur les pistes conductrices, toutes deux fondées sur l'analyse des images acquises par la caméra infrarouge. Cette analyse a pris en compte le contexte d'acquisition : les images étaient en niveau de gris, faiblement contrastées, avec un bruit granulaire induit par la vision infrarouge qui complique la détection de la focalisation du système.

Pour surmonter ces problèmes, la stratégie d'analyse des images comprenait leur transposition dans un domaine alternatif, le domaine temps-fréquence. Pour y parvenir, nous avons dû confronter notre connaissance de l'état de l'art relative aux systèmes de focalisation automatique avec les contraintes de notre contexte d'étude et diverses méthodes d'analyse d'images.

Notre première approche proposait de réinterpréter les images suivant le principe de la transformée en ondelettes. À cet effet, le choix d'une ondelette était crucial pour mettre en valeur les informations caractéristiques qui nous intéressent dans les images. Une ondelette spécifique a donc été proposée, nommée *COW*, et précisément adaptée pour traiter nos images infrarouges. Cette transformation permettait d'analyser les images de façon bien plus fiables que si nous l'avions fait dans leur forme d'origine, et l'algorithme de focalisation qui en a découlé montrait des résultats déjà satisfaisants.

Pour aller plus loin, une deuxième méthode a été proposée, où les images étaient réinterprétées selon une méthode plus générale et plus précise que la transformée en ondelettes. Il s'agissait de la transformée polynomiale. Ici, le polynôme de Legendre a été utilisé pour ses similitudes fréquentielles avec l'ondelette Haar, ayant elle-même inspirée l'ondelette *COW* précédemment utilisée. Cette transformation a permis une

analyse plus précise et plus robuste aux bruits que celle obtenue avec la transformée en ondelettes. À partir de cette analyse, l'algorithme de focalisation automatique a donné de très bons résultats. Nous disposons ainsi d'une méthode dont l'atout est sa rapidité, et d'une autre dont l'atout est la précision.

Par conséquent, les deux méthodes ont été implémentées de façon à en disposer selon les cas d'utilisation, suivant que les performances en temps de calcul doivent être mis en avant ou que la précision est plus importante. Cela constitue notre solution pour l'automatisation de l'axe Z du banc de caractérisation laser. Ainsi fonctionnel, le système de focalisation a permis, entre autres, d'effectuer des scans précis des pistes conductrices, ce qui a ouvert la porte à un système de localisation automatique de structures d'intérêt.

Toujours pour répondre aux contraintes liées à la qualité des images acquises, nous avons développé un système de localisation automatique de structures fondé sur le concept d'appariement de graphes. La transposition des données image sous forme de graphe a en effet permis de reformuler le problème de reconnaissance de formes pour lui donner un plus haut niveau d'abstraction.

Dans notre contexte, les structures électroniques étaient topologiquement très redondantes et les graphes construits l'étaient également. Pour y remédier, la première étape de notre démarche a consisté à proposer des descripteurs afin d'enrichir nos graphes. Ces descripteurs ont eu pour objectif d'encoder des caractéristiques discriminantes pour les structures électroniques : des informations topologiques et des informations directionnelles. Ces descripteurs étaient construits de façon à être invariants aux transformations, linéaires ou non, envisageables dans notre cas d'étude. Ils ont été assignés à chaque nœud et arête d'un graphe.

Grâce à ce processus, des graphes ont été construits de façon à discriminer les structures électroniques et ainsi faciliter le processus de recherche du meilleur appariement entre graphes. Cette recherche du meilleur appariement a constitué le cœur du problème. La méthode proposée s'est voulue être un compromis entre subjectivité et complexité, par l'incorporation d'une notion contextuelle à la fonction de calcul de similarité entre nœuds et arêtes des deux graphes. Cela a été fait suivant un processus de diffusion effectué sur le graphe d'association, produit tensoriel des graphes à appairer. Cette diffusion a mis en valeur des appariements ayant une plus grande vraisemblance structurelle, en plus de la similarité mesurée entre les descripteurs associés à deux nœuds ou arêtes des graphes.

La fonction de similarité ainsi formulée, dite d'*ordre supérieur*, a permis de s'affranchir de certains termes des algorithmes d'optimisation quadratique habituels, pour les simplifier en algorithme linéaire. Malgré cette simplification de l'algorithme, les résultats obtenus ont été suffisamment fiables pour obtenir la localisation d'un modèle dans un graphe cible, par projection de ce premier sur les nœuds proposés pour l'appariement.

Une batterie de tests a été effectuée pour valider la robustesse du processus de localisation proposé. À défaut de base de données existante, ces tests ont été faits sur

des données synthétiques les plus réalistes, vis-à-vis des contraintes de l'imagerie infrarouge de notre étude. Les résultats obtenus ont montré que notre approche était très précise dans notre contexte, loin devant d'autres méthodes de la littérature. Qui plus est, les essais de localisation en situation réelle ont été couronnés de succès, et ce quelles que soient les données d'entrée : non seulement notre méthode s'est montrée efficace dans le cas de localisation d'images réelles dans une cible réelle, mais elle l'a également été pour la localisation de structures schématiques dans une cible réelle. Les descripteurs utilisés ont ainsi montré leur robustesse tout en garantissant la souplesse d'une approche par graphes.

L'intégration de cette méthode de localisation dans des processus de caractérisation est donc d'un grand potentiel, avec toute l'utilité qui en découle.

Nous émettons quelques perspectives. Une première serait d'évaluer la robustesse de notre méthode en situation réelle, au travers de tests sur une base de données regroupant des cas typiques d'utilisation. Une deuxième perspective serait d'élargir le processus de construction de graphes en vue de prendre en compte des structures électroniques qui ne peuvent pas être uniquement décrites par des intersections de lignes. Pour cela, les notions de voisinage et la détection de régions dites *presque convexes* pourraient être étudiées. Cette perspective offrirait par ailleurs une meilleure robustesse des graphes aux bruits. Pour aller plus loin, la définition de structures plus complexes pourrait également être facilitée par ontologie.

Les deux automatisations proposées dans ce manuscrit offrent un panel d'outils potentiellement important pour l'automatisation intégrale des caractérisations laser de circuits intégrés. Non seulement, nous avons répondu aux desiderata de base pour ce qui est de la reproductivité des injections laser, *via* l'autofocus et la reconnaissance de formes, mais nous proposons d'améliorer la précision de celles-ci, par la mise en place de processus combinant nos deux outils d'analyse d'images. En effet, le scan d'un composant apporte plus d'informations que la seule vue complète de la surface des pistes conductrices. La carte des focus fournit des informations précieuses sur la morphologie du circuit intégré, permet d'ajuster au mieux son positionnement pré-process, d'ajuster localement la puissance du laser en fonction de l'épaisseur du silicium recouvrant les pistes conductrices *etc.*

Certains de ces outils sont déjà implémentés, et nous travaillons encore à leur plus grande optimisation en terme de temps de calcul, temps d'interrogation des instruments, validation de la calibration des axes, *etc.*, ceci pour aboutir à un environnement complètement automatisé. De plus, la caractérisation laser n'est qu'une partie de ce qui constitue la caractérisation sécuritaire d'un circuit intégré. D'autres approches, comme la caractérisation par impulsion électromagnétique, sont possibles pour mettre à mal leur intégrité et l'intégrité de leurs secrets. Ces méthodes peuvent également bénéficier d'outils fondés sur la vision pour en automatiser et optimiser leur mise en œuvre.

Enfin, certaines étapes de la caractérisation, comme par exemple l'interprétation

comportementale des circuits intégrés suite à des perturbations, nécessitent encore l'intervention manuelle, car elles requièrent une connaissance globale des composants électroniques, et demande une subjectivité certaine pour comprendre l'influence de certaines structures électroniques sur d'autres au cours de l'activité du composant, qu'il soit dans un état normal ou perturbé. Les cibles des caractérisations sécuritaires sont multiples, comme multiples sont les réponses aux perturbations. L'analyse qui s'en suit est de fait multi-facteurs et constitue donc une réelle difficulté d'interprétation et de représentation. Une représentation graphique adaptée pourrait en ce sens aider les concepteurs et les testeurs dans l'interprétation des résultats. La difficulté réside, non pas dans l'affichage, mais dans l'analyse des données relatives à la caractérisation, afin de proposer une représentation adaptée, sur la base de règles d'inférences issues de techniques de statistique (comme l'analyse en composante principale), de fouille de données, ou encore de l'intelligence artificielle (ontologie). En modélisant les connaissances des acteurs de différents domaines, les ontologies seraient alors la passerelle entre techniques de rendu 2D/3D et expertise en sécurité embarquée.

Bibliographie

- ABDEL-BASSET, M. et al. (2018). « A comprehensive review of quadratic assignment problem : variants, hybrids and applications ». In : *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, p. 1-24. DOI : [10.1007/s12652-018-0917-x](https://doi.org/10.1007/s12652-018-0917-x) (cf. p. 68).
- ABELÉ, R., J.-L. DAMOISEAUX, R. EL MOUBTAHIJ et al. (2021). « Spatial Location in Integrated Circuits through Infrared Microscopy ». In : *Sensors* 21.6. ISSN : 1424-8220. DOI : [10.3390/s21062175](https://doi.org/10.3390/s21062175) (cf. p. 19).
- ABELÉ, R., J.-L. DAMOISEAUX, D. FRONTE et al. (2020a). « Efficient Integrated Circuits Characterization Through Computer Vision Assistance ». In : *25th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA 2020, Vienna, Austria, September 8-11, 2020*. T. 1. IEEE, p. 1247-1250. DOI : [10.1109/ETFA46521.2020.9211922](https://doi.org/10.1109/ETFA46521.2020.9211922) (cf. p. 19).
- (2020b). « Graph Matching Applied For Textured Pattern Recognition ». In : *IEEE International Conference on Image Processing, ICIP 2020, Abu Dhabi, United Arab Emirates, October 25-28, 2020*. IEEE, p. 1451-1455. DOI : [10.1109/ICIP40778.2020.9191035](https://doi.org/10.1109/ICIP40778.2020.9191035) (cf. p. 19).
- ABELÉ, R., R. EL MOUBTAHIJ et al. (2019). « FMPOD : A Novel Focus Metric Based on Polynomial Decomposition for Infrared Microscopy ». In : *IEEE Photonics Journal* 11.5, p. 1-17. ISSN : 1943-0647. DOI : [10.1109/JPHOT.2019.2940689](https://doi.org/10.1109/JPHOT.2019.2940689) (cf. p. 19).
- ABELÉ, R., D. FRONTE et al. (2018). « Autofocus in infrared microscopy ». In : *23rd IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA 2018, Torino, Italy, September 4-7, 2018*. IEEE, p. 631-637. DOI : [10.1109/ETFA.2018.8502648](https://doi.org/10.1109/ETFA.2018.8502648) (cf. p. 19).
- ALI, R. et al. (2020). « Passive Autofocusing System for a Thermal Camera ». In : *IEEE Access* 8, p. 130014-130022. DOI : [10.1109/ACCESS.2020.3006356](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3006356) (cf. p. 108).
- ALTMAN, E. I. (2013). « Predicting financial distress of companies : revisiting the Z-score and ZETA® models ». In : *Handbook of research methods and applications in empirical finance*. Edward Elgar Publishing. DOI : [10.4337/9780857936080.00027](https://doi.org/10.4337/9780857936080.00027) (cf. p. 116).
- ARYAN, P. et al. (2018). « An Overview of Non-Destructive Testing Methods for Integrated Circuit Packaging Inspection ». In : *Sensors* 18.7. ISSN : 1424-8220. DOI : [10.3390/s18071981](https://doi.org/10.3390/s18071981) (cf. p. 18).
- AZIZ, F. et al. (2013). « Backtrackless Walks on a Graph ». In : *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 24.6, p. 977-989. DOI : [10.1109/TNNLS.2013.2248093](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2013.2248093) (cf. p. 87).

- BATHE-PETERS, M. et al. (2018). « All-optical microscope autofocus based on an electrically tunable lens and a totally internally reflected IR laser ». In : *Optics Express* 26.3. 1, p. 2359-2368. DOI : [10.1364/OE.26.002359](https://doi.org/10.1364/OE.26.002359) (cf. p. 24).
- BERTOCCI, F. et al. (2019). « Scanning Acoustic Microscopy (SAM) : A Robust Method for Defect Detection during the Manufacturing Process of Ultrasound Probes for Medical Imaging ». In : *Sensors* 19.22. ISSN : 1424-8220. DOI : [10.3390/s19224868](https://doi.org/10.3390/s19224868) (cf. p. 21).
- BIAN, Y. et al. (2018). « Optical refractometry using lensless holography and autofocusing ». In : *Optics express* 26.23, p. 29614-29628. DOI : [10.1364/OE.26.029614](https://doi.org/10.1364/OE.26.029614) (cf. p. 25).
- BIHAM, E. et al. (1997). « Differential fault analysis of secret key cryptosystems ». In : *Advances in Cryptology — CRYPTO '97*. Sous la dir. de B. S. KALISKI. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 513-525. DOI : [10.1007/BFb0052259](https://doi.org/10.1007/BFb0052259) (cf. p. 14).
- BISHOP, C. M. (2007). *Pattern recognition and machine learning, 5th Edition*. Information science and statistics. Springer-Verlag. ISBN : 9780387310732 (cf. p. 60).
- BLAIVAS, A. S. (1974). « Visual analysis in unspecialized receptive fields as an orthogonal series expansion ». In : *Neurophysiology* 6.2. 7, p. 168-173. ISSN : 1573-9007. DOI : [10.1007/BF01062755](https://doi.org/10.1007/BF01062755) (cf. p. 36).
- BORDEI, C. et al. (2014). « Polynomial based texture representation for facial expression recognition, polynomial ». In : *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2014, Florence, Italy, May 4-9, 2014*. IEEE, p. 529-533. DOI : [10.1109/ICASSP.2014.6853652](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2014.6853652) (cf. p. 39).
- BOUGLEUX, S. et al. (2017). « Graph edit distance as a quadratic assignment problem ». In : *Pattern Recognition Letters* 87, p. 38-46. DOI : [10.1016/j.patrec.2016.10.001](https://doi.org/10.1016/j.patrec.2016.10.001) (cf. p. 67).
- CHAN, W. L. et al. (2008). « Coherent Multiscale Image Processing Using Dual-Tree Quaternion Wavelets ». In : *IEEE Transactions on Image Processing* 17.7, p. 1069-1082. ISSN : 1941-0042. DOI : [10.1109/TIP.2008.924282](https://doi.org/10.1109/TIP.2008.924282) (cf. p. 38).
- CHEN, X. et al. (2017). « Efficient Graph Similarity Search in External Memory ». In : *IEEE Access* 5, p. 4551-4560. DOI : [10.1109/ACCESS.2017.2682107](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2682107) (cf. p. 67).
- CHO, M. et al. (2010). « Reweighted Random Walks for Graph Matching ». In : *Computer Vision - ECCV 2010 - 11th European Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, Greece, September 5-11, 2010, Proceedings, Part V*, p. 492-505. DOI : [10.1007/978-3-642-15555-0_36](https://doi.org/10.1007/978-3-642-15555-0_36) (cf. p. 75, 84, 86).
- CHO, N.-G. et al. (2017). « A Novel Linelet-based Representation for Line Segment Detection ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, p. 1-1. ISSN : 0162-8828. DOI : [10.1109/tpami.2017.2703841](https://doi.org/10.1109/tpami.2017.2703841) (cf. p. 38).
- CHOI, H. et al. (2018). « Despeckling Images Using a Preprocessing Filter and Discrete Wavelet Transform-Based Noise Reduction Techniques ». In : *IEEE Sensors Journal* 18.8, p. 3131-3139. DOI : [10.1109/JSEN.2018.2794550](https://doi.org/10.1109/JSEN.2018.2794550) (cf. p. 108).
- CHOI, H. et al. (2020). « Despeckling Algorithm for Removing Speckle Noise from Ultrasound Images ». In : *Symmetry* 12.6. ISSN : 2073-8994. DOI : [10.3390/sym12060938](https://doi.org/10.3390/sym12060938) (cf. p. 108).

- COHEN, A. et al. (1992). « Biorthogonal bases of compactly supported wavelets ». In : *Communications on Pure and Applied Mathematics* 45.5, p. 485-560. ISSN : 0010-3640. DOI : [10.1002/cpa.3160450502](https://doi.org/10.1002/cpa.3160450502) (cf. p. 42).
- COIFMAN, R. R. et al. (2006). « Diffusion maps ». In : *Applied and Computational Harmonic Analysis* 21.1, p. 5-30. ISSN : 1063-5203. DOI : [10.1016/j.acha.2006.04.006](https://doi.org/10.1016/j.acha.2006.04.006) (cf. p. 84).
- COURBON, F. et al. (2015). « Combining Image Processing and Laser Fault Injections for Characterizing a Hardware AES ». In : *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems* 34.6, p. 928-936 (cf. p. 21).
- DABOV, K. et al. (2007). « Image Denoising by Sparse 3-D Transform-Domain Collaborative Filtering ». In : *IEEE Transactions on Image Processing* 16.8, p. 2080-2095. DOI : [10.1109/TIP.2007.901238](https://doi.org/10.1109/TIP.2007.901238) (cf. p. 108).
- DALAL, N. et al. (2005). « Histograms of oriented gradients for human detection ». In : *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005), 20-26 June 2005, San Diego, CA, USA*. T. 1, 886-893 vol. 1. DOI : [10.1109/CVPR.2005.177](https://doi.org/10.1109/CVPR.2005.177) (cf. p. 81, 82).
- DAVY, A. et al. (2020). « GPU acceleration of NL-means, BM3D and VBM3D ». In : *Journal of Real-Time Image Processing*, p. 1-18. DOI : [10.1007/s11554-020-00945-4](https://doi.org/10.1007/s11554-020-00945-4) (cf. p. 108).
- DUCHENNE, O. et al. (2011). « A Tensor-Based Algorithm for High-Order Graph Matching ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 33.12, p. 2383-2395. DOI : [10.1109/TPAMI.2011.110](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2011.110) (cf. p. 69, 70, 84).
- DUTTA, A. et al. (2018). « Product graph-based higher order contextual similarities for inexact subgraph matching ». In : *Pattern Recognition* 76, p. 596-611. DOI : [10.1016/j.patcog.2017.12.003](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.12.003) (cf. p. 69, 84, 87, 92, 93).
- EDEN, M. et al. (1986). « Polynomial representation of pictures ». In : *Signal Processing* 10.4. 63, p. 385-393. DOI : [10.1016/0165-1684\(86\)90046-0](https://doi.org/10.1016/0165-1684(86)90046-0) (cf. p. 38, 39, 151).
- EL MOUBTAHIJ, R. (2016). « Transformations polynomiales : applications à l'estimation de mouvements et à la classification de vidéos ». Thèse de doct. Université de Poitiers (cf. p. 38, 47, 151).
- EL MOUBTAHIJ, R., B. AUGEREAU et al. (2015a). « A polynomial texture extraction with application in dynamic texture classification ». In : *Twelfth International Conference on Quality Control by Artificial Vision, CQAV 2015, 3-5 June, 2015, Le Creusot, France*. T. 9534. International Society for Optics et Photonics, p. 953407. DOI : [10.1117/12.2182865](https://doi.org/10.1117/12.2182865) (cf. p. 39, 78).
- EL MOUBTAHIJ, R., B. AUGEREAU et al. (2015b). « Spatial image polynomial decomposition with application to video classification ». In : *Journal of Electronic Imaging* 24.6, 061114, p. 061114. ISSN : 1017-9909. DOI : [10.1117/1.jei.24.6.061114](https://doi.org/10.1117/1.jei.24.6.061114) (cf. p. 108).
- EMMERT-STREIB, F. et al. (2016). « Fifty years of graph matching, network alignment and network comparison ». In : *Information Sciences* 346-347, p. 180-197. ISSN : 0020-0255. DOI : [10.1016/j.ins.2016.01.074](https://doi.org/10.1016/j.ins.2016.01.074) (cf. p. 70).

- FAN, Z. et al. (2010). « Autofocus algorithm based on Wavelet Packet Transform for infrared microscopy ». In : *2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing*. T. 5, p. 2510-2514. DOI : [10.1109/CISP.2010.5647471](https://doi.org/10.1109/CISP.2010.5647471) (cf. p. 29, 51).
- FEIZI, S. et al. (2019). « Spectral Alignment of Graphs ». In : *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 4, p. 1-1. ISSN : 2327-4697. DOI : [10.1109/TNSE.2019.2913233](https://doi.org/10.1109/TNSE.2019.2913233) (cf. p. 69, 75, 77).
- FONSECA, E. et al. (2016). « Comparative analysis of autofocus functions in digital in-line phase-shifting holography, Autofocus ». In : *Applied Optics* 55.27, p. 7663. ISSN : 0003-6935. DOI : [10.1364/AO.55.007663](https://doi.org/10.1364/AO.55.007663) (cf. p. 27).
- GÄRTNER, T. et al. (2003). « On Graph Kernels : Hardness Results and Efficient Alternatives ». In : *Learning Theory and Kernel Machines*. Sous la dir. de B. SCHÖLKOPF et al. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 129-143. ISBN : 978-3-540-45167-9. DOI : [10.1007/978-3-540-45167-9_11](https://doi.org/10.1007/978-3-540-45167-9_11) (cf. p. 85).
- GERSHUN, A. (1939). « The Light Field ». In : *Journal of Mathematics and Physics* 18.1-4, p. 51-151. DOI : [10.1002/sapm193918151](https://doi.org/10.1002/sapm193918151) (cf. p. 24).
- GOLD, S. et al. (1996). « A Graduated Assignment Algorithm for Graph Matching ». In : *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 18.4, p. 377-388. DOI : [10.1109/34.491619](https://doi.org/10.1109/34.491619) (cf. p. 68, 75).
- GOLUB, G. H. et al. (1996). *Matrix Computations (3rd Ed.)* USA : Johns Hopkins University Press. ISBN : 0801854148. DOI : [10.5555/248979](https://doi.org/10.5555/248979) (cf. p. 69).
- GONZÁLEZ, V. et al. (2019). « Multi-Resolution Spectral Graph Matching ». In : *2019 IEEE International Conference on Image Processing, ICIP 2019, Taipei, Taiwan, September 22-25, 2019*, p. 2319-2323. DOI : [10.1109/ICIP.2019.8803306](https://doi.org/10.1109/ICIP.2019.8803306) (cf. p. 70).
- GORI, M. et al. (2005). « Exact and approximate graph matching using random walks ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 27.7, p. 1100-1111. ISSN : 1939-3539. DOI : [10.1109/TPAMI.2005.138](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2005.138) (cf. p. 84).
- GOYAL, P. et al. (2018). « Graph embedding techniques, applications, and performance : A survey ». In : *Knowledge-Based Systems* 151, p. 78-94. DOI : [10.1016/j.knosys.2018.03.022](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2018.03.022) (cf. p. 70).
- GREEN, M. A. (2008). « Self-consistent optical parameters of intrinsic silicon at 300 K including temperature coefficients ». In : *Solar Energy Materials and Solar Cells* 92.11, p. 1305-1310. ISSN : 0927-0248. DOI : [10.1016/j.solmat.2008.06.009](https://doi.org/10.1016/j.solmat.2008.06.009) (cf. p. 22).
- GREEN, M. A. et M. J. KEEVERS (1995). « Optical properties of intrinsic silicon at 300 K ». In : *Progress in Photovoltaics : Research and Applications* 3.3, p. 189-192. ISSN : 1062-7995. DOI : [10.1002/pip.4670030303](https://doi.org/10.1002/pip.4670030303) (cf. p. 22).
- HAAR, A. (1910). « Zur theorie der orthogonalen funktionensysteme. Erste Mitteilung ». In : *Mathematische Annalen* 69.3, p. 331-371. ISSN : 0025-5831. DOI : [10.1007/bf01456326](https://doi.org/10.1007/bf01456326) (cf. p. 40).
- HAMMACK, R. et al. (2011). *Handbook of Product Graphs*. 2nd. CRC press. DOI : [10.1201/b10959](https://doi.org/10.1201/b10959) (cf. p. 85).

- HANSARD, M. et al. (2012). *Time of Flight Cameras : Principles, Methods, and Applications*. SpringerBriefs in Computer Science. 280. Springer Science & Business Media, p. 95. ISBN : 978-1-4471-4658-2. DOI : [10.1007/978-1-4471-4658-2](https://doi.org/10.1007/978-1-4471-4658-2) (cf. p. 24).
- HASAN, M. et al. (2018). « Improved BM3D image denoising using SSIM-optimized Wiener filter ». In : *EURASIP Journal on Image and Video Processing* 2018.1, p. 1-12. DOI : [10.1186/s13640-018-0264-z](https://doi.org/10.1186/s13640-018-0264-z) (cf. p. 108).
- HAZAN, E. et al. (2016). « On Graduated Optimization for Stochastic Non-Convex Problems ». In : *Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning, ICML 2016, New York City, NY, USA, June 19-24, 2016*. T. 48. New York, NY, USA, p. 1833-1841. DOI : [10.5555/3045390.3045584](https://doi.org/10.5555/3045390.3045584) (cf. p. 69).
- HOUGH, P. V. C. (1962). *Method and means for recognizing complex patterns*. US Patent 3,069,654. URL : <https://www.osti.gov/biblio/4746348> (cf. p. 73, 78).
- HSIEH, S.-J. (2014). « Survey of thermography in electronics inspection ». In : *Thermosense : Thermal Infrared Applications XXXVI*. Sous la dir. de G. R. STOCKTON et al. T. 9105. International Society for Optics et Photonics. SPIE, p. 140-151. DOI : [10.1117/12.2053134](https://doi.org/10.1117/12.2053134) (cf. p. 22, 24).
- IWANE, T. (2018). « Light-field optics and its potential applications ». In : *2018 17th Workshop on Information Optics (WIO)*, p. 1-3. DOI : [10.1109/WIO.2018.8643461](https://doi.org/10.1109/WIO.2018.8643461) (cf. p. 24).
- JIN, H. et al. (2006). « Real-Time Multi-view 3D Object Tracking in Cluttered Scenes ». In : *Advances in Visual Computing*. Springer Berlin Heidelberg, p. 647-656. DOI : [10.1007/11919629_65](https://doi.org/10.1007/11919629_65) (cf. p. 123).
- KAMBLE, V. et al. (2015). « No-reference image quality assessment algorithms : A survey ». In : *Optik - International Journal for Light and Electron Optics* 126.11-12, p. 1090-1097. ISSN : 0030-4026. DOI : [10.1016/j.ijleo.2015.02.093](https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2015.02.093) (cf. p. 25).
- KARMAKAR, N. (1984). « A new polynomial-time algorithm for linear programming ». In : *Proceedings of the sixteenth annual ACM symposium on Theory of computing*, p. 302-311. DOI : [10.1007/BF02579150](https://doi.org/10.1007/BF02579150) (cf. p. 69).
- KIHL, O. et al. (2008). « Multivariate orthogonal polynomials to extract singular points ». In : *Proceedings of the International Conference on Image Processing, ICIP 2008, October 12-15, 2008, San Diego, California, USA*. IEEE. San Diego, California, p. 857-860. DOI : [10.1109/icip.2008.4711890](https://doi.org/10.1109/icip.2008.4711890) (cf. p. 38, 39).
- KIHL, O. (2012). « Modélisations polynomiales hiérarchisées applications à l'analyse de mouvements complexes ». Thèse de doct. Université de Poitiers (cf. p. 38, 39, 47).
- KIM, H. T. et al. (2009). « Automatic focus control for assembly alignment in a lens module process ». In : *2009 IEEE International Symposium on Assembly and Manufacturing*. IEEE. DOI : [10.1109/isam.2009.5376955](https://doi.org/10.1109/isam.2009.5376955) (cf. p. 25).
- KOCHER, P. et al. (1999). « Differential Power Analysis ». In : *Advances in Cryptology — CRYPTO'99*. Sous la dir. de M. WIENER. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 388-397. DOI : [10.1007/3-540-48405-1_25](https://doi.org/10.1007/3-540-48405-1_25) (cf. p. 14).
- KOOPMANS, T. C. et al. (1957). « Assignment Problems and the Location of Economic Activities ». In : *Econometrica* 25.1, p. 53-76. ISSN : 00129682, 14680262. DOI : [10.2307/1907742](https://doi.org/10.2307/1907742) (cf. p. 67).

- KROTKOV, E. (1988). « Focusing ». In : *International Journal of Computer Vision* 1.3, p. 223-237. ISSN : 0920-5691. DOI : [10.1007/bf00127822](https://doi.org/10.1007/bf00127822) (cf. p. 25).
- KUMAR, V. et al. (2012). « Importance of Statistical Measures in Digital Image Processing ». In : *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering* 2.8, p. 56-62. ISSN : 2250-2459 (cf. p. 26).
- KURTTI, S. et al. (2018). « A CMOS chip set for accurate pulsed time-of-flight laser range finding ». In : *IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*. 2, p. 1-5. DOI : [10.1109/I2MTC.2018.8409646](https://doi.org/10.1109/I2MTC.2018.8409646) (cf. p. 24).
- LAWLER, E. L. (1963). « The Quadratic Assignment Problem ». In : *Management Science* 9.4, p. 586-599. DOI : [10.1287/mnsc.9.4.586](https://doi.org/10.1287/mnsc.9.4.586) (cf. p. 68).
- LE BODIC, P. et al. (2012). « An integer linear program for substitution-tolerant subgraph isomorphism and its use for symbol spotting in technical drawings ». In : *Pattern Recognition* 45.12, p. 4214-4224. DOI : [10.1016/j.patcog.2012.05.022](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2012.05.022) (cf. p. 69, 88).
- LEE, J. et al. (2011). « Hyper-graph matching via reweighted random walks ». In : *CVPR 2011*. 130, p. 1633-1640. DOI : [10.1109/CVPR.2011.5995387](https://doi.org/10.1109/CVPR.2011.5995387) (cf. p. 75, 84).
- LEE, S. et al. (2008). « Enhanced Autofocus Algorithm Using Robust Focus Measure and Fuzzy Reasoning ». In : *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 18.9, p. 1237-1246. ISSN : 1558-2205. DOI : [10.1109/TCSVT.2008.924105](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2008.924105) (cf. p. 28).
- LEROUGE, J. et al. (2017). « New binary linear programming formulation to compute the graph edit distance ». In : *Pattern Recognition* 72, p. 254-265. ISSN : 0031-3203. DOI : [10.1016/j.patcog.2017.07.029](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.07.029) (cf. p. 67).
- LESKOVEC, J. et al. (2010). « Kronecker graphs : an approach to modeling networks. » In : *Journal of Machine Learning Research* 11.2. DOI : [10.5555/1756006.1756039](https://doi.org/10.5555/1756006.1756039) (cf. p. 64, 85).
- LEVENSHTEIN, V. I. (1966). « Binary codes capable of correcting deletions, insertions, and reversals ». In : *Soviet physics doklady*. T. 10, p. 707-710 (cf. p. 67).
- LEVOY, M. (2006). « Light fields and computational imaging ». In : *IEEE Computer Society* 39.8. 396, p. 46-55. DOI : [10.1109/MC.2006.270](https://doi.org/10.1109/MC.2006.270) (cf. p. 24).
- LEVOY, M. et al. (2006). « Light Field Microscopy ». In : *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. T. 25. 3. 615. ACM. Association for Computing Machinery, p. 924-934. DOI : [10.1145/1141911.1141976](https://doi.org/10.1145/1141911.1141976) (cf. p. 24).
- LEWIS, J. P. (2001). « Fast Normalized Cross-Correlation ». In : t. 10 (cf. p. 60).
- LIEBLING, M. et al. (2004). « Autofocus for digital Fresnel holograms by use of a Fresnelet-sparsity criterion ». In : *Journal of the Optical Society of America A : Optics and Image Science, and Vision* 21.12, p. 2424-2430. DOI : [10.1364/JOSAA.21.002424](https://doi.org/10.1364/JOSAA.21.002424) (cf. p. 27).
- LIGOZAT, G. (2013). *Qualitative spatial and temporal reasoning*. John Wiley & Sons (cf. p. 118).
- LIVI, L. et al. (2012). « Parallel algorithms for tensor product-based inexact graph matching ». In : *The 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, p. 1-8. DOI : [10.1109/IJCNN.2012.6252681](https://doi.org/10.1109/IJCNN.2012.6252681) (cf. p. 118).

- LONG, L. et al. (2019). « Review of Camera Calibration Algorithms ». In : *Advances in Computer Communication and Computational Sciences*. Springer, p. 723-732. DOI : [10.1007/978-981-13-6861-5_61](https://doi.org/10.1007/978-981-13-6861-5_61) (cf. p. 123).
- LOWE, D. G. (1999). « Object recognition from local scale-invariant features ». In : *Proceedings of the seventh IEEE international conference on computer vision*. T. 2. Ieee, p. 1150-1157. DOI : [10.1109/ICCV.1999.790410](https://doi.org/10.1109/ICCV.1999.790410) (cf. p. 123).
- LYZINSKI, V. et al. (2016). « Graph Matching : Relax at Your Own Risk ». In : *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence* 38.1, p. 60-73. DOI : [10.1109/TPAMI.2015.2424894](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2015.2424894) (cf. p. 68).
- MA, J. et al. (2010). « The Curvelet Transform ». In : *IEEE Signal Processing Magazine* 27.2, p. 118-133. ISSN : 1053-5888. DOI : [10.1109/msp.2009.935453](https://doi.org/10.1109/msp.2009.935453) (cf. p. 38).
- MALLAT, S. G. (1989). « A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 11.7, p. 674-693. ISSN : 1939-3539. DOI : [10.1109/34.192463](https://doi.org/10.1109/34.192463) (cf. p. 37, 40, 149, 150).
- MCCONNELL, R. K. (1986). *Method of and apparatus for pattern recognition*. US Patent 4,567,610 (cf. p. 81).
- MERKLE, R. et al. (1978). « Hiding information and signatures in trapdoor knapsacks ». In : *IEEE Transactions on Information Theory* 24.5, p. 525-530. DOI : [10.1109/TIT.1978.1055927](https://doi.org/10.1109/TIT.1978.1055927) (cf. p. 80).
- NEUMANN, B. et al. (1989). « A laser-autofocus for automatic microscopy and metrology ». In : *Sensors and Actuators* 17.1-2, p. 267-272. DOI : [10.1016/0250-6874\(89\)80090-3](https://doi.org/10.1016/0250-6874(89)80090-3) (cf. p. 24).
- NEUMANN, B. (1985). « Autofokussierung ». In : *Leitz-Mitt. Wiss. Techn.* 8.8, p. 228-232 (cf. p. 23).
- NG, R. et al. (2005). « Light field photography with a hand-held plenoptic camera ». In : *Computer Science Technical Report CSTR* 2.11, p. 1-11 (cf. p. 24).
- PEARSON, K. (1896). « VII. Mathematical contributions to the theory of evolution.—III. Regression, heredity, and panmixia ». In : *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, containing papers of a mathematical or physical character* 187, p. 253-318. DOI : [10.1098/rsta.1896.0007](https://doi.org/10.1098/rsta.1896.0007) (cf. p. 111).
- PODLECH, S. (2016). « Autofocus by Bayes Spectral Entropy Applied to Optical Microscopy ». In : *Microscopy and Microanalysis* 22.01, p. 199-207. ISSN : 1431-9276. DOI : [10.1017/s1431927615015652](https://doi.org/10.1017/s1431927615015652) (cf. p. 27).
- RENZ, J. (2003). *Qualitative spatial reasoning with topological information*. T. 2293. Springer. DOI : [10.1007/3-540-70736-0](https://doi.org/10.1007/3-540-70736-0) (cf. p. 118).
- RIESEN, K. et al. (2009). « Approximate Graph Edit Distance Computation By Means Of Bipartite Graph Matching ». In : *Image and Vision Computing* 27.7, p. 950-959. ISSN : 0262-8856. DOI : [10.1016/j.imavis.2008.04.004](https://doi.org/10.1016/j.imavis.2008.04.004) (cf. p. 67).
- ROBLES-KELLY, A. et al. (2005). « Graph edit distance from spectral seriation ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 27.3, p. 365-378. ISSN : 0162-8828. DOI : [10.1109/TPAMI.2005.56](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2005.56) (cf. p. 67).

- ROBLES-KELLY, A. et al. (2004). « String Edit Distance, Random Walks And Graph Matching ». In : *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence* 18.3, p. 315-327. DOI : [10.1142/S0218001404003277](https://doi.org/10.1142/S0218001404003277) (cf. p. 67).
- SCHLAG, J. F. et al. (1983). *Implementation of Automatic Focusing Algorithms for a Computer Vision System with Camera Control*. Rapp. tech. Robotics Institute, Carnegie-Mellon University (cf. p. 25).
- SCHMITT, J. M. et al. (1999). « Speckle in optical coherence tomography ». In : *Journal of Biomedical Optics* 4.1, p. 95-105. DOI : [10.1117/1.429925](https://doi.org/10.1117/1.429925) (cf. p. 39).
- SELESNICK, I. W. et al. (2005). « The dual-tree complex wavelet transform ». In : *IEEE Signal Processing Magazine* 22.6, p. 123-151. ISSN : 1558-0792. DOI : [10.1109/MSP.2005.1550194](https://doi.org/10.1109/MSP.2005.1550194) (cf. p. 38).
- SHEIKH, H. R. et al. (2006). « Image information and visual quality ». In : *IEEE Transactions on Image Processing* 15.2, p. 430-444. ISSN : 1057-7149. DOI : [10.1109/tip.2005.859378](https://doi.org/10.1109/tip.2005.859378) (cf. p. 25).
- SOLER, J. D. et al. (2019). « Histogram Of Oriented Gradients : A Technique For The Study Of Molecular Cloud Formation ». In : *Astronomy & Astrophysics* 622, A166. DOI : [10.1051/0004-6361/201834300](https://doi.org/10.1051/0004-6361/201834300) (cf. p. 81).
- STAUFFER, N. L. (1982). « Digital auto focus system utilizing a photodetector array ». US Patent 4,317,991 (cf. p. 24).
- STREIJL, R. et al. (2016). « Mean opinion score (MOS) revisited : methods and applications, limitations and alternatives. » In : *Multimedia Systems*. ISSN : 1432-1882. DOI : [10.1007/s00530-014-0446-1](https://doi.org/10.1007/s00530-014-0446-1) (cf. p. 25).
- SU, S. et al. (2018). « Deep End-to-End Time-of-Flight Imaging ». In : *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 4, p. 6383-6392. DOI : [10.1109/CVPR.2018.00668](https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00668) (cf. p. 24).
- SUBBARAO, M. et al. (1993). « Focusing techniques ». In : *Optical Engineering* 32.11, p. 2824-2837. DOI : [10.1117/12.147706](https://doi.org/10.1117/12.147706) (cf. p. 26).
- TAMAMITSU, M. et al. (2017). « Comparison of Gini index and Tamura coefficient for holographic autofocusing based on the edge sparsity of the complex optical wavefront ». In : *arXiv preprint arXiv :1708.08055*. URL : <https://arxiv.org/abs/1708.08055> (cf. p. 25).
- TENENBAUM, J. M. (1970). « Accommodation in computer vision ». Thèse de doct. Stanford University (cf. p. 25-27).
- TRUCHETET, F. (1998). *Ondelettes pour le signal numérique*. Hermes (cf. p. 150).
- UMEYAMA, S. (1988). « An eigendecomposition approach to weighted graph matching problems ». In : *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 10.5, p. 695-703 (cf. p. 69).
- VAN WYK, B. et al. (2003). « Kronecker product graph matching ». In : *Pattern Recognition* 36.9, p. 2019-2030. ISSN : 0031-3203. DOI : [10.1016/S0031-3203\(03\)00009-8](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(03)00009-8) (cf. p. 85).
- VANDENBERGHE, L. et al. (1996). « Semidefinite Programming ». In : *SIAM Review* 38.1, p. 49-95. DOI : [10.1137/1038003](https://doi.org/10.1137/1038003) (cf. p. 68).

- VU, P. V. et al. (2012). « A Fast Wavelet-Based Algorithm for Global and Local Image Sharpness Estimation ». In : *IEEE Signal Processing Letters* 19.7, p. 423-426. ISSN : 1070-9908. DOI : [10.1109/lsp.2012.2199980](https://doi.org/10.1109/lsp.2012.2199980) (cf. p. 28, 40, 41, 44, 51).
- WANG, R. et al. (2019). « Efficient Parallel Computing of Graph Edit Distance ». In : *35th IEEE International Conference on Data Engineering Workshops, ICDE Workshops 2019, Macao, China, April 8-12*, p. 233-240. DOI : [10.1109/ICDEW.2019.000-7](https://doi.org/10.1109/ICDEW.2019.000-7) (cf. p. 67).
- WANG, Z. et al. (2002). « Why is image quality assessment so difficult? » In : *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP 2002, May 13-17 2002, Orlando, Florida, USA*, p. 3313-3316. DOI : [10.1109/icassp.2002.5745362](https://doi.org/10.1109/icassp.2002.5745362) (cf. p. 25).
- WEICHSEL, P. M. (1962). « The Kronecker product of graphs ». In : *Proceedings of the American mathematical society* 13.1, p. 47-52. DOI : [10.2307/2033769](https://doi.org/10.2307/2033769) (cf. p. 64).
- WEISS, K. et al. (2016). « A survey of transfer learning ». In : *Journal of Big data* 3.1, p. 9. DOI : [10.1186/s40537-016-0043-6](https://doi.org/10.1186/s40537-016-0043-6) (cf. p. 60).
- YAN, J., C. LI et al. (2018). « Adaptive Discrete Hypergraph Matching ». In : *IEEE Transactions on Cybernetics* 48.2. 18, p. 765-779. ISSN : 2168-2267. DOI : [10.1109/TCYB.2017.2655538](https://doi.org/10.1109/TCYB.2017.2655538) (cf. p. 69).
- YAN, J., X.-C. YIN et al. (2016). « A Short Survey of Recent Advances in Graph Matching ». In : *Proceedings of the 2016 ACM on International Conference on Multimedia Retrieval, ICMR 2016, New York, New York, USA, June 6-9, 2016*. ICMR '16. New York, New York, USA : ACM, p. 167-174. ISBN : 978-1-4503-4359-6. DOI : [10.1145/2911996.2912035](https://doi.org/10.1145/2911996.2912035) (cf. p. 70).
- YANG, J. et al. (2019). « Sub-hypergraph matching based on adjacency tensor ». In : *Computer Vision and Image Understanding*. ISSN : 1077-3142. DOI : [10.1016/j.cviu.2019.03.003](https://doi.org/10.1016/j.cviu.2019.03.003) (cf. p. 70).
- YANG, X., L. PRASAD et al. (2013). « Affinity Learning with Diffusion on Tensor Product Graph ». In : *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 35.1, p. 28-38. DOI : [10.1109/TPAMI.2012.60](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2012.60) (cf. p. 84).
- YANG, X., H. QIAO et al. (2017). « Point correspondence by a new third order graph matching algorithm ». In : *Pattern Recognition* 65, p. 108-118. DOI : [10.1016/j.patcog.2016.12.006](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2016.12.006) (cf. p. 70).
- YU, R. et al. (1997). « Focus measure for speckle noisy images based on wavelet multiresolution analysis ». In : *Department of Engineering, University of Aberdeen* (cf. p. 27).
- ZASLAVSKIY, M. et al. (2009). « A Path Following Algorithm for the Graph Matching Problem ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 31.12. 292, p. 2227-2242. ISSN : 0162-8828. DOI : [10.1109/TPAMI.2008.245](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2008.245) (cf. p. 69).
- ZASS, R. et al. (2008). « Probabilistic graph and hypergraph matching ». In : *2008 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2008), 24-26 June 2008, Anchorage, Alaska, USA*. DOI : [10.1109/CVPR.2008.4587500](https://doi.org/10.1109/CVPR.2008.4587500). URL : <https://doi.org/10.1109/CVPR.2008.4587500> (cf. p. 75).

- ZHANG, C. et al. (2018). « Efficient auto-refocusing for light field camera ». In : *Pattern Recognition* 81. 2, p. 176-189. ISSN : 0031-3203. DOI : [10.1016/j.patcog.2018.03.020](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2018.03.020) (cf. p. 24).
- ZHANG, J. et al. (2016). « Speckle filtering of medical ultrasonic images using wavelet and guided filter ». In : *Ultrasonics* 65, p. 177-193. ISSN : 0041-624X. DOI : [10.1016/j.ultras.2015.10.005](https://doi.org/10.1016/j.ultras.2015.10.005) (cf. p. 39).
- ZHANG, Q. et al. (2014). « A comparison of histogram distance metrics for content-based image retrieval ». In : 9027. Sous la dir. de Q. LIN et al., p. 154-162. DOI : [10.1117/12.2042359](https://doi.org/10.1117/12.2042359) (cf. p. 85).
- ZHANG, S. et al. (2012). « A Novel 9/7 Wavelet Filter banks For Texture Image Coding ». In : *International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence* 1.6. ISSN : 2165-4069. DOI : [10.14569/ijarai.2012.010602](https://doi.org/10.14569/ijarai.2012.010602) (cf. p. 42).
- ZHANG, X., C. JIA et al. (2016). « Evaluation of Autofocus Algorithm for Automatic Detection of Caenorhabditis elegans Lipid Droplets ». In : *Progress in Biochemistry and Biophysics (PBB)* 43, p. 167-175. DOI : [10.16476/j.pibb.2015.0189](https://doi.org/10.16476/j.pibb.2015.0189) (cf. p. 26).
- ZHANG, X., H. WU et al. (2016). « A new auto-focus measure based on medium frequency discrete cosine transform filtering and discrete cosine transform ». In : *Applied and Computational Harmonic Analysis* 40.2, p. 430-437. ISSN : 1063-5203. DOI : [10.1016/j.acha.2015.08.008](https://doi.org/10.1016/j.acha.2015.08.008) (cf. p. 28).
- ZHANG, Y. et al. (2018). « Robust Holographic Autofocusing Based on Edge Sparsity ». In : *2018 Conference on Lasers and Electro-Optics (CLEO)*, p. 1-2. DOI : [10.1364/CLEO_AT.2018.AM1J.7](https://doi.org/10.1364/CLEO_AT.2018.AM1J.7) (cf. p. 25).
- ZHANG, Z. et al. (2018). « Focus and Blurriness Measure Using Reorganized DCT Coefficients for an Autofocus Application ». In : *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 28.1, p. 15-30. ISSN : 1051-8215. DOI : [10.1109/TCSVT.2016.2602308](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2016.2602308) (cf. p. 28).
- ZHAO, G. et al. (2018). « High-Precision Detection of Defects of Tire Texture Through X-ray Imaging Based on Local Inverse Difference Moment Features ». In : *Sensors* 18.8. ISSN : 1424-8220. DOI : [10.3390/s18082524](https://doi.org/10.3390/s18082524) (cf. p. 21).
- ZHOU, F. et al. (2016). « Factorized Graph Matching ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 38.9. 37, p. 1774-1789. ISSN : 0162-8828. DOI : [10.1109/TPAMI.2015.2501802](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2015.2501802) (cf. p. 69).

ANNEXES

A. Transformées pour l'analyse temps-fréquence

Dans cette annexe nous rappelons les bases de l'analyse multi-résolution (Annexe A.1). Ensuite, nous présentons les principes mathématiques de deux méthodes de transformation de signaux dans le domaine temps-fréquence et leur discrétisation que nous utilisons dans notre étude. La première, la transformée en ondelettes, très utilisée dans l'analyse et la compression de signaux, est décrite en Annexe A.2. Ensuite la transformée polynomiale, qui peut être vue comme plus générique que la transformée en ondelettes, est décrite en Annexe A.3.

A.1. L'analyse multi-résolution

L'analyse multi-résolution d'un signal est une succession d'approximations de celui-ci à des résolutions décroissantes. Chaque niveau de résolution contient des informations différentes et complémentaires des niveaux de résolution inférieurs : les résolutions les plus fines contiennent plus de détails (ou hautes fréquences) que les résolutions plus approximatives (ou basses fréquences). Le fait de décomposer le signal ainsi permet d'en analyser les composantes de façon distinctes. Sans en approfondir le contexte mathématique, nous rappelons ici les concepts mathématiques de l'analyse multi-résolution.

Nous nous plaçons dans l'espace Hilbertien $L^2(\mathbb{R})$, qui est un ensemble de sous-espaces vectoriels de fonctions mesurables et définies sur \mathbb{R} . Considérons V_j , j entier relatif, un ensemble de sous-espaces de $L^2(\mathbb{R})$ tel que :

- L'ensemble des sous-espaces V_j sont récursivement emboîtables tel que :

$$V_{j+1} \subset V_j \subset V_{j-1} \subset \dots \subset L^2(\mathbb{R}), \forall j \in \mathbb{Z} \quad (\text{A.1.1})$$

- Plus j est petit, plus V_j est dense/compact dans $L^2(\mathbb{R})$ et tend vers le signal d'origine. À l'inverse, plus j est grand plus on tend vers un signal nul,
- Chaque niveau de V_j est lié par un facteur de résolution 2 tel que :

$$\forall j, f(t) \in V_j \Rightarrow f(t/2) \in V_{j+1} \quad (\text{A.1.2})$$

- Pour chaque niveau, V_j comprend toutes les fréquences sur signal à la résolution j tel que :

$$\forall k \in \mathbb{Z}, f(t) \in V_j \Rightarrow f(t-k) \in V_j \quad (\text{A.1.3})$$

— Il existe une base $\phi(t - n)$, n étant un entier relatif, orthonormale à V_0 tel que $\phi(t) \in L^2(\mathbb{R})$.

$\phi(t)$ est appelée fonction d'échelle de l'analyse multi-résolution.

Considérons maintenant un deuxième ensemble de sous-espaces W_j , où chaque W_j est défini comme le supplémentaire orthogonal à V_j et tel que :

$$V_{j-1} = V_j \oplus W_j \quad (\text{A.1.4})$$

En d'autres termes, W_j contient uniquement les détails de V_j , sans la redondance qu'il y a entre V_j et V_{j-1} . De même que pour V_j , on peut définir dans le sous-espace W_j une fonction $\psi(t)$, appelée fonction de détail, engendrant une base de fonctions orthonormales $\psi_{j,n}(t)_{j,n \in \mathbb{Z}}$.

Respectivement, les sous-espaces V_j et W_j sont composés de coefficients dits d'approximation a_n^j et de détails d_n^j tels que :

$$a_n^j = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\phi(t) dt = \langle f(t) | \phi_{j,n}(t) \rangle \quad (\text{A.1.5})$$

$$d_n^j = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi(t) dt = \langle f(t) | \psi_{j,n}(t) \rangle \quad (\text{A.1.6})$$

où $\langle x | y \rangle$ représente le produit scalaire de deux fonctions x et y . Les coefficients a_n^j et d_n^j représentent les projections du signal respectivement sur les espaces V_j et W_j .

De cette façon, si f_a^j représente une approximation du signal f à la résolution j , et f_d^j les détails, alors

$$f^{j-1} = f_a^j + f_d^j \quad (\text{A.1.7})$$

Cette approche de décomposition est très intuitive pour étudier un signal, et a été le point de départ de nombreuses méthodes d'analyses. La théorie de la décomposition multi-résolution de signaux a été proposée par Mallat en 1989 [MALLAT 1989], qui en a fait la base pour discrétiser la décomposition en ondelettes.

A.2. Rappels sur la transformée en ondelettes

Dans le domaine temps-fréquences, la transformée en ondelettes est très utilisée car elle est parfaitement adaptée à l'analyse d'évènements fréquentiels non périodiques ou qui ont une durée très courte. Son succès vient du fait qu'elle permet d'analyser les caractéristiques fréquentielles d'un signal à un instant t en fonction d'une ondelette mère $\phi(t)$. Le libre choix de cette fonction d'ondelette en fait un outil de décomposition très souple. En effet, il existe une infinité de fonctions compatibles, et un certain nombre sont très connues pour leur propriétés fréquentielles spécifiques, comme les ondelettes Haar, Meyer, Chapeau Mexicain, ou Coiflet.

La transformée en ondelettes est la projection d'un signal f sur une base d'ondelettes $\{\psi_{a,b}\}$ obtenues par dilatation a et translation b d'une ondelette mère ψ suivant A.2.8. a et b sont aussi appelés respectivement facteur d'échelle et paramètre de localisation.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} * \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{A.2.8})$$

La transformée en ondelettes continues fournit les coefficients $c_{a,b}$ suivant la formule A.2.9.

$$c_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) * \psi_{a,b}(t) dt \quad (\text{A.2.9})$$

Une fois décomposé, on peut reconstruire le signal à partir de la somme des ondelettes de la base, pondérées par les coefficients de décomposition $c_{a,b}$. Une reconstruction parfaite est possible si la fonction ondelette utilisée répond à une contrainte d'admissibilité, à savoir, son intégrale doit être nulle (donnant une idée de l'origine de son nom, "onde"). Pour des informations étendues sur les ondelettes, le livre en français [TRUCHETET 1998] donne des explications plus accessibles que celles présentes dans la littérature classique et qui reprennent généralement les fondements mathématiques.

Dans le domaine discret, la décomposition en ondelettes est généralement utilisée selon le principe de l'analyse multi-résolution, que nous avons présenté dans la section précédente. Parallèlement à la théorie de l'analyse multi-résolution, Mallat associe à la fonction d'échelle $\phi(t)$ une fonction d'ondelette père, et associe à la fonction de détails $\psi(t)$ une fonction d'ondelette mère [MALLAT 1989]. L'ondelette père engendre, par dilatation j et translation n , une base de fonctions orthonormales $\phi_{j,n}(t)$ qui sert à projeter un signal dans les sous-espaces V_j (cf. Équation A.1.5). De même, l'ondelette mère engendre une base de fonctions orthonormales $\psi_{j,n}(t)$ servant à projeter un signal dans les sous-espaces W_j (cf. Équation A.1.6).

Dans le cas de l'analyse d'images, l'extension 2D de la transformée en ondelettes décrite par Mallat [MALLAT 1989] est faite par deux transformées 1D distinctes selon les deux dimensions de l'image. Il considère des sous-espaces d'approximation V_j^2 et de détail W_j^2 pour lesquels les fonctions d'échelle $\phi_2(x, y)$ et d'ondelette $\psi_2(x, y)$ sont calculées par le produit tensoriel des fonctions de V_j et W_j :

$$\phi_{2j}(x, y) = \phi_j(x)\phi_j(y) \quad (\text{A.2.10})$$

$$\psi_{2j}(x, y) = \phi_j(x)\psi_j(y) \quad (\text{A.2.11})$$

$$\psi_{2j,2}(x, y) = \psi_j(x)\phi_j(y) \quad (\text{A.2.12})$$

$$\psi_{2j,3}(x, y) = \psi_j(x)\psi_j(y) \quad (\text{A.2.13})$$

De cette manière, le sous-espace W_j^2 est divisé en trois groupes correspondants aux trois fonctions $\psi_{2j,1}$, $\psi_{2j,2}$ et $\psi_{2j,3}$. C'est pour cela que la décomposition en ondelettes peut être qualifiée de *spatialement dirigées* [MALLAT 1989] selon les directions horizontales, verticales et diagonales (ou plus précisément "et logique" des directions

horizontales et verticales). Il faut également souligner que pour obtenir les coefficients de détails constituants W_j , il s'agit toujours de la projection de l'approximation V_{j+1} sur W_j . Les sous-espaces V_j ne contenant que des signaux approximatés, une partie des hautes fréquences n'est donc jamais décomposée, ce qui implique un potentiel manque de détails.

A.3. Rappels sur la transformée polynomiale

Soulignons que les preuves des concepts mathématiques introduits ici peuvent être trouvées dans [EDEN et al. 1986] et dans la thèse [EL MOUBTAHIJ 2016]. Comme pour la transformée en ondelettes, nous nous plaçons dans l'espace Hilbertien réel $L^2(\mathbb{R})$, espace vectoriel muni du produit scalaire défini tel que :

$$\langle f_1 | f_2 \rangle = \iint_{\Omega} f_1(x) f_2(x) \omega(x) dx \quad (\text{A.3.14})$$

où $\langle f_1 | f_2 \rangle$ représente le produit scalaire de deux fonctions f_1 et f_2 définies sur $\Omega \in L^2(\mathbb{R})$, et où, pour tout $x \in \Omega$, $\omega(x) \geq 0$ est une fonction de pondération. On considère des polynômes tels que :

$$P_{d_1, d_2}(x) = \sum_{\substack{(d_1, d_2) \in [0; d]^2 \\ d_1 + d_2 \leq d}} a_{d_1, d_2} x_1^{d_1} x_2^{d_2} \quad (\text{A.3.15})$$

où les variables entières d_1 et d_2 sont respectivement les degrés des variables x_1 et x_2 , et où a_{d_1, d_2} un coefficient réel du polynôme selon d_1 et d_2 . Le degré du polynôme est donné par $D = \sup(d_1, d_2)$. Une base de polynômes est caractérisée par son degré D et la fonction de pondération ω qui régit son espace, tel que :

$$B_{D, \omega} = \{P_{d_1, d_2}\}_{d_1, d_2 \leq D \in \mathbb{N}} \quad (\text{A.3.16})$$

Les polynômes de cette base doivent répondre à une règle d'ortho-normalité impliquant

$$\langle P_{d_1, d_2} | P_{l_1, l_2} \rangle_{\omega} = \begin{cases} 0 & \text{pour } (d_1, d_2) \neq (l_1, l_2) \\ 1 & \text{pour } (d_1, d_2) = (l_1, l_2) \end{cases} \quad (\text{A.3.17})$$

Une telle base B_D peut être construite par une récurrence à trois termes tel que :

$$\begin{cases} P_{-1, j}(x_1, x_2) = 0 \\ P_{i, -1}(x_1, x_2) = 0 \\ P_{0, 0}(x_1, x_2) = 1 \\ P_{i+1, j}(x_1, x_2) = (x_1 - \delta_{i+1, j})P_{i, j}(x_1, x_2) - \mu_{i+1, j}P_{i-1, j}(x_1, x_2) \\ P_{i, j+1}(x_1, x_2) = (x_2 - \delta_{i, j+1})P_{i, j}(x_1, x_2) - \mu_{i, j+1}P_{i, j-1}(x_1, x_2) \end{cases} \quad (\text{A.3.18})$$

avec les coefficients δ et μ tels que :

$$\begin{aligned} \delta_{i+1,j} &= \frac{\langle x_1 B_{i,j} | B_{i,j} \rangle}{\langle B_{i,j} | B_{i,j} \rangle} & \delta_{i,j+1} &= \frac{\langle x_2 B_{i,j} | B_{i,j} \rangle}{\langle B_{i,j} | B_{i,j} \rangle} \\ \mu_{i+1,j} &= \frac{\langle B_{i,j} | B_{i,j} \rangle}{\langle x_1 B_{i-1,j} | B_{i-1,j} \rangle} & \mu_{i,j+1} &= \frac{\langle B_{i,j} | B_{i,j} \rangle}{\langle x_1 B_{i,j-1} | B_{i,j-1} \rangle} \end{aligned} \quad (\text{A.3.19})$$

La base $B_{D,\omega}$ ainsi créée contient $n = \frac{(D+1)(D+2)}{2}$ polynômes. Plus le degré de la base est élevé, plus elle contient donc de polynômes (plus elle est dense dans $L^2(\mathbb{R})$). La transformée polynomiale d'une fonction F correspond à sa projection sur chacun de ces polynômes, selon le produit scalaire régissant l'espace de définition de la base. Concrètement, afin de calculer la transformée de nos images 2D, nous présentons ci-dessous la discrétisons cette transformée.

Soit U une fonction 2D définie sur le domaine Ω de taille $n_1 \times n_2$. La décomposition de cette fonction par une base de polynômes orthonormés peut être vue comme une analyse multi-échelle, où, pour une échelle L donnée :

1. pavage du domaine Ω^L en sous-domaines tels que :

$$\Omega_{h_1, h_2}^L = \{x(i, j) = (x_1(i, j), x_2(i, j))\}_{(i, j) \in D_{h_1, h_2}^L} \quad (\text{A.3.20})$$

avec (h_1, h_2) les indices entiers des sous-domaines, dont la dimension

$$D_{h_1, h_2}^L = \left[h_1 \frac{n_1}{2^L}, (h_1 + 1) \frac{n_1}{2^L} - 1 \right] \times \left[h_2 \frac{n_2}{2^L}, (h_2 + 1) \frac{n_2}{2^L} - 1 \right] \quad (\text{A.3.21})$$

et tel que $U_{h_1, h_2}^L \Omega_{h_1, h_2}^L = \Omega$ est le domaine de U ,

2. pour tout sous-domaine Ω_{h_1, h_2}^L , les coefficients de projection $b_{d_1, d_2}^{L, h_1, h_2}$ sont calculé selon

$$b_{d_1, d_2}^{L, h_1, h_2} = \langle U^{L, h_1, h_2} | B_{d_1, d_2}^L \rangle \quad (\text{A.3.22})$$

où U^{L, h_1, h_2} est la restriction de U au sous-domaine Ω_{h_1, h_2}^L et B_{d_1, d_2}^L les polynômes de la base définie sur ce sous-domaine,

3. les coefficients de projection sont regroupés selon l'ordonnancement spatial des sous-domaines, afin de créer une structure multi-résolution.

À noter que pour une base polynomiale de degré 1, trois directions seront extraites (horizontale, verticale et diagonale) comme pour la transformée en ondelettes. Ces trois directions sont données selon les polynômes $B_{0,1}$, $B_{1,0}$ et $B_{1,1}$ de la base B .