# Analyse multimodale et multicritères pour l'expertise et la localisation de défauts dans les composants électroniques modernes

Anthony Boscaro

▶ **To cite this version:**

Anthony Boscaro. Analyse multimodale et multicritères pour l'expertise et la localisation de défauts dans les composants électroniques modernes. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Bourgogne, 2017. Français. NNT : . tel-01729206

**HAL Id: tel-01729206**
**https://theses.hal.science/tel-01729206**

Submitted on 12 Mar 2018

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

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

SPIM

Thèse de Doctorat

école doctorale **sciences pour l'ingénieur et microtechniques**

UNIVERSITÉ DE BOURGOGNE

# Analyse multimodale et multicritères pour l'expertise et la localisation de défauts dans les composants électroniques modernes

ANTHONY BOSCARO

cnes

Bourgogne
Conseil régional

SPIM

# Thèse de Doctorat

école doctorale **sciences pour l'ingénieur et microtechniques**

UNIVERSITÉ DE BOURGOGNE

N° 8 5 1 9 0

THÈSE présentée par

ANTHONY BOSCARO

pour obtenir le

Grade de Docteur de
l'Université de Bourgogne

Spécialité : **Instrumentation et informatique de l'image**

# Analyse multimodale et multicritères pour l'expertise et la localisation de défauts dans les composants électroniques modernes

Unités de Recherche :
Centre National d'Études Spatiales (CNES), Toulouse ,
Laboratoire Electronique, Informatique et Image (LE2I) - FRE CNRS 2005

Soutenue publiquement le 20 Novembre 2017 devant le Jury composé de :

| | | |
|---|---|---|
| F. MORAIN-NICOLIER | Rapporteur | Professeur à l'Université de Reims Champagne-Ardenne |
| L. TORRES | Rapporteur | Professeur à l'Université de Montpellier 2 |
| P. PERDU | Examinateur | Expert senior au laboratorie Temasek, Université technologique de Nanyang, Singapour |
| K. SANCHEZ | Responsable de thèse | Docteur-Ingénieur au CNES |
| S. JACQUIR | Co-directeur de thèse | Maître de conférences HDR à l'Université de Bourgogne Franche-Comté |
| S. BINCZAK | Directeur de thèse | Professeur à l'Université de Bourgogne Franche-Comté |

"La rigueur vient toujours à bout de l’obstacle."

**Léonard de Vinci**

# REMERCIEMENTS

Ces travaux de thèse financés par le Centre National d'Études Spatiales (CNES) ainsi que la région Bourgogne Franche-Comté se sont déroulés pendant trois ans au sein du service d'expertises composants DCT/AQ/LE au CNES à Toulouse, et du laboratoire d'Électronique Informatique et Image (Le2i) FRE CNRS 2005 de l'Université de Bourgogne à Dijon. Il convient donc d'exprimer toute ma gratitude aux personnes que j'ai pu côtoyer ayant contribué à l'aboutissement et à la réussite de ce travail.

Pour commencer, je tiens à adresser mes sincères remerciements à mes encadrants universitaires Stéphane BINCZAK et Sabir JACQUIR. Je vous remercie d'avoir insisté il y a 3 ans pour me convaincre de prendre part à cette aventure, il est certain que ces travaux de recherche n'auraient pas pu aboutir sans vous. Travailler à vos côtés a été pour moi très formateur et c'est une nouvelle fois que je vous remercie pour vos conseils et votre engagement.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à Kevin SANCHEZ, responsable CNES de mes travaux. Je te remercie pour la confiance que tu m'as accordée depuis mon stage de fin d'étude ainsi que durant ces trois ans de thèse. Tes qualités humaines, techniques et scientifiques m'ont permis d'apprendre énormément à tes côtés. Il m'importe de remercier également Philippe PERDU, expert senior au laboratorie Temasek de l'Université technologique de Nanyang à Singapour. Tes conseils avisés, tes approches visionnaires et ta culture technologique m'ont été ô combien précieux tout au long de ce doctorat et j'en suis certain, me serviront dans mes travaux futurs.

J'adresse mes remerciements à Messieurs Frédérique MORAIN-NICOLIER et Lionnel TORRES pour m'avoir fait l'honneur d'être les rapporteurs de ces travaux de recherche.

Mes remerciements les plus sincères vont également à l'équipe pédagogique du département Informatique Électronique Mécanique (IEM) de l'UFR Sciences et Techniques de l'Université de Bourgogne pour leur confiance et l'opportunité qu'ils m'ont offerte pour enseigner durant ces trois ans de doctorat.

J'adresse toute ma gratitude à l'équipe de la division Système d'HAMAMATSU PHOTONICS pour leur collaboration ainsi que pour leur accueil et hospitalité lors de mes séjours dans leur locaux au Japon. Je tiens à exprimer mes plus vifs remerciements à Atsuko KATAOKA, Hirotoshi TERADA, Tomonori NAKAMURA, Masahiro TAKEDA, Toshimichi ISHIZUKA et Hitoshi IIDA. Il m'est impossible d'oublier Jean ROUX d'HAMAMATSU France que je remercie vivement pour son support, ses conseils, son accompagnement ainsi que pour tous nos échanges.

Que seraient ces remerciements sans une pensée aux doctorants rencontrés durant ces trois ans. Maxime BORDET, Rachid BEHDAD, Maxime YOCHUM, Roland ALIMA, vous qui durant ma première année m'avez bizuté au LaTeX et considéré comme élément perturbateur du bureau, merci pour tous vos conseils et votre bonne humeur durant les multiples pauses café journalières. Je tiens à adresser un remerciement particulier à Samuel CHEF, je te dois une reconnaissance sans fin pour m'avoir conseillé depuis mon projet de fin d'études de Master jusqu'à aujourd'hui. Cela m'a permis d'aborder mes recherches avec des approches différentes. J'espère sincèrement que nous aurons de nouvelles opportunités de collaborations. The last but not the least, la league des doctorants : Serge BOBBIA, Pierre BONAZZA, Nicolas BROCHARD, Yoan MARIN, Axel MOINET. Mes remerciements vont également vers vous, merci pour votre soutien inconditionnel et nos moments de détente (cafés, barbecues et j'en passe...) indispensables à tout doctorant. Je vous souhaite à tous bon courage et bonne continuation. Je remercie aussi les doctorants que j'ai eu la chance de rencontrer au CNES : Nicolas COURJAULT, Kevin MELENDEZ pour leur participation et leur aide.

Si j'en suis arrivé là aujourd'hui c'est grâce à vous, je tiens à vous exprimer ma profonde gratitude, vous qui m'avez toujours éduqué dans le droit chemin, soutenu et encouragé dans la poursuite de mes études. Merci infiniment Maman et Papa et ma petite sœur.

Enfin je rends grâce à ma compagne, Mélia, source inépuisable de motivation. Mille mercis pour tes encouragements permanents et ta patience infinie. Je t'en suis infiniment reconnaissant.

# TABLE DES MATIÈRES

**Table des matières** ix

**1 Introduction** 1

**2 Localisation de défauts dans les VLSI** 5

2.1 Introduction . . . . . 5

2.2 Methodologie : cycle d'analyse d'un composant . . . . . 7

2.2.1 Description du processus général . . . . . 7

2.2.2 Techniques de localisation adaptées aux nouvelles technologies . . 9

2.2.3 Analyse des composants par face arrière . . . . . 10

2.3 Techniques d'émission de lumière . . . . . 11

2.3.1 Principe de l'émission de lumière . . . . . 11

2.3.1.1 Photon-Émission dans le silicium . . . . . 11

2.3.1.2 Photon-Émission dans une jonction p-n . . . . . 12

2.3.1.3 Photon-Émission dans une structure inverseur MOS . . . 13

2.3.1.4 Photon-Émission : analyse spectrale . . . . . 14

2.3.2 Analyse statique/dynamique et instrumentation . . . . . 15

2.3.2.1 Approche statique . . . . . 15

2.3.2.2 Approche dynamique . . . . . 16

2.4 Techniques laser et intrumentation . . . . . 19

2.4.1 Principe des techniques laser en mode sonde . . . . . 19

2.4.2 Analyse EOP/LVP . . . . . 21

2.4.3 Analyse EOFM/LVI . . . . . 22

2.5 Contraintes issues des différentes données . . . . . 23

2.5.1 Problématiques des données en sondage laser . . . . . 23

2.5.2 Problématiques des données en émission de lumière . . . . . 24

2.6 Conclusion et contribution de la thèse . . . . . 25

**3 Traitements post-acquisition des données 1D 27**

3.1 Introduction . . . 28

3.1.1 Description de la chaîne de traitement en sondage laser . . . 28

3.1.2 Origines et caractérisation du bruit . . . 29

3.1.2.1 Contribution de l'environnement et des détecteurs . . . 30

3.1.2.2 Analyse fréquentielle . . . 30

3.1.2.3 Analyse statistique . . . 32

3.1.3 Travaux existants . . . 34

3.1.3.1 État de l'art en analyse de défaillance . . . 34

3.1.3.2 État de l'art en traitement du signal . . . 36

3.2 Filtrage à ondelettes . . . 38

3.2.1 Transformée en ondelettes . . . 38

3.2.1.1 Définition . . . 38

3.2.1.2 Transformée en ondelettes discrète : approche multi-résolution . . . 39

3.2.2 Seuillage des coefficients . . . 40

3.2.2.1 Types de seuillages . . . 40

3.2.2.2 Estimation de l'écart-type bruit . . . 41

3.2.3 Résultats . . . 42

3.2.3.1 Qualitatifs . . . 42

3.2.3.2 Quantitatifs . . . 43

3.2.4 Discussion sur les différents paramètres . . . 45

3.2.4.1 Calcul du niveau de décomposition . . . 45

3.2.4.2 Choix de l'ondelette mère . . . 46

3.2.5 Conclusion partielle . . . 48

3.3 Filtrage par acquisition comprimée . . . 49

3.3.1 Théorie générale . . . 49

3.3.1.1 Parcimonie, échantillonnage incohérent et matrice RIP . . . 50

3.3.2 Choix d'une base parcimonieuse . . . 52

3.3.3 Algorithmes de reconstruction . . . 52

3.3.3.1 Critères de choix . . . 52

3.3.3.2 Orthogonal Matching Pursuit . . . 53

3.3.3.3 Contribution . . . 54

3.3.4 Résultats d'application . . . . . 56
3.3.5 Analyse et discussion . . . . . 56
3.3.5.1 Choix de l'ondelette mère . . . . . 57
3.3.5.2 Niveau de décomposition . . . . . 58
3.3.5.3 Taux de compression . . . . . 60
3.3.5.4 Comparaison avec le filtrage à ondelettes . . . . . 62
3.4 Conclusion . . . . . 64

**4 Traitements post-acquisition des données 2D et 2D+temps 67**
4.1 Introduction . . . . . 68
4.2 Identification automatique de l'activité photoélectrique . . . . . 69
4.2.1 État de l'art sur les précédents travaux . . . . . 69
4.2.2 Critères de choix de l'algorithme de détection . . . . . 70
4.2.2.1 Analyse des propriétés des images en émission de lumière 71
4.2.2.2 Description de l'algorithme de segmentation . . . . . 73
4.2.3 Résultats d'applications . . . . . 76
4.2.4 Évaluation et discussion . . . . . 79
4.2.4.1 Évaluation sur base de données théorique . . . . . 79
4.2.4.2 Évaluation sur base de données réelles . . . . . 82
4.2.5 Conclusion partielle . . . . . 83
4.3 Amélioration des images issues de l'analyse en sondage laser . . . . . 85
4.3.1 Caractéristiques du bruit dans les images acquises en sondage laser 86
4.3.1.1 Hypothèse de normalité du bruit . . . . . 86
4.3.1.2 Hypothèse de blancheur du bruit . . . . . 87
4.3.2 Travaux précédents . . . . . 89
4.3.2.1 État de l'art en analyse de défaillances . . . . . 89
4.3.2.2 Critères de choix et discussion sur l'état de l'art en traitement de l'image . . . . . 89
4.3.3 Transformée en ondelettes stationaires . . . . . 91
4.3.4 Filtrage par seuillage des coefficients de la SWT . . . . . 93
4.3.5 Exemple d'application à différentes puissances laser . . . . . 94
4.3.6 Discussion . . . . . 96
4.3.6.1 Choix de l'ondelette mère . . . . . 96

4.3.6.2 Choix du niveau de décomposition . . . 98
4.3.7 Conclusion partielle . . . 100
4.4 Analyse spatio-temporelle des données en Electro Optical Probing . . . 101
4.4.1 Description de la chaîne de traitement . . . 101
4.4.2 Travaux existants et choix de méthodologie . . . 102
4.4.3 Modulation de la source laser : synchrone vs asynchrone . . . 104
4.4.3.1 Mode synchrone . . . 104
4.4.3.2 Mode asynchrone . . . 104
4.4.4 Extraction de l'information fréquentielle . . . 105
4.4.4.1 Méthodes usuelles et choix d'approche . . . 105
4.4.4.2 Exemples d'applications sur cas réels . . . 107
4.4.5 Discussion . . . 109
4.4.5.1 Capacité de détection . . . 109
4.4.5.2 Temps d'exécution . . . 110
4.4.6 Conclusion partielle . . . 112
4.5 Conclusion . . . 112

**5 Vers la fusion de données 115**

5.1 Introduction . . . 116
5.2 Étapes de fusion préliminaires . . . 117
5.2.1 Fusion de bas niveau : extraction des attributs utiles . . . 118
5.2.1.1 Attributs EOP/TRI . . . 118
5.2.1.2 Attributs EOFM/EMMI . . . 120
5.2.2 Fusion de niveau intermédiaire : mise en forme dans un référentiel commun . . . 121
5.2.2.1 Référentiel EOP/TRI . . . 121
5.2.2.2 Référentiel EOFM/EMMI . . . 122
5.3 Fusion de haut niveau : prise de décision . . . 123
5.3.1 Introduction . . . 123
5.3.2 État de l'art sur les méthodes de fusion haut niveau . . . 123
5.3.2.1 Principe du vote . . . 123
5.3.2.2 Théorie des probabilités . . . 124
5.3.2.3 Théorie des possibilités . . . 125

5.3.2.4 Théorie de Dempster-Shäfer ou des fonctions de croyance 126
5.3.3 Critères de choix de la méthode de fusion . . . . . 128
5.4 Application à la localisation de défauts dans les circuits intégrés . . . . . 130
5.4.1 Cadre de discernement . . . . . 130
5.4.2 Calcul des fonctions de masse . . . . . 130
5.4.2.1 masse (EOP/TRI) . . . . . 131
5.4.2.2 masse (EOFM/EMMI) . . . . . 131
5.4.3 Combinaison des informations . . . . . 132
5.4.3.1 Cas 1 : utilisation des techniques laser et émission de lumière . . . . . 133
5.4.3.2 Cas 2 : utilisation des techniques laser, émission de lumière et avis d'un expert . . . . . 135
5.4.3.3 Cas 3 : utilisation des techniques laser, émission de lumière et avis de N experts . . . . . 137
5.4.4 Exemple d'application . . . . . 138
5.4.5 Performances du système de fusion . . . . . 141
5.5 Discussion . . . . . 142
5.5.1 Gestion du conflit . . . . . 142
5.5.2 Comparaison distribution simple/pondérée . . . . . 144
5.5.3 Comparaison et confirmation d'hypothèse . . . . . 144
5.6 Conclusion partielle . . . . . 147

**6 Conclusion et perspectives 149**

**Valorisation des résultats 155**

**Glossaire 159**

**Bibliographie 161**

**Table des figures 177**

**Liste des tables 187**

**A Tests d'adéquation à la loi Normale et base de données de signaux bruités théoriques 189**

A.1 Tests de normalité . . . . . 189

A.2 Base de données signaux théoriques bruités . . . . . 192

**B Base de données d'images de synthèse TRI 193**

**C Simulations de zones d'intérêts sur composant modélisé 195**

**D Réalisation d'interfaces graphiques 197**

D.1 Traitement des images en émission de lumière . . . . . 197

D.2 Interface traitement des images en sondage laser (EOFM) . . . . . 200

# 1

# INTRODUCTION

L'évolution de la technologique CMOS vers le nanométrique et le développement de nouveaux procédés de fabrication permettent de créer des composants électroniques toujours plus performants et intégrés. Ceci permet également de concevoir des systèmes électroniques de plus en plus compacts et complexes. On peut citer notamment, à titre d'exemples, les circuits embarquant dans le même boîtier ou sur le même substrat des technologies numériques, analogiques, de puissances ou encore mixtes. En contrepartie, un impact très important sur la fiabilité et son évaluation apparaît. En effet, l'intégration croissante aboutit non seulement à une réduction des dimensions géométriques, mais aussi à l'introduction de nouveaux matériaux, ce qui influe sur la sensibilité et provoque l'apparition de nouveaux modes de défaillance. Le fait de s'assurer de la fiabilité d'un composant électronique à l'intérieur d'un engin spatial apparaît fondamental au regard de la complexité et du coût des opérations de maintenance dans cet environnement. Ainsi, la localisation et la caractérisation des défauts dans les circuits intégrés restent des problématiques majeures pour gérer et prévoir leurs applications dans l'environnement spatial. Il s'avère ainsi souhaitable de développer de nouvelles approches théoriques permettant de maintenir une localisation et une caractérisation des défauts de qualité malgré ces évolutions technologiques. A l'heure actuelle, il existe de nombreuses techniques d'expertise et d'analyse des composants, telles que l'analyse par laser en mode sonde et en mode pompe, l'analyse par émission de lumière statique et dynamique, la thermographie infrarouge, l'analyse avec sonde nanométrique, l'analyse par sonde électronique ou encore le diagnostic électrique. Chacune de ces techniques permet d'acquérir des données spécifiques dont l'interprétation et l'analyse deviennent de plus en plus difficiles à mesure que les composants se complexifient. L'emploi d'une seule technique n'est donc plus suffisant pour mener à bien l'expertise. La combinaison de ces données complémentaires et hétérogènes devient alors nécessaire. Généralement, cette démarche, déjà engagée par les analystes, reste intuitive et empirique. L'approche la plus commune reste séquentielle, chaque analyse est conditionnée par les précédentes mais est réalisée de manière dissociée. En raison de l'allègement toujours plus important, la miniaturisation des composants électroniques joue un rôle majeur dans la conception et l'amélioration des véhicules spatiaux tels que les satellites et sondes. La fiabilité d'un composant élec-

tronique, est un facteur à prendre en considération. En effet, un défaut critique sur un circuit entraînant une panne, peut s'avérer critique sur le bilan financier de la mission et compromettre ainsi les objectifs engagés. A contrario avec le domaine public, les composants envoyés en mission pendant plusieurs mois voire années, font l'objet de différents tests sous contraintes (température, pression, radiation, etc.). De ce fait, une expertise fiable se doit d'être réalisée, en particulier l'étape de localisation de défauts, qui comme nous le verrons plus tard dans ce manuscrit, se décline comme étant la plus délicate et la plus critique du processus général de localisation.

Les travaux de recherche présentés dans ce manuscrit tendent à répondre à ces différentes problématiques. Ils sont le fruit de la collaboration scientifique et financière entre le CNES (Centre National d'Études Spatiales), le Le2i FRE CNRS 2005 (Laboratoire électronique, informatique et image) laboratoire de l'Université de Bourgogne Franche-Comté ainsi que le conseil régional de Bourgogne. Le laboratoire d'expertise du CNES de la division Assurance Qualité est un des acteurs mondialement reconnu dans le domaine. Ces dernières années, en raison de la densité d'intégration, et de l'accroissement des performances toujours plus importantes, ce laboratoire d'expertise se voit faire face à des nouvelles problématiques, notamment au niveau de la détection et analyse des données issues des techniques d'expertises. Les difficultés de traitement de l'information, ont suscité l'intérêt du partenariat avec le laboratoire Le2i, acteur reconnu en traitement du signal et de l'image.

Dans ce contexte, les objectifs de cette thèse ont été de mettre en place une méthodologie de plus haut niveau combinant ces différentes sources de données afin d'extraire de manière synergétique des informations pertinentes permettant d'aboutir à un diagnostic fiable et précis sur ces VLSI modernes. Une part importante de ce travail de recherche a été également consacrée à l'élaboration de traitements du signal et de l'image haut niveau telle que la fusion de données par exemple. Ces traitements sont basés sur non seulement des analyses multimodales mais également multicritères. Afin de valider ces avancées théoriques élaborées sur le site de l'Université de Bourgogne Franche-Comté, des configurations types ont été testées lors de nombreux essais sur le système TriPHEMOS afin de les valider dans un contexte applicatif. Ces objectifs demandent dans un premier temps la bonne compréhension du contexte d'étude mais aussi d'avoir une vue d'ensemble sur les outils de traitement de signal suggérés mais aussi du matériel d'expérimentation utilisé.

À l'issue de cette première partie introduisant le contexte de recherche, le chapitre 2 situera dans un premier temps la localisation de défauts dans le processus d'analyse de défaillances des circuits intégrés. Ce chapitre reprend également les principales techniques de localisation adaptées aux nouvelles technologies de composants ainsi que leurs principes physiques. Afin de bien comprendre cette partie théorique, un complément sur l'instrumentation utilisée pour l'acquisition des données sera fourni, ce qui permettra de mettre en avant les limites matérielles rencontrées dans ce domaine.

Les chapitres 3, 4 et 5 sont à proprement parler le cœur de ces travaux de recherches. Ils seront dédiés à l'ensemble des traitements post-acquisition développés permettant l'amélioration des données acquises. Nous pouvons distinguer trois aspects distincts au sein de ces chapitres :

— Dans un premier temps, le troisième chapitre abordera le problème d'amélioration des données à une dimension. Plus précisément, cette étude se concentrera sur l'amélioration du rapport signal/bruit des signaux électriques issus des techniques laser en mode sonde. Pour débuter cette partie, une étude bibliographique des solutions d'ores et déjà existantes dans la littérature scientifique sera proposée. A partir de cet état de l'art, deux méthodes reposant respectivement sur du filtrage à ondelettes discrètes et sur de l'acquisition comprimée seront proposées et mises en œuvre dans cette étude. Ce chapitre associera également pour chaque technique, une analyse comparative des différents paramètres pris en compte dans l'optique d'optimiser le processus et de le rendre ainsi automatique.

— Le quatrième chapitre exposera, quant à lui, une analyse spatiale des données acquises à la fois en analyse laser ainsi qu'en émission de lumière statique et dynamique. Dans les deux cas, l'objectif majeur est de pourvoir identifier automatiquement des zones d'intérêt dans un milieu extrêmement bruité. L'approche proposée pour la partie laser est fondée sur une analyse par ondelettes stationnaires en deux dimensions et d'un seuillage adaptatif. La détection automatique des sources de photons dans les données d'émission de lumière dynamique est, quant à elle, fondée sur une combinaison de filtrage et de morphologie mathématique. Nous présenterons également une étude approfondie sur les différents paramètres à considérer.

  La dernière partie de ce chapitre présentera une analyse spatio-temporelle des données acquises en sondage laser. Cette étude se focalisera sur la détermination automatique de la fréquence du signal temporel afin d'aboutir à une cartographie fréquentielle en deux dimensions d'une ou plusieurs zones d'intérêt du composant. Cette partie exposera entre autre un état de l'art non exhaustif ainsi qu'une comparaison des méthodes existantes.

— Le cinquième et dernier chapitre pointera sur l'élaboration d'un procédé de fusion des données extraites lors des phases de post-traitement. L'idée sera de mettre en lumière les divers attributs se dégageant de chaque technique grâce à l'amélioration des différentes données ainsi que leurs propriétés communes. L'objectif final étant de proposer une aide décisionnelle à l'expert en analyse de défaillances grâce à une méthode de fusion de haut niveau.

Pour clore ce manuscrit, une conclusion mettra en avant l'ensemble des développements et des résultats majeurs obtenus dans le cadre de cette thèse ainsi que les perspectives qui s'en dégageront.

# 2

# LOCALISATION DE DÉFAUTS DANS LES VLSI

## Sommaire


2.1 Introduction . . . . . 5
2.2 Methodologie : cycle d'analyse d'un composant . . . . . 7
2.2.1 Description du processus général . . . . . 7
2.2.2 Techniques de localisation adaptées aux nouvelles technologies . 9
2.2.3 Analyse des composants par face arrière . . . . . 10
2.3 Techniques d'émission de lumière . . . . . 11
2.3.1 Principe de l'émission de lumière . . . . . 11
2.3.1.1 Photon-Émission dans le silicium . . . . . 11
2.3.1.2 Photon-Émission dans une jonction p-n . . . . . 12
2.3.1.3 Photon-Émission dans une structure inverseur MOS . . 13
2.3.1.4 Photon-Émission : analyse spectrale . . . . . 14
2.3.2 Analyse statique/dynamique et instrumentation . . . . . 15
2.3.2.1 Approche statique . . . . . 15
2.3.2.2 Approche dynamique . . . . . 16
2.4 Techniques laser et intrumentation . . . . . 19
2.4.1 Principe des techniques laser en mode sonde . . . . . 19
2.4.2 Analyse EOP/LVP . . . . . 21
2.4.3 Analyse EOFM/LVI . . . . . 22
2.5 Contraintes issues des différentes données . . . . . 23
2.5.1 Problématiques des données en sondage laser . . . . . 23
2.5.2 Problématiques des données en émission de lumière . . . . . 24
2.6 Conclusion et contribution de la thèse . . . . . 25


## 2.1/ INTRODUCTION

Le premier circuit intégré créé dans les années cinquante par Kilby a ouvert la voie de la miniaturisation dans l'électronique moderne [1]. Cette course à la densification des technologies a permis de concevoir des composants toujours plus évolués en matière de temps de calcul et d'architectures de plus en plus sophistiquées pour pallier les

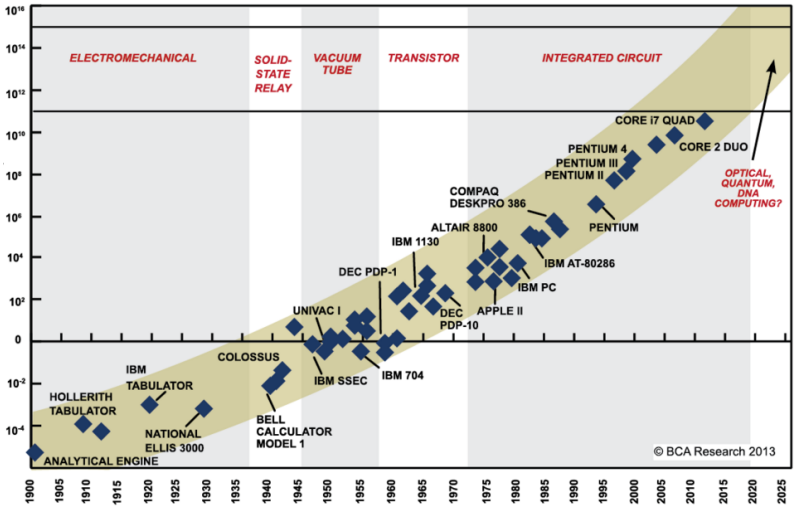



FIGURE 2.1 – Evolution temporelle du nombre de transitors dans les microprocesseurs d'après la prédiction de Moore. Ce graphique est tiré de [1].

contraintes d'encombrement, de performance et de consommation électrique [2]. Dans le milieu des années soixante, Gordon Moore avait prédit que la quantité de transistors sur un même circuit doublerait tous les 18 mois [3]. Depuis des dizaines d'années, ces prédictions s'avèrent être vérifiées (voir FIGURE 2.1). Plus les limites technologiques sont dépassées, plus la validité et les frontières de cette loi sont repoussées. A l'heure actuelle, les prouesses des fondeurs induisent de nouveaux défis technologiques et devant cette montée de la densification ces circuits, cette prédiction ne serait-elle pas en train de voir ses limites atteintes ? Qui aurait pu croire que dans un laps de temps relativement court, la taille des transistors allait passer de l'échelle du micromètre à quelques nanomètres. Ces différents challenges impactent directement l'analyse de défaillances de ces circuits modernes. En effet, l'apparition de nouveaux matériaux, l'augmentation des couches de métallisation en plus de l'intégration de transistors toujours plus importante, remet sans cesse en question les moyens mis en œuvre pour l'analyse des circuits VLSI (Very Large Scale Integration) ou ULSI (Ultra Large Scale Integration). Ces derniers sont généralement confondus par abus de langage dans le jargon industriel. L'analyse de défaillances a donc toute son importance dans l'optimisation de la fiabilité, des performances mais aussi au niveau de la fabrication des circuits intégrés. Elle a pour mission de cerner la défaillance pour *in fine* en trouver l'origine.

Ce premier chapitre, a pour ambition d'apporter les notions fondamentales permettant de bien assimiler et de comprendre les différents aspects de l'analyse de défaillances des circuits à haute intégration. Nous commencerons par décrire le processus global d'analyse de défaillances pour introduire les termes adéquats et ainsi situer cette phase de

1. *http* : *//substance.etsmtl.ca/linternet – des – objets – opportunites – et – risques/*

localisation de défauts qui est le noyau même de cette thèse. Dans le contexte actuel, certaines méthodologies classiques utilisant notamment des microscopes optiques n'assurent plus une robustesse d'analyse pour les circuits à forte intégration actuels. L'emploi de nouveaux procédés est donc nécessaire. Cette thématique fera l'objet de la suite de ce chapitre en présentant les techniques de localisation modernes et adaptées aux nouvelles technologies. Un intérêt majeur sera porté sur deux outils de localisation bien précis : l'émission de lumière et les techniques de sondage laser. Ces deux méthodes auront une place prédominante dans la majeure partie de ce manuscrit. La fin de ce chapitre mettra en avant les différents défis relatifs aux techniques de localisation de défauts et introduira notre contribution dans ce travail de recherche.

## 2.2/ METHODOLOGIE : CYCLE D'ANALYSE D'UN COMPOSANT

### 2.2.1/ DESCRIPTION DU PROCESSUS GÉNÉRAL

Afin de bien comprendre cette phase de localisation, qui est sans nul doute la moins triviale à réaliser, nous allons la situer dans le processus d'analyse d'un composant. L'analyse de défaillance d'un circuit intégré est un enchaînement de plusieurs étapes majeures. La succession d'étapes présentée en FIGURE 2.2 décrit seulement le processus général à titre indicatif, qui lui même ne décrit d'aucune manière que ce soit le schéma d'une analyse réelle :

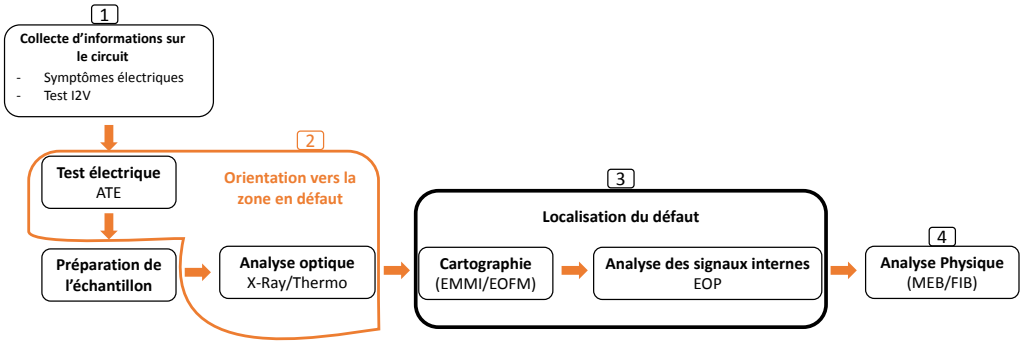



FIGURE 2.2 – Processus général d'analyse de défaillance d'un circuit intégré.

-Étape 1 : La collecte d'informations sur le circuit. Cette première phase a pour but de constater ou non le fonctionnement du composant, et de connaître si possible les conditions d'apparition du défaut ou de l'anomalie. Marche t-il dans les conditions spécifiées par le client ? (tensions d'alimentation, température, etc). Dans le cas où il s'avère que le circuit présente un ou plusieurs dysfonctionnements, la tâche de l'expert sera d'en comprendre les raisons.

-Étape $2$ : L'orientation vers la zone en défaut. Ce second niveau constitue la base de l'analyse. Il est en général composé de diagnostics électriques tels que des tests I2V ou alors des tests réalisés avec des ATEs (Automatic Test Equipements). Ces derniers permettent de générer et d'envoyer une multitude de vecteurs de test afin d'analyser la réponse du circuit par rapport à un circuit sain. Au final, les vecteurs créant une ou plusieurs défaillances, vont aiguiller l'analyste vers la ou les potentielles zones en défauts. D'autres analyses, comme par exemple le passage aux rayons X sont couramment utilisées en complément pour avoir une première idée sur la constitution et la disposition du composant. Ces tests vont également guider le choix de l'expert sur l'utilisation d'une technique de localisation bien précise.

-Étape $3$ : La localisation du défaut. Contrairement aux analyses électriques, les méthodes traditionnellement employées sont bien plus précises, en termes de localisation et de résolution spatiales. Cette étape va déterminer une zone potentielle où l'analyse physique devra être effectuée en cartographiant plusieurs zones d'intérêt pour au final les lier au comportement anormal établi par le diagnostic électrique. C'est à ce moment précis que les techniques d'émission de lumière et laser sont employées.

-Étape $4$ : L'analyse physique. Cette dernière étape va venir contrôler le périmètre défini au préalable par la localisation de défaut. L'inspection se fera via des dispositifs extrêmement précis tels que des FIB (Faisceau d'Ions Focalisés) ou des MEB (Microscope Électronique à Balayage). C'est une étape destructive permettant de définir matériellement et précisément la localisation du défaut.

Nous constatons à travers le schéma de la FIGURE 2.2 que l'ensemble des étapes est interdépendant, c'est-à-dire que les résultats ou choix pris à l'étape $n$ vont dicter ceux de l'étape $n+1$. Chaque résultats obtenu aux différentes étapes doit être en cohérence avec le diagnostic de départ et avec les informations collectées pour s'assurer que nous sommes bien sur la piste du défaut et que nous ne faisons pas fausse route. La localisation du défaut influencera directement le choix de la zone à examiner au niveau de l'analyse physique. Il va donc de soi, que dans ce contexte, cette étape s'avère être une phase cruciale du processus de validation de la fiabilité des composants électroniques, car elle conditionne la décision prise pour l'analyse physique qui elle est une phase irréversible. Au vu de la recrudescence du nombre de transistors et des nouvelles architectures dans les technologies submicroniques, la localisation de défauts est devenue un réel défi pour les experts. À l'origine, l'instrumentation classique, comme la microscopie optique, permettait de dépister une éventuelle malfaçon. Mais aujourd'hui, les scientifiques se heurtent à de nouvelles problématiques et doivent sans cesse s'adapter, innover et développer des nouvelles méthodologies d'analyses pour y faire face.

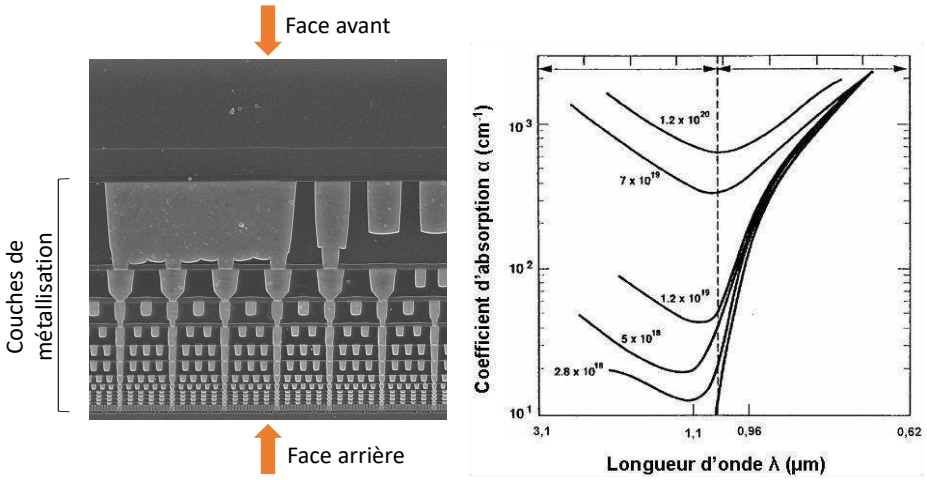
### 2.2.2/ TECHNIQUES DE LOCALISATION ADAPTÉES AUX NOUVELLES TECHNOLOGIES

Comme explicité au début de ce chapitre, les difficultés à mettre en œuvre une localisation de défaut robuste sont telles que, pour faire face aux défis induits par les technologies submicroniques, de nouveaux procédés plus évolués doivent être développés. Le but de cette partie n'est pas de lister l'intégralité des techniques de localisation de défaut, mais d'en dresser une liste non-exhaustive, du fait qu'elles ne sont pas toutes dans le fil directeur de cette thèse. Nous pouvons distinguer trois catégories distinctes au sein même de ces méthodes :

- Approches avec contact du type nanoprobing (probing à point nanométrique) [4]. Ces travaux de recherche n'étant pas destinés à utiliser ce genre de techniques, en donner une description détaillée serait sortir du contexte.
- Approches sans contact. Cette catégorie englobe elle-même un large panel de méthodes bien précises :
  - La microscopie magnétique où le but est de visualiser le champ magnétique induit par le courant dans le circuit notamment via un détecteur supraconducteur de type SQUID (Super Quantum Inductive Device) [5]. Elle s'avère très efficace pour trouver les chemins de courant à l'intérieur des dispositifs complexes et de recréer ainsi une cartographie en courant. La microscopie magnétique est adaptée pour la localisation de défaut résistif [6].
  - La thermographie par détection synchrone (Lock-in thermography en anglais) permet de pouvoir observer les points chauds du circuit. La surconsommation en courant peut souvent induire un point chaud et donc potentiellement un défaut. Le principe de la thermographie lock-in consiste à moduler périodiquement le composant sous test, et à surveiller uniquement la phase périodique de modulation de température de surface. Elle présente d'une part, l'avantage d'être non destructive, et de l'autre une meilleure résolution que la thermographie infrarouge classique [7–9].
  - Viennent ensuite les méthodes basées sur les interactions optiques entre le silicium et le proche IR (Infrarouge). Plus précisément, ces procédés utilisent la propriété de transparence du silicium pour ces longueurs d'onde. Les analyses par émission de lumière et sondage laser sont les plus fréquemment exploitées dans cette catégorie. Seules ces deux méthodes font l'objet d'une attention particulière dans ces travaux de thèse, de ce fait plus de précisions seront fournies dans la suite de ce manuscrit.

L'évolution perpétuelle des architectures, l'intégration massive de transistors ainsi que l'augmentation des niveaux de métallisation rendent compliqué l'accès aux parties actives par la face avant. Pour cette raison, la grande majorité des investigations sur les composants se font par la face arrière.

### 2.2.3/ ANALYSE DES COMPOSANTS PAR FACE ARRIÈRE




(a) (b)

FIGURE 2.3 – (a) Vue de coupe d'un circuit intégré de type CMOS avec douze niveaux de métallisation. (b) Courbes représentant la variation du coefficient d'absorption du silicium en fonction de la longueur d'onde. Ces images sont respectivement extraites du site internet de SolidState TECHNOLOGY [2] et de [10].

Les deux principales techniques de localisation de défauts rencontrées dans ce manuscrit de thèse, que sont l'émission de lumière et le sondage laser, utilisent la propriété de transparence du substrat en silicium dans le proche infrarouge. Dans cette sous-partie, l'intérêt de passer par une analyse en face arrière (*backside* en anglais) pour accéder à ce substrat sera mis en avant. La FIGURE 2.3(a), représentant un exemple de coupe d'un circuit CMOS moderne, établit le constat sur le fait que la multitude de couches de métallisation rend compliquée l'approche par la face avant (*frontside* en anglais) pour atteindre les parties actives du composant. Nous comprenons à présent les limites de l'utilisation par face avant. L'analyse par face arrière (côté substrat) s'avère être une bonne alternative pour solutionner ce problème. Il convient donc de trouver un procédé permettant de traverser ce substrat en silicium. Les propriétés d'absorption du silicium sont illustrées via la FIGURE 2.3(b). Ces différentes courbes illustrent la variation du coefficient d'absorption du silicium en fonction de la longueur d'onde le traversant. Dans l'immédiat, nous constatons que ce coefficient est minimum pour les longueurs d'onde avoisinant les 1.1

2. *http : //electroiq.com*

$\mu m$. Par conséquent, ces longueurs d'onde proches de l'infrarouge vont nous permettre de passer à travers le substrat en silicium et ainsi pouvoir accéder aux parties actives du circuit [11]. L'ensemble des propriétés énumérées dans cette partie vient justifier l'utilisation de l'analyse en face arrière et donc l'utilisation des différentes techniques optiques citées dans le paragraphe 2.2.2. En effet, ces dernières vont venir observer le composant avec la longueur d'onde qui sera la moins absorbée. Ces approches sont certes intéressantes mais elles comportent un inconvénient qui n'est pas moindre, celui d'avoir un amincissement du substrat en réalisant au préalable une préparation de l'échantillon par fraisage ou polissage. N'étant pas le cœur du sujet, le point concernant la préparation de circuit ne sera pas abordé.

## 2.3/ TECHNIQUES D'ÉMISSION DE LUMIÈRE

Le sous-chapitre précédent a démontré l'attractivité des techniques optiques utilisées en analyse face arrière. Celui qui va suivre, détaillera l'une des technique de localisation utilisée dans ces travaux de recherche. Vers le début des années quatre-vingt-dix, la communauté de l'analyse de défaillance a vu naître une nouvelle technique de localisation de défaut : l'émission de lumière.

### 2.3.1/ PRINCIPE DE L'ÉMISSION DE LUMIÈRE

Cette sous-partie introduira les deux procédés de localisation utilisant l'émission de lumière. Pour bien comprendre ces procédés, il semble judicieux d'en expliciter quelques aspects physiques. Dans un premier temps, nous introduirons les termes physiques nécessaires à la bonne compréhension de ce phénomène. Puis dans un second temps, nous détaillerons les moyens techniques mis en œuvre ainsi que leurs limites.

#### 2.3.1.1/ PHOTON-ÉMISSION DANS LE SILICIUM

L'émission de lumière connue aussi sous le nom d'électroluminescence, est basée sur l'émission de photons provoquée par le fonctionnement des dispositifs CMOS. Ce phénomène est causé de manière générale par deux mécanismes physiques : les relaxations de porteurs intra-bande et les recombinaisons inter-bande [12].

Les relaxations intra-bande représentent l'émission de lumière créée par la relaxation d'une charge ayant été accélérée, c'est à dire qu'elle a accumulé de l'énergie cinétique en présence d'un champ électrique. Dans ce cas, les porteurs de la zone de conduction

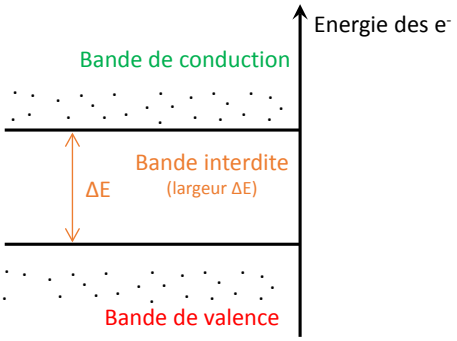



FIGURE 2.4 – Illustration de la structure en bandes d'énergie dans un semi-conducteur.

vont alors se relaxer, ce qui va induire une émission de photons. Ce phénomène physique est qualifié intra-bande car à l'inverse de la recombinaison de porteurs, il a lieu dans la même bande d'énergie. En ce qui concerne les recombinaisons inter-bandes, ce mécanisme s'explique lorsqu'un électron présent dans la bande de conduction peut passer dans la bande de valence en libérant une énergie au minimum égale à $\Delta E$ soit la largeur de la bande interdite. Cette énergie ainsi libérée peut se caractériser sous forme de chaleur (phonons) mais aussi sous forme de lumière (photons). Pour bien comprendre ces différents principes physiques, un schéma de la structure en bandes dans un semi-conducteur est illustré via FIGURE 2.4. Les sous-parties qui vont suivre, mettront en avant ce phénomène d'électroluminescence dans des structures élémentaires. Il serait ambitieux et hors contexte d'aborder l'ensemble de toutes les structures de base du CMOS, c'est la raison pour laquelle seuls la jonction p-n et l'inverseur seront explicités dans ce manuscrit.

#### 2.3.1.2/ PHOTON-ÉMISSION DANS UNE JONCTION P-N

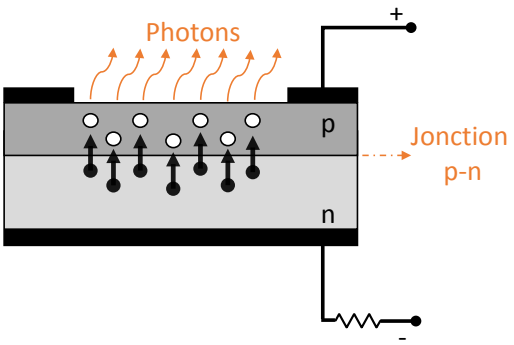



FIGURE 2.5 – Illustration du phénomène d'émission de lumière dans une jonction p-n.

La première structure de base qui vient à l'esprit lorsqu'on parle de semi-conducteur, est la jonction p-n plus connue sous le nom le de diode (DEL : Diode électrolumines-

cente ou LED : Light-Emitting Diode en anglais). Le mécanisme d'émission de lumière dans ce type de jonction s'obtient par la création d'une importante quantité d'électrons dans la bande de conduction. Cette injection de porteurs est réalisée grâce à une polarisation dans le sens direct. L'abondance simultanée d'électrons et de trous dans la région de jonction aboutit à une forte recombinaison radiative induisant une émission de photons. Ce phénomène est illustré en FIGURE 2.5. De ce type de structure, en découle plusieurs variétés en technologie semi-conducteur. À titre d'exemple, nous pouvons citer les diodes laser, mais aussi un type de structure bien connue, le transistor bipolaire qui est l'association de deux diodes en tête bêche. De ce fait, comprendre la théorie de l'électroluminescence dans une jonction p-n permet de mieux aborder ce phénomène pour d'autres structures.

#### 2.3.1.3/ PHOTON-ÉMISSION DANS UNE STRUCTURE INVERSEUR MOS

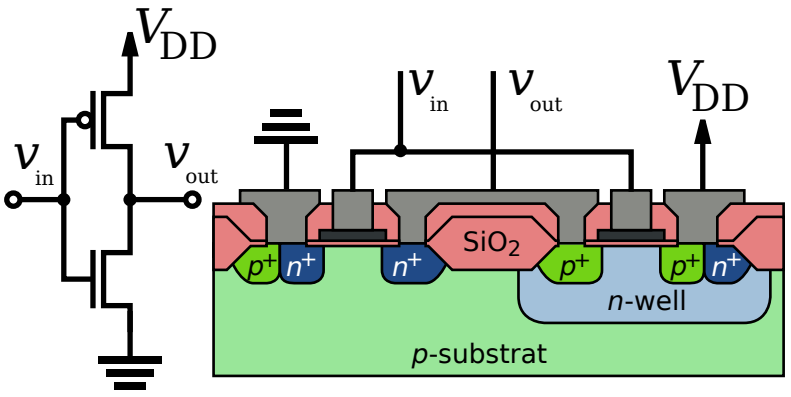



FIGURE 2.6 – Représentation schématique et en vue de coupe de l'inverseur CMOS.

Une structure inverseur, illustrée en FIGURE 2.6, est l'une des portes de base en technologie CMOS. Elle est composée d'un transistor pMOS qui a son substrat et sa source reliés tous deux au $V_{DD}$ (potentiel haut) et aussi d'un nMOS où le substrat et la source sont eux connectés à la masse $GND$ c'est à dire au potentiel bas. Les grilles et les drains sont reliés ensemble deux à deux de sorte à former respectivement l'entrée et la sortie de l'inverseur.

Dans ce type de structure, lorsque la tension d'entrée $V_{in}$ varie de $0\ V$ à $V_{DD}$, la tension de sortie $V_{out}$ passe de $V_{DD}$ à $0\ V$. Nous constatons dès lors que $V_{in}$ est proche du haut ou bas potentiel, un seul des deux transistors est passant et l'autre bloqué. C'est de là qu'en découle une propriété intéressante, car c'est uniquement durant les phases de commutations qu'un inverseur CMOS dissipe de l'énergie. Nous constatons que, durant cette phase, un pic d'émission de photons est observé (voir FIGURE 2.7). De plus,

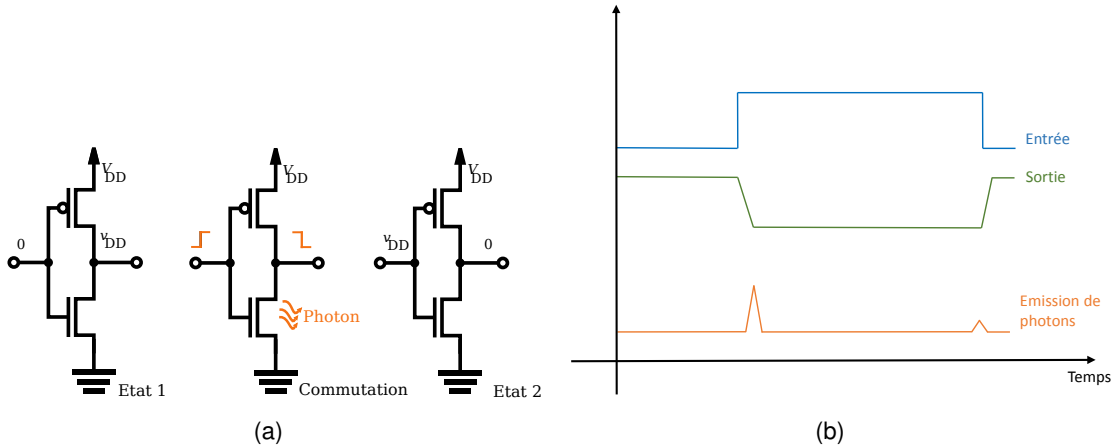



FIGURE 2.7 – (a) Phase de commutation d'un inverseur CMOS et (b) sa courbe d'émission de photons en fonction du signal d'entrée.

la durée d'une transition, qui est de l'ordre de la picoseconde pour les technologies modernes, permet d'avoir une résolution satisfaisante. Grâce à ces différentes propriétés, les analystes ont la possibilité d'étudier le comportement temporel du composant et potentiellement d'observer les défauts qui peuvent se manifester au cours du temps. La coïncidence de ces deux phénomènes, est le noyau de l'analyse en émission de lumière. La sous-partie qui va suivre fera le lien entre l'approche par face arrière et l'émission de photons.

#### 2.3.1.4/ PHOTON-ÉMISSION : ANALYSE SPECTRALE

Des études ont d'ores et déjà démontré que les longueurs d'ondes générées par les relaxations des porteurs traversant la zone de charge d'espace ont une distribution spectrale avoisinant le proche infrarouge [13–15]. D'autre part, les photons n'ont pas de direction à proprement dit définie, ils sont émis de manière aléatoire aussi bien vers le substrat, les couches de métallisation ou autre. L'absorption du silicium étant relativement faible pour des longueurs d'ondes supérieures à $1,1\ \mu m$, nous pouvons par conséquent observer les zones d'émission du composant à travers le substrat. Ces particularités sont relativement importantes dans le contexte de l'analyse de circuit puisqu'elles nous permettent de contourner le problème de l'approche par face avant où l'abondance des niveaux métalliques rend compliqué l'accès aux parties actives du composant.

Cette sous-partie nous a permis de cerner les grands principes de l'émission de lumière ainsi que son intérêt majeur dans le contexte de la localisation de défauts. Outre l'aspect théorique, l'aspect instrumentation est un point tout aussi important que nous allons aborder dans la suite de ce manuscrit.

### 2.3.2/ ANALYSE STATIQUE/DYNAMIQUE ET INSTRUMENTATION

Ces travaux de recherches en collaboration avec le laboratoire d'expertise du CNES, se sont majoritairement articulés autour d'un seul et même appareil, le *TriPhemos* illustré en FIGURE 2.8. Ce système a été développé par HAMAMATSU Photonics et permet de réaliser des analyses en émission de lumière à la fois en statique et en dynamique. Nous verrons plus tard dans ce manuscrit qu'il dispose également d'outils permettant des analyses laser.

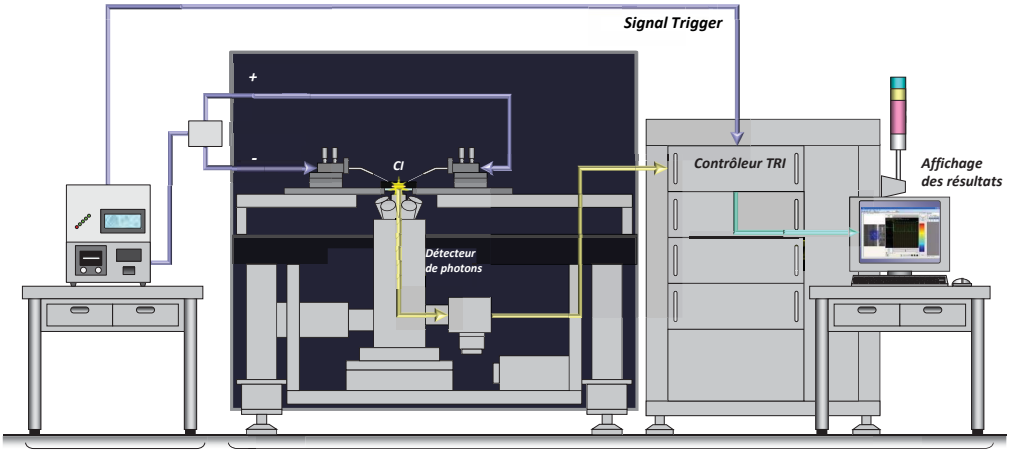



FIGURE 2.8 – Schéma du système d'acquisition TriPhemos HAMAMATSU Photonics permettant d'utiliser l'émission de lumière statique et dynamique sur des circuits intégrés (CI).

#### 2.3.2.1/ APPROCHE STATIQUE

L'analyse en émission de lumière statique, plus communément appelée *emission microscopy* (EMMI) a fait son apparition au milieu des années quatre-vingt [16]. Elle a pour but de cartographier l'émission de photons sur une zone bien précise du circuit en fonctionnement. Les photons émis durant les phases de commutation indiquent l'endroit où l'expert devra effectuer une analyse plus approfondie. La détection de ces photons se fera via un microscope optique et d'un capteur adapté en gamme de longueurs d'ondes pouvant être détectées. À l'heure actuelle, les capteurs les plus répandus sont les caméras CCD (Charged Coupled Device), MCT(Mercure Cadmium Tellure) et InGaAs (Indium Gallium Arsenic), ce dernier étant de plus en plus utilisé du fait de sa plus grande bande spectrale. Encore une fois l'accroissement perpétuel de la miniaturisation est la raison principale poussant ce genre de dispositif à avoir des sensibilités et des résolutions toujours plus élevées. Cependant, il est courant d'augmenter la tension ou la fréquence de fonctionnement pour accroître le niveau de photons et ainsi avoir une meilleure détection.

En effet, le fait d'augmenter le champ électrique créera un courant soit alors un nombre de commutations plus important ce qui engendra une émission de lumière plus importante. Une autre manière de procéder, est d'augmenter le temps d'acquisition afin d'acquérir un nombre accru de photons tout en restant dans une même configuration. Ces temps d'acquisition avoisinant une, voire plusieurs minutes, restent une problématique courante. La FIGURE 2.9 illustre un exemple de cartographie en émission de lumière statique réalisée sur un composant 90 nm avec un grossissement 50X et un temps d'acquisition de 60s.

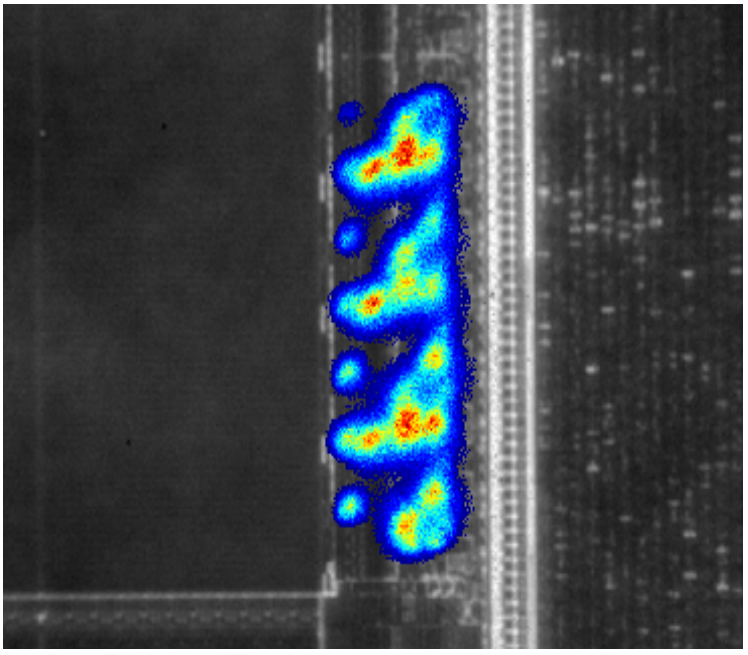


FIGURE 2.9 – Exemple de résultat acquis (image $512 \times 512$ pixels) en émission de lumière statique sur un composant 90 nm avec un grossissement 50X et un temps d'acquisition de 60s. L'image d'émission de photons a été superposée à l'image optique du circuit.

#### 2.3.2.2/ APPROCHE DYNAMIQUE

En plus de la méthode statique, l'autre mode dont dispose le TriPhemos est la cartographie spatiotemporelle (x,y,t). Dans la littérature, plusieurs appellations sont présentes pour désigner l'émission de lumière dynamique : TRI (Time Resolved Imaging), TRE (Time Resolved Emission) [17] et PICA (Picoseconde Imaging Circuit Analysis) [18]. Cette technique, apparue au cours des années 2000, utilise le même principe de détection décrit dans la sous-partie précédente. La différence avec le mode EMMI réside dans le fait que ce type d'acquisition permet d'avoir la position spatiale de chaque photon, mais aussi de les dater. Pour se faire, le dispositif présent au CNES utilise un capteur bien spécifique de type MCP (Multi Chanenl Plate) illustré en FIGURE 2.10.

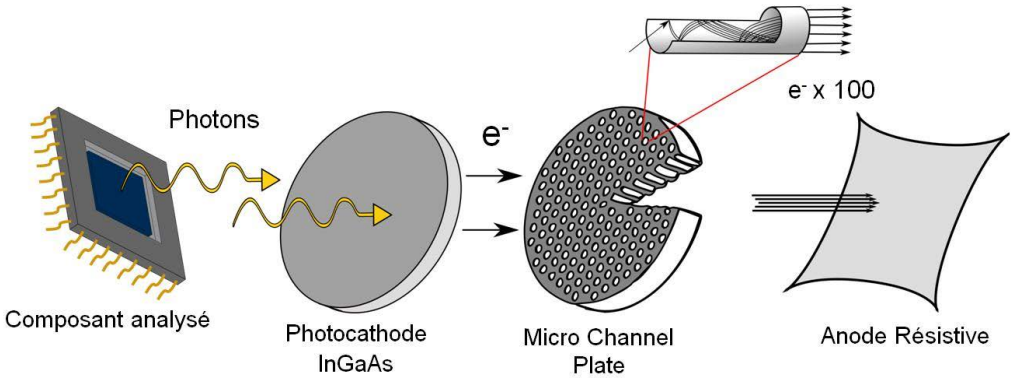


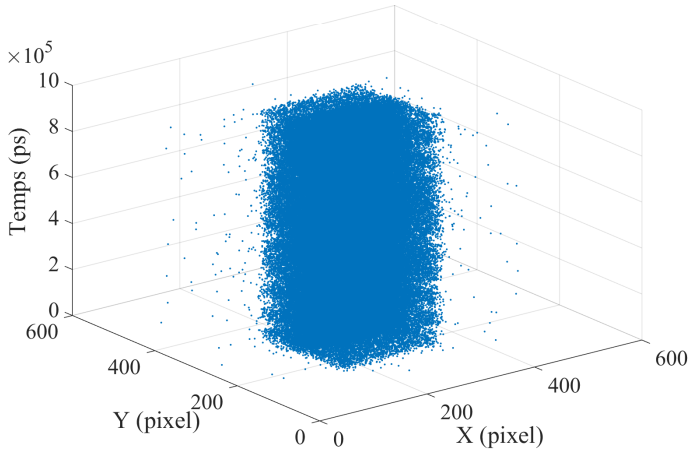

FIGURE 2.10 – Représenation du schéma du capteur utilisé en analyse TRI. Cette illustration est issue de [19].

Son premier étage est composé d'une photo-cathode permettant de convertir les photons en électrons. Ces derniers vont par la suite traverser une partie électro-amplificatrice en forme d'alvéoles, qui multipliera par 100 le nombre d'électrons tout en les confinant afin de garder l'information spatiale. Le dernier étage de ce capteur est constitué d'une anode résistive. Cet élément recevant le cortège d'électrons et déterminera la position du photon capturé. Une corrélation du signal d'entrée du composant et l'émission de lumière devient alors possible en synchronisant à l'aide d'un trigger, le signal d'entrée et la mesure sur l'anode.

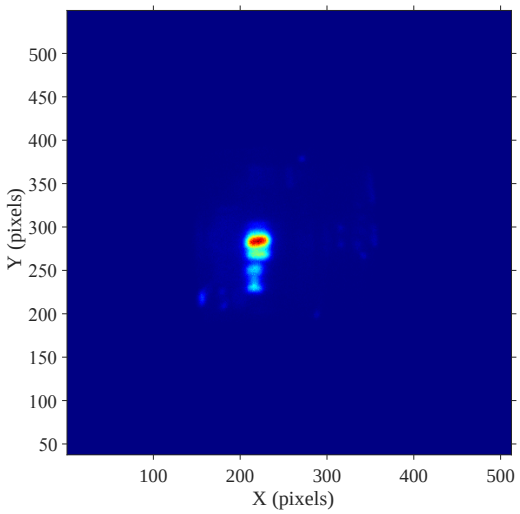
Les photons ainsi collectés en fonction du temps donnent une place importante à la technique par émission de lumière dynamique pour l'analyse de défaillance. En effet, elle permet de procéder à une caractérisation temporelle des défauts issus des circuits intégrés actuels. Comme stipulé précédemment, l'avantage majeur de l'émission de lumière dynamique par rapport à l'émission statique est que les informations spatiales et temporelles sont disponibles en même temps. Nous pouvons donc voir les zones de fonctionnement du composant et déduire l'activité électrique à partir de la variation au cours du temps de l'activité d'émission.

Il existe différentes manières d'exploiter les données d'une acquisition en TRI. Les approches conventionnelles sont l'intégration spatiale, l'intégration temporelle ou bien la représentation en trois et deux dimensions. Dans le cadre de nos recherches, seules les visualisations en 3D et 2D illustrées en FIGURE 2.11 seront abordées. Sur la FIGURE 2.11(a), est représentée l'ensemble des données spatiotemporelles TRI. Chaque point, autrement dit, chaque photon est représenté par un vecteur $(x, y, t)$ avec $(x, y)$ ses coordonnées spatiales et $t$ l'information temporelle correspondant à sa datation. La lecture immédiate de ses données brutes s'avérant fastidieuse, l'approche la plus courante est de projeter cette base de données en deux dimensions comme illustré en FIGURE

2.11(b). Le résultat de cette projection est quasi-identique à une analyse EMMI, la seule disparité étant une différence de résolution. Ceci est confirmé par la FIGURE 2.11(b), où la zone d'intérêt est d'environ $256 \times 256$ pixels, contrairement à une acquisition EMMI où la résolution est $512 \times 512$ pixels. Nous reviendrons plus tard dans ce manuscrit sur les problématiques liées aux analyses statiques et dynamiques et les pistes à explorer afin d'y remédier.




(a)




(b)

FIGURE 2.11 – (a) Exemple de représentation des données TRI brutes en 3D $(x, y, t)$ et sa projection spatiale (b).

Tout comme l'analyse EMMI, l'émission de lumière dynamique est limitée en raison de la diminution perpétuelle des dimensions de transistors. Cela se justifie par le fait que, plus le transistor est petit, plus sa durée de commutation le sera également, ce qui réduira par voie de conséquence, le taux de photons émis. Cet impact sur le niveau d'émission engendre à son tour une autre problématique portant sur les durées d'acquisition. En

effet, si le niveau de photon est faible, il en résultera comme pour le mode statique, des temps de traitement relativement longs. Malheureusement, les techniques d'émission de lumière ont beau être à la pointe de la technologie, elles ne permettent que la visualisation de la conséquence du défaut et non sa provenance. C'est la raison pour laquelle les experts en analyse de défaillances couplent ces méthodes avec des techniques laser qui feront l'objet du sous-chapitre suivant.

## 2.4/ TECHNIQUES LASER ET INTRUMENTATION

Les techniques laser utilisées en analyse de défaillance peuvent être séparées en deux classes : le mode pompe et le mode sonde. Dans le cadre de ces travaux de recherche, nous nous sommes uniquement axés sur le second.

### 2.4.1/ PRINCIPE DES TECHNIQUES LASER EN MODE SONDE

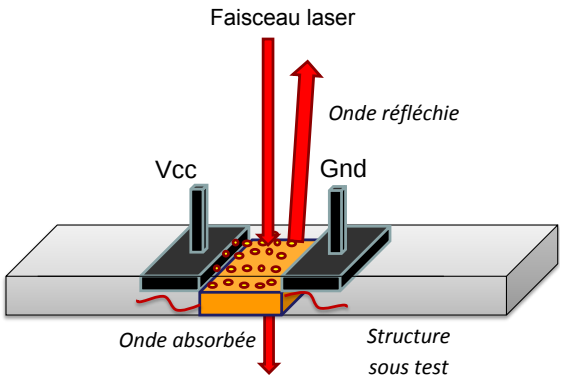



FIGURE 2.12 – Schéma de principe des techniques laser sur une structure CMOS.

Le principe des techniques de sondage optique, schématisé en FIGURE 2.12, est basé sur les interactions optoélectroniques qui se produisent dans une jonction p-n quand un faisceau laser est focalisé sur celle-ci. Ces interactions s'avèrent relativement complexes en raison des processus optoélectroniques qui peuvent se produire. Notamment l'électro-absorption (aussi connu sous le nom de Franz-Keldysh [20]) et également le phénomène d'électro-réfraction ainsi que l'effet de porteurs libres sur l'absorption et sur l'indice de réfraction [21]. Cette technique est adaptée à l'étude des composants par face arrière, notamment via l'utilisation d'une onde monochromatique de longueur d'onde 1064 ou 1340 $nm$ pouvant traverser le substrat de Silicium. En effet, comme stipulé dans la sous-partie 2.3.1.4, l'énergie de gap du Silicium non dopé étant de 1,2 $eV$, il sera considéré comme transparent pour des longueurs d'ondes avoisinant 1,1 $\mu m$. Par conséquent, le faisceau laser incident traversera le substrat, pour accéder ensuite aux parties actives

du composant pour être finalement réfléchi sur les niveaux métalliques de la structure [22]. En accédant ainsi aux zones actives, une partie du faisceau incident sera absorbée et cette variation d'absorption en question en plus de la polarisation du faisceau laser (exploitée au niveau du récepteur en plaçant une lame polarisée) modulera le faisceau laser réfléchi.

Dans les années quatre-vingt, la majeure partie du travail sur les techniques dites « sondes » a été réalisée par David Bloom à l'Université de Stanford. Heinrich poursuivit ces travaux et proposa, par la suite, un procédé s'appuyant sur un laser infrarouge mesurant la modulation de la densité de porteurs libres dans des transistors de type bipolaires [23]. A la fin des années quatre-vingt-dix, une application commerciale de cette technique de sondage fut développée par Schlumberger Technologies Inc. La source laser utilisée était un laser impulsionnel de longueur d'onde 1.06 $\mu m$, de durée d'impulsion 35 ps [24]. Ce système a été mis en œuvre afin d'avoir un moyen de mesure sans contact en analyse par face arrière. Pour ce type d'analyse, un faisceau laser, pulsé ou continu balaye la surface du circuit intégré qui a été aminci au préalable dans le cas d'une analyse en face arrière.

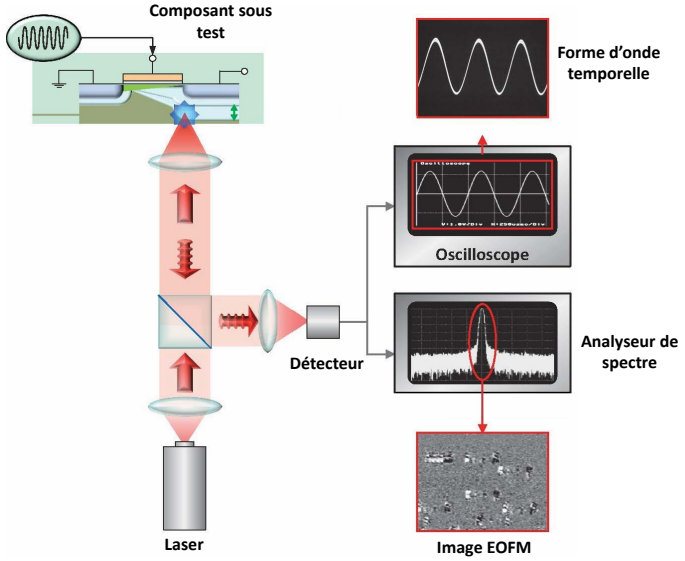



FIGURE 2.13 – Schéma de principe de la plateforme d'expérimentation EOP/EOFM.

Dans la littérature scientifique, deux méthodes utilisent ce principe de sondage laser : l'EOP (Electro Optical Probing) correspondant à une analyse temporelle point par point, et l'EOFM (Electro Optical Frequency Mapping) décrivant une approche fréquentielle. Le schéma de principe de la plateforme d'expérimentation présente au CNES dans le TriPhemos est illustrée en FIGURE 2.13. Cette illustration nous montre que l'analyse en fréquence repose sur le mode point. Par conséquent il sera judicieux de présenter cette approche en premier lieu.

### 2.4.2/ ANALYSE EOP/LVP

L'EOP/LVP, est une technique permettant de mesurer la forme d'onde du signal traversant un semi-conducteur. Du point de vue physique, la modulation du faisceau laser réfléchi est liée proportionnellement à la fois à la densité de porteurs libres mais aussi au champ électrique. En finalité, cette variation récupérée de l'onde réfléchie servira de vecteur d'information et sera l'image de la forme d'onde du signal présent dans la structure de test. Le fait qu'une onde monochromatique dont la longueur d'onde permette de traverser le silicium fait de l'EOP un procédé idéal pour l'analyse en face arrière des circuits intégrés.

Au niveau instrumentation, le laboratoire d'expertise du CNES dispose, avec le *TriPhemos* (voir FIGURE 2.8), de ce procédé de sondage. Il est équipé de plusieurs lasers ayant pour longueur d'onde respective 1.3 $\mu m$ et 1064 $nm$, le premier étant moins invasif que le second. Une fois l'onde réfléchie acquise, cet appareil compare le signal résultant à une référence par l'intermédiaire d'une entrée Trigger. Il est courant d'utiliser le signal d'entrée du composant comme référence. Ainsi, l'expert a la possibilité d'analyser la phase du signal vis-à-vis de cette référence.

Dans le cadre de cette analyse, il est important de noter que l'EOP ne permet d'accéder qu'aux signaux périodiques. D'autre part, peu d'informations découlent de ce type de signal, dont un exemple est disponible en FIGURE 2.14. En effet, ce dernier ne peut pas être directement corrélé à un niveau de tension puisqu'il n'est pas calibré sur une référence. La seule interprétation possible réside dans l'analyse des variations symbolisant les changements d'états.

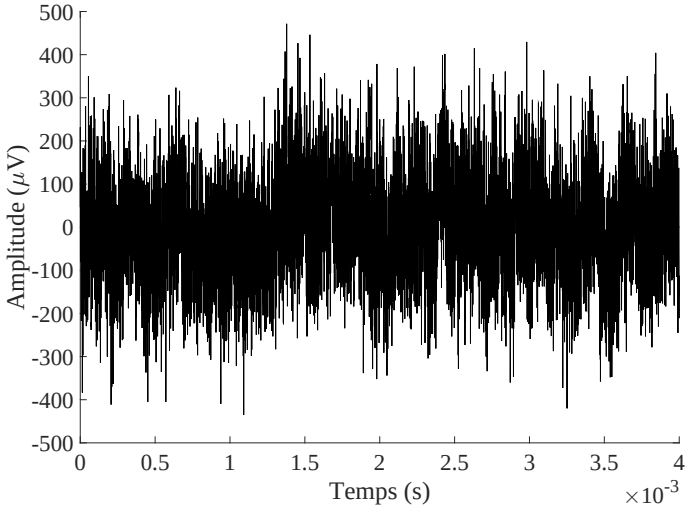
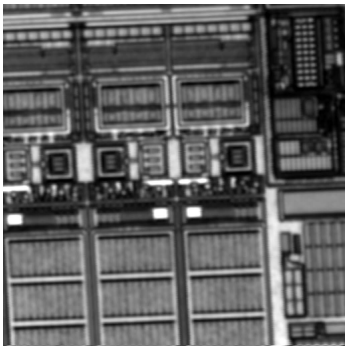


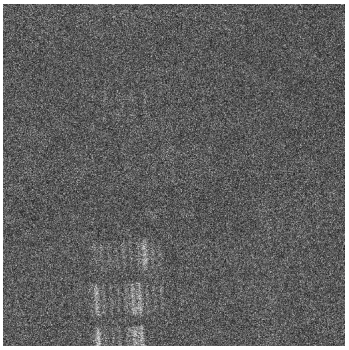

FIGURE 2.14 – Exemple de signal EOP obtenu avec le *TriPhemos*, sur la partie convertisseur analogique numérique d'un microcontrolleur STM32.

### 2.4.3/ ANALYSE EOFM/LVI

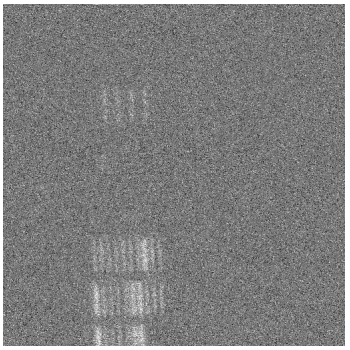
Dérivée de la méthode EOP, l'EOFM a pour but de cartographier les zones d'un circuit fonctionnant à une même fréquence en extrayant l'information fréquentielle de l'onde réfléchie. Sur un composant moderne, venir scanner point par point une aire de l'ordre du $\mu m^2$ serait long et fastidieux avec une approche EOP simple. Pour pallier ce problème, un analyseur de spectre ou lock-in permet de choisir une unique fréquence $f_0$ et de la traquer. Autrement dit, la mesure du point est effectuée, si l'intensité de la fréquence du signal EOP correspond à celle correspondant à l'intensité de la fréquence traquée $f_0 \pm \Delta f$, avec $\Delta f$ la bande passante choisie au préalable par l'analyste. Concernant la partie instrumentation, le rôle de l'analyseur de spectre est de traiter le signal modulé pour transmettre en sortie un nouveau signal électrique proportionnel à l'intensité de la modulation détectée. Pour finir, le signal en sortie de cet analyseur de spectre est digitalisé et affiché en échelle de gris où seules les zones fonctionnant à $f_0 \pm \Delta f$ apparaîtront. La chaîne d'acquisition dans le *TriPhemos*, dispose d'un analyseur à double entrée avec référence, donnant la possibilité de visualiser des images en amplitude ($A$), en phase ($\Phi$) ou en mode IQ (in phase and quadrature $Acos(\Phi)$). Un exemple d'images résultant de l'analyse EOFM est illustré en FIGURE 2.15.



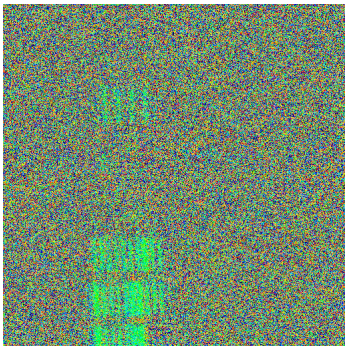
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE 2.15 – Exemple de résultats en analyse EOFM sur une partie d'un FPGA 65 nm. (a) Image optique, (b) image en amplitude, (c) image en IQ et (d) image en phase.

## 2.5/ CONTRAINTES ISSUES DES DIFFÉRENTES DONNÉES

À travers les paragraphes précédents, une vue globale sur les techniques couramment employées par les experts en analyse de défaillances des CIs a été présentée ainsi que les différents types de résultats obtenus. C'est finalement à partir de ces données que certaines problématiques ont été décelées.

L'objet de cette section sera de mettre en évidence les problématiques liées à chaque technique de localisation de défaut pour ainsi introduire la contribution apportée par ces travaux de recherche.

### 2.5.1/ PROBLÉMATIQUES DES DONNÉES EN SONDAGE LASER

Nous rappelons d'une part, que dans le cadre d'une approche en sondage laser, l'analyste ne peut extraire qu'une forme d'onde temporelle. D'autre part, comme stipulé dans le paragraphe 2.4.2, seules les variations de ce signal peuvent être interprétées. Le cœur de l'analyse consiste à pouvoir extraire ces changements d'états (variations) dans un signal extrêmement bruité comme présenté en FIGURE 2.14. Pour pallier ce genre de contrainte, une intégration du signal par moyennage est en général employée, mais requiert des temps de traitement relativement longs de l'ordre de plusieurs dizaines de secondes avant d'obtenir des données interprétables. Or, il a été récemment démontré que l'analyse en mode sonde s'avère être invasive pour les composants submicroniques récents [25]. Ceci implique que rester positionné trop longtemps sur une même zone pourrait endommager voire détruire le circuit. Il est important de noter, que les problématiques liées au bruit et à l'invasivité du laser concernent à la fois le mode point mais aussi le mode image. En effet, comme illustrées en FIGURE 2.15, les zones caractérisant une activité peuvent être noyées dans du bruit. Les experts se doivent donc d'augmenter la puissance du laser afin de mieux les visualiser. Nous en revenons ainsi à la même problématique qu'en mode point. Dans ce chapitre, nous avons à plusieurs reprises mentionné l'intégration toujours plus poussée dans les composants modernes. Cet aspect induit une nouvelle problématique en terme de résolution spatiale. L'échelle des composants étant, à l'heure actuelle, submicroniques, et

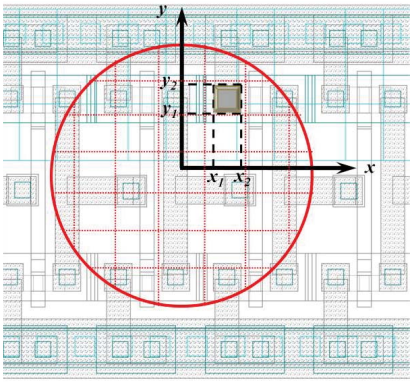



FIGURE 2.16 – Faisceau laser recouvrant plusieurs structures CMOS. Image issue de [26].

celle du spot laser proche du micromètre, implique que plusieurs structures peuvent être recouvertes en même temps par le faisceau. Par conséquent, le signal temporel en sortie résulte de la contribution de tous les éléments actifs ou non, recouverts par le laser. Une illustration de ce problème est présentée en FIGURE 2.16. Ce problème de recouvrement sera considéré comme une source de bruit. En effet, si une partie du faisceau est réfléchie sur une zone non active, cela introduira du bruit. La caractérisation du bruit présent en mode point et image sera détaillée dans le prochain chapitre.

Ces différentes constatations renseignent sur le fait que le noyau de la problématique en mode sondage laser réside dans un conflit liant le temps de traitement à la qualité du signal. L'analyse laser étant le pilier de ces travaux de recherche, il est primordial d'en expliciter toutes les contraintes.

### 2.5.2/ PROBLÉMATIQUES DES DONNÉES EN ÉMISSION DE LUMIÈRE

La grande majorité des problématiques liées à l'émission de lumière a d'ores et déjà été abordée dans [19] et [27]. C'est la raison pour laquelle nous ne donnerons qu'un rappel succinct de ces différentes contraintes dont voici une liste non exhaustive :

— Le rapport signal sur bruit s'avère être relativement bas en raison d'une multitude de bruits s'additionnant. En mode EMMI (2D) les spots d'émission sont difficilement décelables en particulier pour les technologies modernes. En analyse TRI (3D), les données brutes sont quasi, voire totalement inexploitables en l'état du fait de la quantité de photons correspondant à du bruit.
— Les temps d'acquisitions des différentes séquences sont extrêmement longs pour capter un maximum de photons.
— La problématique de la résolution spatiale est une contrainte commune avec l'analyse laser. En effet, chaque zone d'émission correspond à une contribution de photons provenant de plusieurs structures et non pas à l'émission d'un seul transistor.

De nombreuses contributions ont été apportées pour répondre à l'ensemble de ces problématiques [19, 27, 28]. Nous pouvons citer des approches matérielles comme l'utilisation de SIL (Solid Immersion Lens = Lentille à immersion solide) qui permettent d'accroître la résolution spatiale en améliorant le chemin optique. Mais également des outils mathématiques basés sur du traitement du signal comme la segmentation ou l'analyse statistique. Dans le cadre de l'analyse en émission de lumière, ces travaux de thèse se sont axés uniquement sur l'analyse des données dynamiques (TRI).

## 2.6/ CONCLUSION ET CONTRIBUTION DE LA THÈSE

Tableau 2.1 – Récapitulatifs des attributs extraits par les techniques EOP/EOFM/EMMI/TRI ainsi que leurs inconvénients respectifs.

| | ***Paramètres extraits*** | ***Inconvénients*** |
|---|---|---|
| ***Sondage laser mode point EOP*** | Variation des transitions | Signaux bruités<br>Temps d'acquisitions longs |
| **Sondage laser mode image EOFM** | Positions (x,y) des zones fonctionnant à la même fréquence | Images bruitées<br>Temps d'acquisitions longs |
| ***Emission de lumière statique EMMI*** | Positions (x,y) des photons émis par les zones actives du circuit | Images bruitées<br>et faible résolution |
| ***Emission de lumière dynamique TRI*** | Positions (x,y,t) des photons émis par les zones actives du circuit.<br><br>Détections des instants de commutations | Données brutes bruitées<br>non exploitables directement |

Ce premier chapitre a permis de contextualiser ces travaux de thèse et ainsi situer précisément la localisation de défauts au sein du processus d'analyse de défaillances des VLSI. Chacune des techniques employées à ce niveau a été décrite, illustrée et détaillée à la fois sur ses aspects physiques, mais également niveau instrumentation. Elles permettent d'utiliser les différentes propriétés optiques du silicium et le spectre de longueur d'onde des mécanismes de défaillances pour accéder aux parties actives du composant et ainsi élaborer une expertise à travers les signatures des différents défauts.

D'après les descriptions établies dans les différents sous-chapitres, nous constatons que l'émission de lumière met en évidence la conséquence de la défaillance mais pas son origine. C'est la raison pour laquelle, les analyses de type laser viennent se coupler, afin de déterminer d'autres caractéristiques du défaut pour, en finalité, rendre l'expertise plus robuste. En effet, nous mettons en avant le caractère complémentaire de ces deux techniques via la TABLE 2.1 répertoriant les attributs extraits par chacune.

En analyse de défaillances, force est de constater l'aspect séquentiel d'une expertise. Les résultats émanant de l'analyse en émission de lumière vont directement influer sur les décisions prises par l'expert sur la manière et surtout l'endroit où appliquer les techniques laser. Ce croisement de données permet d'identifier un défaut avec un certain degré de probabilité. D'autre part, chaque expert étant une entité unique, chacun peut être influencé différemment selon les résultats obtenus. S'ajoute à cela les données corrom-

pues ou faussées par le bruit (voir TABLE 2.1) pouvant potentiellement diriger l'analyste vers une fausse piste.

Afin de répondre à toutes ces problématiques, nous avons développé tout au long de ces travaux de recherche, une méthodologie d'analyse multimodale exploitant le caractère hétérogène et complémentaire des techniques d'émission de lumière et de sondage laser. Ce type d'analyse utilisera des outils de haut niveau tels que le traitement du signal et la fusion des données, pour au final apporter une aide décisionnelle à l'expert à la fois qualitative et quantitative. L'élaboration de ce processus ainsi que le développement de tous les traitements post-acquisition constituent les contributions de ces travaux de thèse.

Le contexte général de la thèse étant fixé et délimité, il convient bien évidemment d'aborder le cœur de ces travaux de recherche en présentant l'intégralité des traitements mis en œuvre, ayant pour objectif l'amélioration de ces données acquises. Dans le chapitre suivant, nous verrons l'ensemble des méthodes présentes dans l'état de l'art et celles proposées répondant aux problèmes de bruit et temps de traitement pour les données à une dimension issues du sondage laser.

# 3

# TRAITEMENTS POST-ACQUISITION DES DONNÉES 1D

## Sommaire


3.1 Introduction . . . . . 28
3.1.1 Description de la chaîne de traitement en sondage laser . . . . . 28
3.1.2 Origines et caractérisation du bruit . . . . . 29
3.1.2.1 Contribution de l'environnement et des détecteurs . . . . 30
3.1.2.2 Analyse fréquentielle . . . . . 30
3.1.2.3 Analyse statistique . . . . . 32
3.1.3 Travaux existants . . . . . 34
3.1.3.1 État de l'art en analyse de défaillance . . . . . 34
3.1.3.2 État de l'art en traitement du signal . . . . . 36
3.2 Filtrage à ondelettes . . . . . 38
3.2.1 Transformée en ondelettes . . . . . 38
3.2.1.1 Définition . . . . . 38
3.2.1.2 Transformée en ondelettes discrète : approche multi-résolution . . . . . 39
3.2.2 Seuillage des coefficients . . . . . 40
3.2.2.1 Types de seuillages . . . . . 40
3.2.2.2 Estimation de l'écart-type bruit . . . . . 41
3.2.3 Résultats . . . . . 42
3.2.3.1 Qualitatifs . . . . . 42
3.2.3.2 Quantitatifs . . . . . 43
3.2.4 Discussion sur les différents paramètres . . . . . 45
3.2.4.1 Calcul du niveau de décomposition . . . . . 45
3.2.4.2 Choix de l'ondelette mère . . . . . 46
3.2.5 Conclusion partielle . . . . . 48
3.3 Filtrage par acquisition comprimée . . . . . 49
3.3.1 Théorie générale . . . . . 49
3.3.1.1 Parcimonie, échantillonnage incohérent et matrice RIP . 50
3.3.2 Choix d'une base parcimonieuse . . . . . 52
3.3.3 Algorithmes de reconstruction . . . . . 52
3.3.3.1 Critères de choix . . . . . 52
3.3.3.2 Orthogonal Matching Pursuit . . . . . 53
3.3.3.3 Contribution . . . . . 54
3.3.4 Résultats d'application . . . . . 56

3.3.5 Analyse et discussion . . . . . 56
3.3.5.1 Choix de l'ondelette mère . . . . . 57
3.3.5.2 Niveau de décomposition . . . . . 58
3.3.5.3 Taux de compression . . . . . 60
3.3.5.4 Comparaison avec le filtrage à ondelettes . . . . . 62
**3.4 Conclusion . . . . . 64**

## 3.1/ INTRODUCTION

Le précédent chapitre a révélé les différents défis auxquels les scientifiques doivent faire face pour le traitement des données en sondage laser. Les différentes interactions optoélectroniques entre le faisceau laser et le substrat en silicium rendent difficile voire impossible la lecture des transitions dans les formes d'ondes temporelles. Les travaux qui vont être présentés dans la suite de ce manuscrit, visent à adresser les problématiques de bruit, de temps d'acquisition mais aussi d'invasivité du laser.

Ce chapitre sera divisé en trois parties bien distinctes. La première va être dédiée à la description de la chaîne d'acquisition présente au CNES et à ses problématiques intrinsèques introduisant un bruit important. Par la suite, nous déterminerons son origine ainsi que ses caractéristiques. Nous dresserons également un état de l'art non exhaustif sur les travaux existant dans la littérature permettant de pallier ce problème de rapport signal/bruit (RSB). Les deux dernières parties seront quant à elles consacrées aux traitements post-acquisition des données 1D développés durant cette thèse. Ces derniers seront validés et illustrés sur des cas synthétiques et réels. Nous rapporterons également une discussion autour des différents paramètres pris en considération dans chacun des processus proposés.

### 3.1.1/ DESCRIPTION DE LA CHAÎNE DE TRAITEMENT EN SONDAGE LASER

Afin de mieux appréhender les problématiques de traitement des signaux en sondage laser, il semble judicieux de décrire soigneusement la chaîne de traitement présente au CNES. Cette étape nous permettra de voir à quel endroit nous pourrons intervenir dans cette plateforme. Une illustration de ce schéma de traitement est disponible en FIGURE 3.1. Le signal EOP, image de l'onde réfléchie sur le composant, est capté par une photodiode pour ensuite être amplifié et envoyé vers un oscilloscope. Pour améliorer le rapport signal bruit, ce dernier procède à un moyennage de 512 acquisitions du même signal.

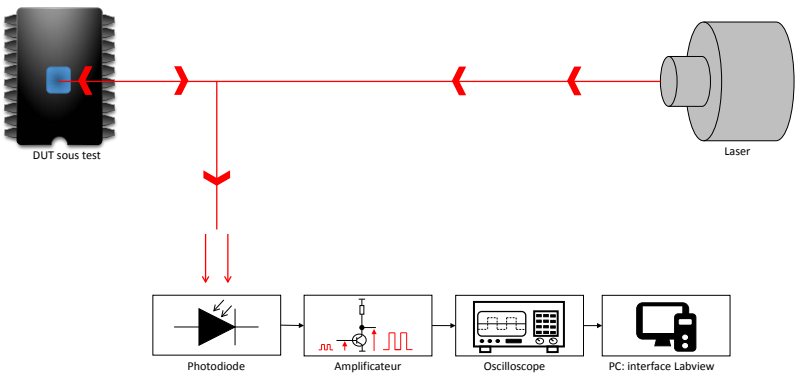



FIGURE 3.1 – Chaîne de traitement des signaux en sondage laser présente au CNES.

Ceci étant réalisé en temps réel, il n'y a *a priori* aucun problème d'optimisation. Le résultat de ces 512 moyennes va ensuite être traité via une interface *LABVIEW*, qui a son tour va effectuer un moyennage entre chaque moyenne de 512 acquisitions. Plus précisément, cette interface réalisera $n \times 512$ moyennes, $n \in \mathbb{N}$.

Le point faible de cette chaîne de traitement se situe entre l'oscilloscope et l'interface PC. Les temps de transfert s'avèrent longs ($\simeq 0.7s$) entre chaque acquisition sur l'ordinateur. En effet, ceci est dû au temps de stockage en mémoire et au temps d'envoi de l'oscilloscope. Ainsi, temps d'acquisition et nombre de moyennes sont liés l'un à l'autre pour l'obtention d'un signal exploitable. Le rapport signal/bruit est donc dépendant du nombre d'acquisitions effectuées et donc du temps de traitement. Le coût du matériel d'analyse et de sa maintenance étant très élevé, il serait encore plus onéreux d'un point de vue matériel d'utiliser un équipement haut de gamme tels que des cartes d'acquisitions ou oscilloscope hautes performances. Nous proposons donc d'optimiser cette chaîne de traitement grâce à des outils avancés de traitement du signal. Plus précisément, nous viendrons inclure une étape de filtrage entre l'oscilloscope et l'interface PC. L'idée principale, étant de travailler avec un nombre minime d'acquisitions tout en gardant un bon rapport signal/bruit. Afin de savoir quel filtre serait adapté à notre cas, il est important de remonter à l'origine du type de bruit auquel nous avons à faire et d'en extraire ses caractéristiques.

### 3.1.2/ ORIGINES ET CARACTÉRISATION DU BRUIT

Cette sous-partie, traitera de la caractérisation du bruit et nous permettra par conséquent de mieux aborder la partie filtrage. La première étape, sera de comprendre quelles sont les origines de ce bruit.

#### 3.1.2.1/ CONTRIBUTION DE L'ENVIRONNEMENT ET DES DÉTECTEURS

Le bruit présent dans les signaux EOP est dû à la fois à l'environnement de mesure, mais aussi à l'électronique des systèmes de mesures. Nous pouvons donc citer les différentes composantes du bruit mesuré :

- Bruit de l'électronique de mesure : ce type de bruit, aussi appelé bruit de grenaille (Schottky ou shot noise en anglais) est la conséquence d'une fluctuation de courant dans une barrière de potentiel [29]. Dans notre système de mesure, ce bruit est induit par la mesure de la photodiode. Statistiquement, ce bruit peut être modélisé par une loi de Poisson. Le signal résultant de la diode étant trop faible, il sera amplifié via un circuit d'amplification. Cependant, le bruit induit par ce type de circuit aura tendance à être modélisé comme un bruit thermique suivant la loi de Johnson-Nyquist.
- Bruit thermique de l'environnement : il est indépendant des éléments de mesure mais vient s'ajouter au bruit de grenaille. Les causes de ce bruit peuvent être diverses et variées. Des paramètres telles que la température d'utilisation, l'intensité lumineuse ou bien la diffusion thermique du composant peuvent venir altérer la détection.

Le bruit présent dans les signaux en sondage laser est la conséquence de plusieurs contributions suivant chacune une loi statistique différente. D'autre part, ces différents phénomènes peuvent être considérés comme des processus indépendants les uns des autres. Dans ce contexte de modélisation, nous ferons intervenir le « théorème de la limite centrale » démontrant que la somme de plusieurs phénomènes statistiques indépendants converge vers une loi de Student. Le nombre de points dans les signaux utilisés lors des expérimentations étant relativement élevé (10000 points), la distribution tendrai *a priori* vers une loi de Gauss. Ce théorème sera le point de départ de notre première hypothèse qui sera de considérer le bruit de nos signaux comme étant gaussien.

#### 3.1.2.2/ ANALYSE FRÉQUENTIELLE

La FIGURE 2.14 a révélé que les formes d'ondes acquises en EOP sont noyées dans du bruit. En analysant le contenu spectral illustré en FIGURE 3.2, nous constatons à la fois du bruit dans les hautes et basses fréquences. Cela nous a donc amené à extraire un signal représentant un bruit pur afin d'analyser ses propriétés fréquentielles et statis-

tiques. Cette acquisition a dû être effectuée en obscurité, en laissant le composant inactif à température ambiante. Le résultat obtenu est disponible en FIGURE 3.3(a). L'analyse fréquentielle réalisée et illustrée en FIGURE 3.3(b), ne montre aucune composante privilégiée. Le résultat de cette analyse nous incite à conjecturer sur le fait que le bruit présent peut être caractérisé de gaussien mais aussi blanc. En optique, la lumière blanche est décrite comme contenant toutes les fréquences avec la même intensité. L'analogie avec ce

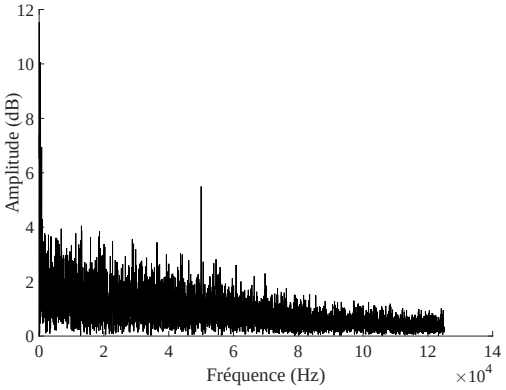



FIGURE 3.2 – Représentation de la transformée de Fourier du signal de la FIGURE 2.14.

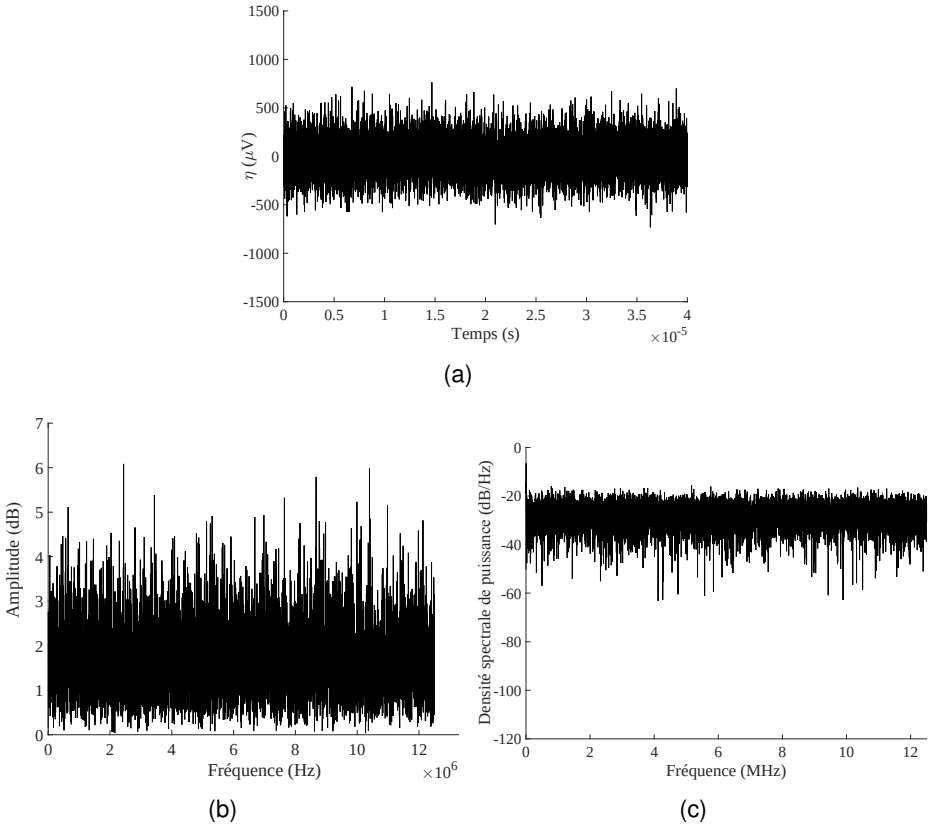



FIGURE 3.3 – (a) Illustration du signal de bruit pur $\eta$, de sa transformée de Fourier (b) et de sa densité spectrale de puissance (c).

phénomène présente un bruit blanc comme étant un processus stochastique présentant pour chaque fréquence, la même densité spectrale de puissance (DSP). Cette DSP représentée en FIGURE 3.3(c) confirme notre seconde hypothèse. L'approche fréquentielle nous permet ainsi de conclure sur l'aspect blanc du bruit mais pas sur sa distribution.

#### 3.1.2.3/ ANALYSE STATISTIQUE

L'aspect fréquentiel ayant été abordé, il semble judicieux de nous focaliser sur une approche statistique afin de prouver la véracité de notre première hypothèse. La première étape sera d'analyser l'histogramme décrivant la distribution du bruit observé. Cette dernière est représentée en FIGURE 3.4.

La vue de l'enveloppe de cet histogramme nous incite à penser que la distribution tendrait à suivre soit une loi Normale soit une loi de Cauchy. L'aspect visuel seul ne permet pas de conclure. C'est la raison pour laquelle nous allons procéder à un test de normalité.

Concernant ce genre de test, la bibliographie scientifique recense plusieurs outils comme par exemple :

— Le test de Shapiro-Wilk [30].
— Le diagramme quantiles-quantiles [31].
— Le test de Kolmogorov-Smirnov [32].

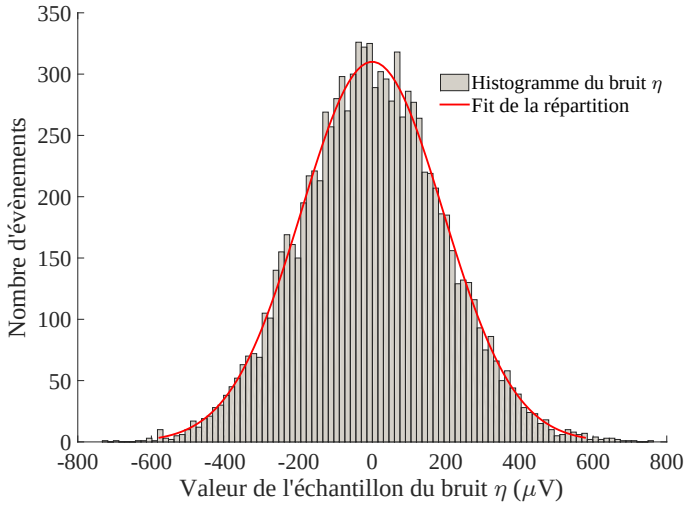



FIGURE 3.4 – Représentation en histogramme de la distribution du bruit observé en FIGURE 3.3(a) et son enveloppe en rouge.

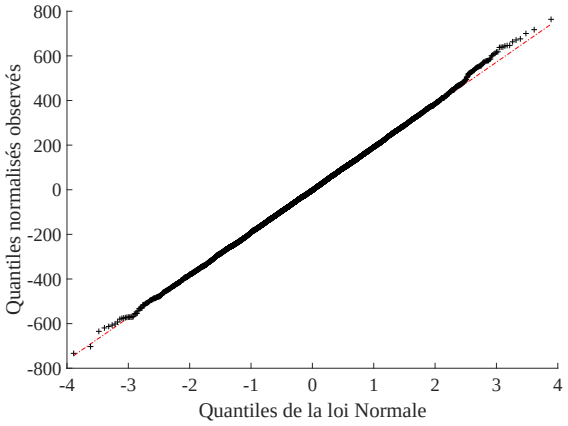



FIGURE 3.5 – Représentation du diagramme quantiles-quantiles du bruit observé en FIGURE 3.3(a).

Selon l'état de l'art, le test de Shapiro-Wilk est l'outil spécifique caractérisant une loi Normale. Il s'avère que ce test ne tolère qu'un intervalle de 3 à 5000 points pour être robuste alors que les nôtres en compte 10000. Le test de Kolmogorov-Smirnov ne renvoie quant à lui qu'une valeur numérique devant être inférieure à un seuil de tolérance défini au préalable pour valider ou non le suivi d'une loi Normale. N'ayant aucun seuil de criticité a proprement parlé et souhaitant étudier l'ensemble des points du bruit, nous nous sommes référé à l'utilisation du diagramme quantiles-quantiles (plus communément appelé droite de Henry dans le cas d'une loi Normale).

Cet outil permet de visualiser graphiquement l'adéquation d'une loi empirique à une loi donnée. Chaque point du diagramme est caractérisé par des quantiles empiriques (en abscisses) auquel nous faisons correspondre le quantile théorique (en ordonnées). Si la loi sous-jacente est bien la loi théorique, les points sont confondus et alignés le long d'une droite. Ce type de test a été réalisé avec les données du bruit observé et le résultat ainsi obtenu est illustré en FIGURE 3.5.

Nous pouvons immédiatement constater la linéarité et le passage en $(0,0)$ du diagramme quantiles-quantiles. L'histogramme de la FIGURE 3.4 confirme également le centrage en zéro. Pour compléter cette partie, une série de mesures de bruit à différents endroits a été effectuée afin de confirmer le suivi d'une loi Normale. Ces différents résultats sont fournis en Annexe A.

Cette étude reposant à la fois sur un aspect fréquentiel et statistique, nous permet de conclure sur notre hypothèse de départ fondée sur le théorème de la limite centrale ainsi que sur la conjecture de bruit blanc. Nous pouvons à présent affirmer que les si-

gnaux acquis en sondage laser sont dégradés par un bruit blanc gaussien. La suite de ce chapitre dressera dans un premier temps un état de l'art présentant les moyens mis en œuvre par la communauté scientifique en analyse de défaillance pour améliorer le rapport signal/bruit des signaux EOP. Dans un second temps, il fera état des processus développés répondant aux problématiques de bruit et de temps d'acquisitions.

### 3.1.3/ TRAVAUX EXISTANTS

L'état de l'art sur les techniques de débruitage et filtrage des signaux électriques recense une multitude d'outils. Il serait hors contexte de les décrire un par un. C'est la raison pour laquelle nous allons nous restreindre aux méthodes proposées par la communauté scientifique en analyse de défaillances des CIs. Nous pourrons ainsi comprendre leurs principaux défauts et faire le lien avec la contribution apportée dans ces travaux de thèse. De nombreuses publications et brevets concernent l'amélioration matérielle des techniques d'acquisitions d'ondes temporelles en sondage laser. En revanche, peu de communications traitant de l'amélioration du rapport signal/bruit ainsi que du temps d'exécution sont disponibles. Les méthodes qui vont être énumérées opèrent selon deux aspects : réduction du bruit via du matériel ou par différents traitements du signal.

#### 3.1.3.1/ ÉTAT DE L'ART EN ANALYSE DE DÉFAILLANCE

En 1994, Mitsuru Shinagawa introduit un premier processus automatique d'Electro Optical Probing pour les circuits intégrés ultra rapides [33]. Dans sa publication, il utilise non pas un procédé de traitement du signal, mais un procédé basé sur un module différentiel ou plus précisément un amplificateur différentiel à faible bruit. Ce module double l'amplitude du signal et réduit le bruit, incluant les vibrations, la lumière extérieure et le bruit du laser. Un module de détection différentiel typique est uniquement une diode laser intégrée. Dans ce cas le module contenait une diode laser InGaAsP de longueur d'onde $1,3$ $\mu m$. Une fois le signal capté, un processus de 5000 moyennages était effectué, donnant ainsi un temps d'exécution allant de 10 à 30 secondes par point. Ce principe présente l'avantage de gagner en temps d'acquisition mais reste couteux en terme de matériel. En effet, la limite de temps d'acquisition est dépendante de la performance du matériel de traitement et la lisibilité de l'information repose sur celle du module utilisé.

Le principe adopté par Kenneth dans [34] à la fin des années 90 est le rejet du bruit vibrationnel ainsi que celui venant du laser. Pour cela, il utilisait le ratio d'énergie reflétée des impulsions. Cette détection de ratio a permis à l'époque de fournir un meilleur rapport signal/bruit ainsi qu'une amélioration au niveau du temps d'exécution qui est passé de plusieurs jours à quelques minutes. Cette méthode reste tout de même discutable puisque la minute reste une unité de temps relativement grande à prendre en considération pour les experts en analyse défaillance. Kenneth est un des premiers à déposer un brevet [35] en 1997 en Laser Voltage probing avec l'entreprise Schlumberger. Ce brevet décrit la publication scientifique [34] en stipulant qu'un certain nombre de moyennage était nécessaire afin de reconstituer le signal.

Début 2007, Kindereit se base sur une analyse fréquentielle [36]. D'après cette publication, une mesure dans le domaine temporel s'avère glouton en termes de temps d'acquisitions en raison du temps de latence du matériel (oscilloscope). Au contraire, l'utilisation du domaine fréquentiel avec un analyseur de spectre semble plus rapide et surtout meilleur en terme de rapport signal/bruit. En gardant cette idée à l'esprit, le Voltage sweep est mis en place. Son principe est de mesurer à chaque tension $V_{drive}$ l'amplitude du pic du signal mesuré par l'analyseur de spectre.

A la conférence internationale ISTFA en 2009, Koh utilise le même principe d'acquisition en fréquentiel pour la localisation des maxima du signal en y incorporant une étape de débruitage via oscilloscope hautes performances de 50 $GS/s$ [37].

Une toute autre manière de voir les choses, a été d'effectuer de la LVP avec de la lumière visible à travers un substrat ultra fin. C'est le concept que Beutler a présenté à la conférence internationale ISTFA en 2014 [38]. Ce principe a pour but d'améliorer la résolution spatiale et la qualité des signaux LVP. Toutefois, les signaux acquis amplifiés sont moyennés par un oscilloscope.

Pour faire un bilan de cet état de l'art concernant les différents traitements en sondage laser, nous pouvons dire que la plupart se basent sur des analyses soit temporelles soit fréquentielles. Pour le filtrage du bruit des techniques comme le moyennage par oscilloscope ou analyse fréquentielle ont été implémentées en mode sonde et en mode image. Le procédé de moyennage est efficace en mode sonde mais requière des temps d'acquisitions relativement longs si chaque nœud doit être sondé. Cette durée d'acquisition nous empêche d'explorer chaque point du dispositif afin de construire une base de données de forme d'onde du dispositif complet. Cela prendrait des jours, voire des semaines. L'utilisa-

tion du domaine fréquentiel en mode image est certes plus rapide mais a l'inconvénient de ne pas prendre en compte l'aspect temporel. Seule l'information d'amplitude sur une fréquence bien particulière est gardée. S'ajoute à cela, le rapport signal sur bruit qui doit être assez élevé pour l'exploitation des signaux.

Comme présenté dans la section 3.1.1, la chaîne de traitement présente au CNES récupère l'onde réfléchie et l'envoie à un oscilloscope de 5 $GS/s$ procédant à une moyenne de 512 relevés du même signal. Ceci étant réalisé en temps réel, il n'y a aucun problème d'optimisation à ce niveau-là. Ces 512 moyennes sont ensuite traitées avec une interface Labview traitant plusieurs fois ces moyennes de 512 acquisitions pour ensuite refaire une moyenne globale. Un des problèmes présent dans notre cas se situe au niveau du transfert entre l'oscilloscope et l'ordinateur. En effet les temps de traitement s'avèrent longs pour avoir un signal exploitable, le rapport signal sur bruit étant dépendant du nombre d'acquisitions. Notre étude s'inscrit dans le cadre de cette démarche de débruitage, et de diminution du temps de traitement. L'objectif étant d'optimiser cette chaîne en proposant d'autres traitements qu'un simple moyennage et en travaillant éventuellement sur moins d'acquisitions.

#### 3.1.3.2/ ÉTAT DE L'ART EN TRAITEMENT DU SIGNAL

En partant de ces problématiques, notre démarche sera de proposer une amélioration de cette chaîne d'acquisition en incorporant une étape de filtrage entre chaque moyenne. Depuis quelques années, une multitude de techniques a émergé dans le domaine du traitement du signal afin de remédier au problème de bruit. La plupart des méthodes employées reposent sur les connaissances de certaines caractéristiques des signaux traités. Elles emploient principalement des fréquences de coupures pour caractériser un noyau de filtrage. Nous pouvons citer à titre d'exemple les filtres de Butterworth [39] ou de Tchebytchev [40]. D'autres utilisent quant à elles la minimisation de l'erreur quadratique en employant un filtrage de Wiener avec un signal de référence. Tous les procédés énumérés sont certes performants mais ont pour principal inconvénient d'être basés sur des attributs connus du point de vue signal ou bruit. En analyse par sondage laser, il n'y a aucune connaissance, pas même *a priori*, sur les ondes temporelle acquises. De ce fait, l'emploi des méthodes précédentes n'est pas envisageable. Dans la gamme des méthodes de filtrage, nous pouvons également citer les filtres moyenneur, gaussien et médian. Ces procédés simples utilisent un fenêtrage dans lequel une opération bien spé-

cifique est effectuée. L'avantage de ces différentes approches est de ne pas utiliser des caractéristiques connues, ni sur le signal, ni sur le bruit. Toutefois, l'étape préalable à l'utilisation de ces filtres, est la définition d'une taille de fenêtre. L'inconvénient qui découle de ce dernier est que si cette dernière est trop réduite, le signal n'est pas assez filtré. À l'inverse, si elle est trop grande, le risque est de subir une perte d'information. Par conséquent, il est de nouveau délicat d'utiliser ce type de processus dans notre chaîne d'acquisition. Des méthodes plus récentes et sophistiquées ont fait leur apparition. Nous pouvons notamment citer le filtre de Kalman, également connu sous le nom d'estimateur de Kalman [41]. Ce dernier est couramment utilisé dans les domaines de l'aéronautique pour l'estimation d'un état à partir de mesures bruitées voire incomplètes. *A priori*, cet outil semble idéal à notre cas d'application du fait de sa capacité à reconstruire des données noyées dans du bruit. Cependant, plusieurs inconvénients portent préjudice à cet algorithme. En effet, la référence bibliographique nous fait part du formalisme mathématique de ce type de filtre, et au regard de celui-ci, si la modélisation du système étudié est trop approximative, la convergence de l'erreur d'estimation n'aura pas lieu, et les performances de cet estimateur s'en verront ainsi diminuées. D'autre part, les différentes matrices prises en compte dans cette méthodologie (matrices de mesures et matrices de modélisation du système) induisent une complexité algorithmique et un coût de calcul relativement important. Ces différents facteurs démontrent le manque d'efficacité du filtre de Kalman dans notre cadre d'application.

En raison des nouveaux défis induits par les techniques de filtrage, notre objectif final sera de définir une approche innovante et pertinente par rapport au type de signaux acquis en sondage laser. Depuis quelques temps, de nouvelles méthodologies fondées sur les ondelettes ont fait leur apparition et s'avèrent plus performantes en terme de qualité de résultats par rapport aux approches utilisant le filtre de Wiener [42]. Cette nouvelle approche sera le noyau ainsi que le fil directeur de l'étude sur l'amélioration des signaux en sondage laser. La suite de ce manuscrit présentera la théorie mathématique associée aux ondelettes ainsi que leurs avantages d'utilisation dans notre contexte d'étude.

## 3.2/ FILTRAGE À ONDELETTES

### 3.2.1/ TRANSFORMÉE EN ONDELETTES

Dans cette partie, nous aborderons le principe de filtrage par ondelettes et plus précisément l'analyse multi-résolution. Avant d'appréhender les aspects attribués au filtrage, il semble nécessaire d'en expliciter les bases fondamentales.

#### 3.2.1.1/ DÉFINITION

Les ondelettes sont définies comme des fonctions permettant l'analyse d'un signal ainsi que sa représentation dans une certaine base. L'analyse en ondelettes quant à elle permet une localisation à la fois sur une échelle temporelle (ou spatiale) et également en fréquentielle. Contrairement à l'analyse de Fourier destinée à l'étude de signaux périodiques, l'analyse par ondelettes démontre son intérêt pour les signaux non-périodiques. La littérature scientifique met en avant trois grandes familles de transformées en ondelettes : la transformée en ondelettes continues (CWT : Continuous Wavelet Transform), la transformée en ondelettes discrètes (DWT : Discrete Wavelet Transform) et la transformée en ondelettes stationnaires (SWT : Stationnary Wavelet Transform) [43] que nous aborderons ultérieurement dans ce manuscrit. La transformée continue fonctionne en se basant directement sur la convolution du signal considéré par l'ondelette. Il en résulte ainsi pour chaque échelle un ensemble de longueurs $P$. En prenant en compte un nombre arbitraires d'échelles $M$, nous obtenons une matrice de taille $M \times P$ représentant le plan temps-fréquence (scalogramme). Considérons x(t) une fonction réelle de variable réelle, la transformée en ondelettes de cette fonction s'écrit sous la forme suivante :

$$f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{t=-\infty}^{t=+\infty} x(t)\bar{\psi_{a,b}}(t)dt, \tag{3.1}$$

avec $a \neq 0$ et $\psi_{a,b}$ la fonction obtenue par translation et dilatation de l'ondelette mère de la forme $\psi_{a,b} = \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$, $a$ dénotant l'échelle et $b$ la position. Dans le cas d'un signal $a$ représente la fréquence et $b$ le temps. À la différence de la transformée continue, la transformée discrète décompose le signal en un ensemble d'ondelettes mutuellement orthogonales. Cette propriété d'orthogonalité se révèle intéressante car elle permet une représentation du signal dans une base parcimonieuse [44]. Cette modélisation a motivé l'utilisation d'une telle représentation dans le but d'une application de filtrage.

#### 3.2.1.2/ TRANSFORMÉE EN ONDELETTES DISCRÈTE : APPROCHE MULTI-RÉSOLUTION

Ce type de transformée peut également être adapté au domaine discret. Considérons de nouveau un signal $S$ de taille $N$. L'approche multi-résolution utilisant la transformée en ondelettes discrète se compose de $log_2 N$ étapes. La première produit, à partir de $S$, deux ensembles de coefficients : les coefficients d'approximation $CA_L$ et les coefficients de détails $CD_L$, avec $L = [1, ..., n]$, $n \in \mathbb{R}$. Ces deux vecteurs sont le résultat de la convolution du signal de départ $S$ avec une expression équivalente à un filtre passe-bas ($l_d$) pour la partie approximation, et avec une autre correspondant à un filtre passe-haut ($h_d$) pour les détails. Ces vecteurs de coefficients sont décris tels que :

$$CA_L[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} l_d[k] S[2n-k], \tag{3.2}$$

$$CD_L[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_d[k] S[2n-k], \tag{3.3}$$

avec $n$ et $k$ décrivant les coefficients de temps discrets, et $L \in \mathbb{N}^{*+}$. De ce fait, le signal de départ $S$ peut s'écrire sous la forme suivante :

$$S[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} (CD_L[k] h_d[2k-n] + CA_L[k] l_d[2k-n]). \tag{3.4}$$

L'étape suivante, divise les coefficients d'approximation $CA_L$ en deux parties en utilisant ce principe expliqué précédemment. Plus précisément, le signal $S$ sera remplacé par $CA_1$ (coefficients d'approximation correspondant au niveau de décomposition $L = 1$), et produira $CA_2$ et $CD_2$, et ainsi de suite. En pratique, la première moitié des échantillons est remplacée par les valeurs déterminées par la fonction d'échelle et présente le signal avec deux fois moins d'échantillons. La seconde moitié est quant à elle remplacée par les valeurs déterminées par la fonction d'ondelette donnant les détails ayant été retirés du signal par la fonction d'échelle. En d'autres termes, le signal traité est remplacé dans la première moitié, par un signal équivalent mais à fréquence d'échantillonnage deux fois plus faible, et dans la seconde moitié, par des détails qui s'ils sont rajoutés à la première moitié du signal permettent de le recomposer identiquement. Nous obtenons par conséquent, un schéma multi-résolution reproduisant à chaque fois ce processus sur le signal comprimé. Une illustration du principe décrit dans cette sous-partie, est disponible en FIGURE 3.6.

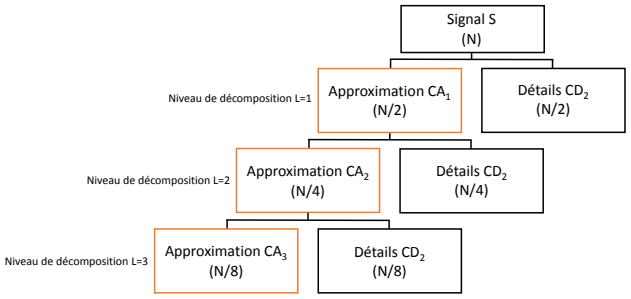



FIGURE 3.6 – Schéma de principe du traitement multi-résolution, illustré sur 3 niveaux de décomposition.

D'après la figure précédente, le premier niveau du processus englobe l'ensemble des échantillons, puis la moitié, puis le quart, etc. Par voie de conséquences, ce type de traitement en multi-résolution se doit d'être réalisé sur des signaux ayant une taille égale à $2^p$, $p \in \mathbb{N}^{*+}$. Le principe du filtrage utilisé dans notre contexte sera tout bonnement l'annulation des coefficients de détails des premiers niveaux de l'analyse multi-résolution. Ces coefficients de détails correspondent dans notre cas aux éléments constituant le bruit. Ainsi, le seuillage de ces derniers permettra de retrouver le signal affranchi d'une grande partie de son bruit.

La sous-partie qui va suivre a pour objectif de décrire le procédé de seuillage des coefficients d'ondelettes grâce à une estimation du bruit. L'analyste n'étant pas forcement expert en traitement du signal, justifie le fait de fournir une approche automatique ne nécessitant aucune intervention manuelle. Néanmoins, l'expert pourra interagir s'il le souhaite.

### 3.2.2/ SEUILLAGE DES COEFFICIENTS

#### 3.2.2.1/ TYPES DE SEUILLAGES

L'état de l'art concernant la théorie des ondelettes, recense plusieurs méthodes de seuillage [45], dont voici le descriptif :

— Le seuillage dur. Le principe est de conserver ou annuler le coefficient. Le module des coefficients pris en compte est comparé à une valeur de seuil fixée. Si le module est supérieur au seuil alors le coefficient est conservé. À l'inverse, le coefficient est mis à zéro.

— Le seuillage doux, qui lui consiste à modifier ou annuler le coefficient. Si le module du coefficient d'ondelette est supérieur au seuil défini, la valeur de ce coefficient

est modifiée en lui soustrayant la valeur du seuil. Sinon, le coefficient est remplacé par zéro.

L'étude bibliographique nous a permis de débusquer une valeur de seuil utilisée dans le domaine des ondelettes [46]. Ce seuil dit universel est défini comme suit :

$$T_{seuil} = \sigma\sqrt{2log_2(N)}, \tag{3.5}$$

où $N$ correspond au nombre d'échantillons du signal traité, et $\sigma$ à l'écart type du bruit présent dans ce même signal. Le fait de changer la valeur du coefficient en utilisant un seuillage doux, risquerait de modifier le contenu dans le signal et potentiellement supprimer l'information provenant du défaut. Par conséquent, cette contrainte nous guide vers le choix d'un seuillage dur utilisant le seuil universel.

Un autre aspect reste encore à éclaircir. À la vue de l'équation 3.5, deux paramètres sont à estimer pour obtenir la valeur du seuil. Généralement la taille $N$ du signal est connue grâce au matériel de mesure. Cependant, l'écart type du bruit est une caractéristique souvent méconnue et difficile à mesurer. Nous verrons ainsi dans la prochaine sous-partie, comment obtenir automatiquement une valeur de seuil universel, en estimant avec précision la valeur de cet écart type.

#### 3.2.2.2/ ESTIMATION DE L'ÉCART-TYPE BRUIT

Un des paramètres majeur à déterminer dans notre étude, est l'écart type du bruit $\sigma$. Nous avons précédemment démontré dans la section 3.1.2, que le bruit présent dans les signaux issus du sondage laser, s'avère être blanc et Gaussien. Ce type de bruit parasite est un phénomène stochastique défini par une loi Normale indépendante et identiquement distribuée, une moyenne centrée en zéro ainsi qu'une variance $\sigma^2$ :

$$Bruit \sim \eta(0, \sigma^2) \tag{3.6}$$

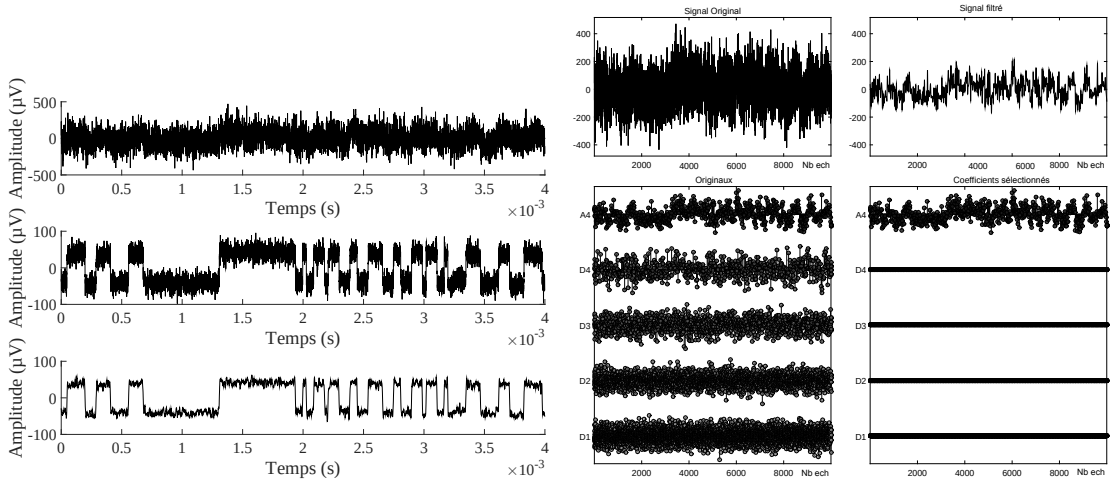
L'équation 3.6, montre le fait, que seul $\sigma^2$ reste inconnue. La bibliographie scientifique a permis de révéler une méthodologie permettant l'estimation automatique de l'écart type d'un bruit blanc gaussien [47, 48]. Cette dernière repose sur le calcul de l'écart médian absolu (MAD : Median Absolute Deviation en anglais) du module des coefficients d'ondelettes de premier niveau (voir équation 3.7). En effet, ces derniers étant majoritairement constitués de bruit, $\sigma^2$ peut être estimé.

$$\sigma^2 = \left(\frac{MAD(w_{i1})}{0.6745}\right)^2 \tag{3.7}$$

avec $MAD(w_{i1}) = Median(|w_{i_1}|)$, où $w_{i_1}$ correspond aux coefficients d'ondelettes de premier niveau, $i$ l'indice du coefficient, et 0.6745 le quartile supérieur d'une distribution normale standard.

## 3.2.3/ RÉSULTATS

### 3.2.3.1/ QUALITATIFS




(a) (b)

FIGURE 3.7 – (a) Résultats obtenus après 14s d'acquisition. (Haut) :Signal bruité/ (Centre) : Signal moyénné 10 fois, RSB = 12.7dB/ (Bas) : Signal moyénné+filtré 10 fois, RSB = 26.5dB. (b) Décomposition en ondelettes discrètes sur 4 niveaux du signal bruité en haut à gauche. Sa décomposition représentée par les coefficients d'approximation ($A_4$) et ceux de détails ($D_{1...4}$), le résultat du seuillage automatique en bas à droite, et la reconstitution du signal débruité en haut à droite.

Dans l'exemple présenté, ce procédé de filtrage est appliqué sur un signal acquis sur un microcontrolleur STM32 90 nm, plus précisément sur la partie analogique numérique. Sur l'exemple illustré en FIGURE 3.7, le signal bruité a été décomposé sur quatre niveaux avec une ondelette mère de type Daubechies (db8). Les coefficients étant seuillés de manière adéquate, ces derniers se voient éliminés, pour ne garder que la partie approximation correspondant au signal en haut à droite. Ainsi, en conservant uniquement l'information d'approximation, nous constatons un effet de filtrage lors du repassage en temporel.

Notre objectif de départ fut la réduction du bruit, mais par la même occasion, de travailler avec un nombre réduit d'acquisitions afin de réduire l'effet invasif du laser sur le composant. L'exemple que nous allons présenter, illustre, pour un même temps d'acquisition, le résultat d'amélioration du rapport signal/bruit avec et sans étape de filtrage. Les

ondes temporelles correspondantes à cet exemple, sont disponibles en FIGURE 3.7. À travers ce dernier exemple, nous constatons bel et bien, que pour un temps d'acquisition identique, le rapport signal/bruit est amélioré de manière significative. Par conséquent, un nombre de mesures moins important est donc nécessaire pour l'obtention d'un résultat lisible. Cette amélioration, induit une réduction de l'effet invasif du faisceau laser sur l'échantillon du fait que nous pouvons rester moins longtemps pointé sur ce dernier.

#### 3.2.3.2/ QUANTITATIFS

Afin de confirmer l'efficacité de notre méthode, il est important de pouvoir la quantifier. Nous allons donc, dans un premier temps, comparer la valeur du rapport signal/bruit, ainsi que celle de l'erreur quadratique, pour un même nombre de moyennage au fil du temps. Les calculs du rapport signal/bruit et de l'erreur quadratique, sont respectivement établis à partir des équations suivantes :

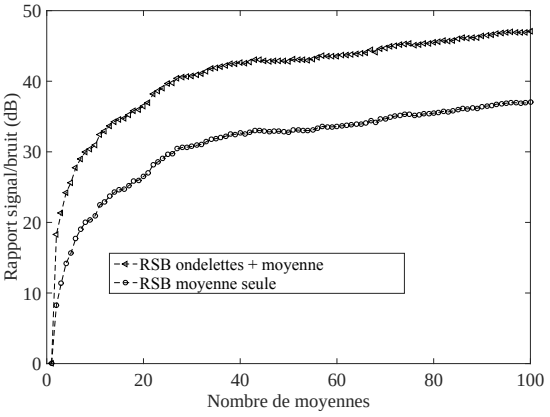
$$RSB_{(dB)} = 10log_{10}\frac{\sigma^2(Signal)}{\sigma^2(Bruit)}, \tag{3.8}$$

où $\sigma^2(Signal)$ et $\sigma^2(Bruit)$ représentent respectivement la variance du signal (bruité) et celle du bruit.

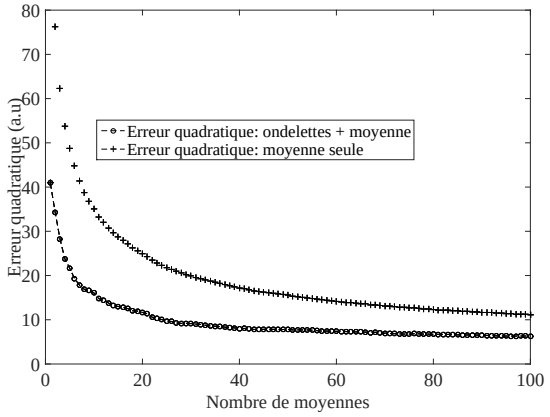
$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{x} - x)^2, \tag{3.9}$$

avec $\hat{x}$ dénotant le signal dit de prédiction (théorique), $x$ le signal observé, et $n$ la taille de ces deux signaux.

L'ensemble de ces évolutions est illustré en FIGURE 3.8. Nous constatons que pour un nombre de moyennes identiques, le rapport signal/bruit calculé avec notre procédé de filtrage, est toujours supérieur à celui établi via une moyenne seule. En plus de s'intéresser au calcul du RSB, il fut intéressant de se focaliser également sur l'erreur quadratique, autrement dit l'erreur de reconstitution du signal. Cette partie a été réalisée dans un cadre purement théorique. En effet, il est compliqué d'avoir accès à un signal théorique dans une analyse réelle. Par conséquent, des signaux de synthèse dont tous les paramètres sont connus, ont été créés et utilisés pour le tracé de l'évolution de l'erreur quadratique. Le détail complet des signaux théoriques est présenté en Annexe A. Nous pouvons relever, que pour un même nombre de mesures (moyennes), l'erreur de reconstitution est nettement inférieure dans le cas de l'utilisation de notre module de filtrage. Ce point nous confirme qu'en terme de qualité de signal, une reconstruction plus fiable, tout en nécessitant moins d'intégration est possible.




(a)




(b)

FIGURE 3.8 – (a) Evolution du rapport signal/bruit (RSB) en fonction du nombre de moyennes, et (b) Evolution de l'erreur quadratique en fonction du nombre de moyennes.

Le temps de traitement est le dernier aspect à prendre en considération, pour prouver la robustesse de notre méthode. Ce dernier étant directement lié à l'effet invasif du laser, il est important de montrer le gain obtenu. Pour se faire, la base de données des signaux décris en Annexe A sera utilisée, et le temps d'obtention d'un signal lisible sera calculé, avec et sans étape de filtrage. Nous précisons que le nombre d'acquisitions nécessaires à un signal exploitable, correspond à un nombre d'acquisitions requis pour atteindre un rapport signal/bruit de 30 $dB$. L'intégralité des résultats est référé dans la TABLE 3.1, ce qui a ainsi permis de comparer le gain perçu. Nous pouvons constater à travers ces valeurs, que le nombre d'acquisitions utilisées via notre méthode de filtrage, est bien inférieur à celui utilisant un simple moyennage. La décroissance du nombre de mesures, infère deux conséquences liées entre elles. La première étant la diminution du temps de traitement, qui elle même induit, l'atténuation de l'effet invasif du laser. En terme de gain de temps, ce dernier s'avère significatif, en comparaison avec les valeurs obtenues en utilisant une

Tableau 3.1 – Résultats sur la base de données, du nombre d'acquisitions nécessaires à l'obtention d'un signal exploitable, et temps d'exécution associé.

| **SNR = 30dB** | ***Nb d'acquisitions avec moyenne seule*** | ***Temps d'exécution avec moyenne (s)*** | ***Nb d'acquisitions avec filtrage et moyenne*** | ***Temps d'exécution avec filtrage et moyenne (s)*** |
|---|---|---|---|---|
| ***Signal 1*** | 23 | 14 | 5 | 3.5 |
| **Signal 2** | 71 | 49 | 15 | 10.5 |
| ***Signal 3*** | 52 | 35 | 10 | 7 |
| ***Signal 4*** | 101 | 70 | 20 | 14 |
| ***Signal 5*** | 44 | 28 | 14 | 9.8 |
| ***Signal 6*** | 120 | 84 | 25 | 17.5 |
| ***Signal 7*** | 25 | 17.5 | 6 | 4.2 |
| ***Signal 8*** | 32 | 21 | 8 | 5.3 |
| ***Signal 9*** | 36 | 25.2 | 12 | 8.4 |
| ***Signal 10*** | 68 | 47.6 | 19 | 14 |

moyenne seule. Nous constatons d'après le tableau précédent, un gain moyen de 5 pour un même RSB. Cette quantification du gain en temps, renforcée par l'analyse de l'erreur de reconstitution et du rapport signal/bruit, justifie l'efficacité de notre procédé de filtrage.

Un des objectifs de ce traitement, est de fournir à l'expert, une méthode automatisée. Dans cette démarche, il est donc primordial de s'intéresser à l'optimisation de tous les paramètres pris en compte. Cette discussion fera l'objet de la prochaine sous-partie.

### 3.2.4/ DISCUSSION SUR LES DIFFÉRENTS PARAMÈTRES

#### 3.2.4.1/ CALCUL DU NIVEAU DE DÉCOMPOSITION

Dans cette partie, nous partons de l'hypothèse que plus le bruit est important, plus le niveau de décomposition doit-être élevé. D'une part, un niveau trop faible engendrerait une mauvaise reconstitution en laissant trop de parasites. D'autre part, le signal subirait une perte d'information si le niveau de décomposition était trop grand. En gardant à l'esprit l'aspect automatique du processus, la bibliographie scientifique suggère d'utiliser un niveau de décomposition décrit par l'équation suivante :

$$D_{max} = log_2 N, \tag{3.10}$$

avec $N$, étant le nombre d'échantillons du signal considéré. Étant fonction de la taille $N$, ce scalaire $D_{max}$ représente le niveau de décomposition maximal que peut subir le dit signal. Cette approche est certes automatique, mais elle ne représente pas forcement le

cas idéal où le signal serait décomposé de manière optimale. L'expert peut cependant agir manuellement en testant plusieurs cas possibles. Cette discussion, nous permet de conclure que le choix du niveau de décomposition, reste une problématique encore ouverte. Toutefois, cela ouvre les portes à de nouvelles perspectives, en particulier sur la modélisation du niveau de décomposition par un problème d'optimisation. L'idée étant de trouver une fonction de coût qui serait minimisée par un niveau optimal.

#### 3.2.4.2/ CHOIX DE L'ONDELETTE MÈRE

Le choix de l'ondelette mère, peut être abordé de plusieurs manières. Nous pouvons, dans un premier temps, utiliser une approche qualitative reposant sur la similitude de l'ondelette avec le signal de départ. Autrement dit, elle pourrait-être choisie en fonction de la forme du signal. Par exemple, pour un signal à tendance rectangulaire, notre choix serait guidé vers une ondelette de type Haar du fait de sa ressemblance avec un créneau. Plusieurs exemples d'ondelettes mère, sont disponibles en Annexe A. Cette approche ne semblant pas forcément robuste, notre choix pointera plutôt vers une approche quantitative. Pour se faire, l'erreur quadratique sera de nouveau utilisée comme critère d'évaluation sur notre base de données de signaux. Ainsi, cette métrique sera calculée en fonction du type d'ondelette choisie. Les résultats émanant de cette étude, sont disponibles dans la TABLE 3.2. D'après ce tableau, nous remarquons immédiatement, que dans 80% des cas, l'erreur de reconstitution est minimisée lors de l'utilisation de l'ondelette mère « symmlet16 ». Ce résultat, peut-être interprété de la manière suivante : de par sa forme, l'ondelette sym16 serait *a priori* plus représentative des transitions dans le signal. Les changements d'états étant mieux pris en compte, font que l'erreur de reconstitution se voit minimisée. Ce point confirme alors que le choix d'une ondelette mère optimale sur des critères de similitude ne s'avère pas robuste.

Pour conclure sur cette partie, nous avons constaté que dans le cas de nos signaux transitoires, un type d'ondelette en particulier est considéré comme optimal. Or, notre base de données de signaux illustre uniquement les principaux cas rencontrés en analyse de défaillance. Ils ne sont en aucun cas représentatifs des signaux réels présents dans d'autres applications. Ainsi, le choix du type d'ondelette mère, reste encore un sujet ouvert, pouvant ou non se faire au cas par cas. De manière similaire, ce problème pourrait se ramener à un problème d'optimisation cherchant à minimiser un critère d'évaluation.

Tableau 3.2 – Valeur de l'erreur quadratique pour chaque signal de la base de donnée, en fonction du choix de l'ondelette mère.

| Ondelette | Erreur quadratique | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | ***Signal 1*** | ***Signal 2*** | ***Signal 3*** | ***Signal 4*** | ***Signal 5*** | ***Signal 6*** | ***Signal 7*** | ***Signal 8*** | ***Signal 9*** | ***Signal 10*** |
| Sym 2 | 0.0163 | 0.0166 | 0.0143 | 0.0157 | 0.0153 | 0.0148 | 0.0157 | 0.0164 | 0.0131 | 0.0139 |
| Sym 4 | 0.0144 | 0.0149 | 0.0132 | 0.0144 | 0.0149 | 0.0142 | 0.0152 | 0.0161 | 0.0129 | 0.0133 |
| Sym 8 | 0.0155 | 0.0152 | 0.0143 | 0.0167 | 0.0157 | **0.0138** | 0.0148 | 0.0168 | 0.0123 | **0.0128** |
| Sym 16 | **0.0142** | **0.0145** | **0.0131** | **0.0154** | **0.0144** | 0.0153 | **0.0149** | **0.0157** | **0.0117** | 0.0129 |
| Sym 32 | 0.0152 | 0.0153 | 0.0147 | 0.0153 | 0.0162 | 0.0149 | 0.0162 | 0.0159 | 0.0135 | 0.0134 |
| Db 2 | 0.0151 | 0.0147 | 0.0152 | 0.0164 | 0.0156 | 0.0154 | 0.0153 | 0.0165 | 0.0141 | 0.0145 |
| Db 4 | 0.0162 | 0.0155 | 0.0158 | 0.0163 | 0.0155 | 0.0168 | 0.0172 | 0.0176 | 0.0152 | 0.0148 |
| Db 8 | 0.0161 | 0.0164 | 0.0167 | 0.0171 | 0.0166 | 0.0176 | 0.0175 | 0.0181 | 0.0164 | 0.0156 |
| Db 16 | 0.0182 | 0.0178 | 0.0169 | 0.0159 | 0.0184 | 0.0194 | 0.0154 | 0.0189 | 0.0172 | 0.0157 |
| Db 32 | 0.0193 | 0.0187 | 0.0184 | 0.0198 | 0.0193 | 0.0197 | 0.0156 | 0.0194 | 0.0184 | 0.0161 |
| Coif 1 | 0.0161 | 0.0165 | 0.0162 | 0.0169 | 0.0158 | 0.0168 | 0.0171 | 0.0178 | 0.0154 | 0.0166 |
| Coif 2 | 0.0144 | 0.0152 | 0.0154 | 0.0157 | 0.0152 | 0.0155 | 0.0169 | 0.0159 | 0.0147 | 0.0163 |
| Coif 3 | 0.0155 | 0.0153 | 0.0162 | 0.0162 | 0.0164 | 0.0167 | 0.0173 | 0.0175 | 0.0149 | 0.0159 |
| Coif 4 | 0.0145 | 0.0141 | 0.0144 | 0.0165 | 0.0150 | 0.0153 | 0.0156 | 0.0163 | 0.0137 | 0.0154 |
| Coif 5 | 0.0152 | 0.0159 | 0.0157 | 0.0164 | 0.0163 | 0.0166 | 0.0169 | 0.0168 | 0.0142 | 0.0156 |
| Haar | 0.0198 | 0.0196 | 0.0214 | 0.0189 | 0.0221 | 0.0217 | 0.0198 | 0.0243 | 0.0197 | 0.0211 |
| Meyer | 0.0151 | 0.0153 | 0.0164 | 0.0158 | 0.0168 | 0.0174 | 0.0175 | 0.0172 | 0.0156 | 0.0158 |

### 3.2.5/ CONCLUSION PARTIELLE

Dans ce sous-chapitre, un premier procédé d'amélioration post-acquisition a été présenté pour les données à une seule dimension. À travers cette étude, force est de constater que le choix de la méthode utilisée répond en grande partie aux principaux problèmes rencontrés lors d'une analyse en sondage laser. Dans un premier temps, cette étape de filtrage permet de réduire de manière significative le nombre de mesures sur le composant (*i.e* le nombre de moyennes). En diminuant ce paramètre, le débruitage par ondelettes offre un gain non négligeable, à la fois de temps, mais aussi en terme de qualité de l'information. Cette nouvelle méthode a été élaborée pour être totalement automatisée via-à-vis de l'utilisateur, qui, s'il le souhaite, peut interagir à sa guise sur les paramètres si le résultat final ne lui convenait pas.

Cette première approche apporte une amélioration majeure à l'analyse EOP, en comparaison avec la chaîne d'expérimentation précédente. Cependant, les technologies devenant de plus en plus complexes et intégrées, la question est de savoir si cette nouvelle méthode continuera à être valide pour les composants futurs. Au cours de ces travaux de thèse, les problématiques d'amélioration des acquisitions des signaux EOP, en termes de temps et de rapport signal/bruit, ont été de nombreuses fois remises au goût du jour. Dans cette approche, l'idée a été de s'affranchir de l'intégration par moyennage de l'interface PC, seule celle par l'oscilloscope effectuée en temps réel sera considérée.

L'état de l'art en traitement du signal regorge d'outils plus ou moins complexes pour le débruitage de signaux. Cependant, il existe une approche présentant une particularité intéressante, pouvant répondre tout en partie à nos problématiques. Il s'agit d'utiliser une version comprimée du signal. Plus précisément, le traitement est basé sur un nombre de points réduit pour reconstituer le signal débruité. Cette méthodologie, reposant sur un nombre d'échantillons minimisé, diminuerait *a priori* le temps de traitement. Ainsi, l'acquisition comprimée (Compressive sensing en anglais), a été la piste à suivre et fait l'objet du prochain sous-chapitre.

## 3.3/ FILTRAGE PAR ACQUISITION COMPRIMÉE

### 3.3.1/ THÉORIE GÉNÉRALE

Le principe de l'acquisition comprimée, connu sous plusieurs dénominations comme *Compressed sensing* ou encore *Compressive sampling*, est d'échantillonner un signal à une fréquence significativement inférieure à celle de Shannon, de façon aléatoire et en exploitant ses propriétés parcimonieuses. Par définition, un vecteur x $\in \mathbb{R}^n$ est dit k-parcimonieux avec k inférieur à n s'il contient k composantes non nulles et toutes les autres sont nulles. Nous parlerons alors de caractère parcimonieux d'un signal s'il admet une représentation parcimonieuse dans une certaine base de projection. Dans le cas réel, la parcimonie d'un signal est déjà exploitée durant l'étape de compression, survenant après l'acquisition du signal échantillonné. Le but ultime, étant de représenter le signal dans une base dans laquelle il se résume à un nombre limité de coefficients non nuls. Par exemple, la base de Fourier permet d'exprimer un signal comme somme de sinusoïdes à différentes fréquences. Lors d'une compression simple, les deux étapes successives d'échantillonnage à la fréquence de Shannon puis de compression dans une base adaptée sont coûteuse en temps pour ne retenir que quelques coefficients représentatifs. L'idée novatrice, est d'effectuer ces deux opérations simultanément, c'est à dire d'échantillonner et de compresser en même temps, grâce à l'aspect parcimonieux. Des résultats récents montrent qu'un faible nombre de projections aléatoires d'un signal contient la plupart des informations [49, 50]. Ce principe d'échantillonnage offre un avantage considérable permettant de stocker et transporter des informations sous forme compressée. Cependant, avec des besoins de stocker et transmettre des volumes d'informations de plus en plus importants, cette fréquence d'échantillonnage minimale $Fe \geq 2Fmax$ est une limite face à des besoins de compresser encore plus d'information et surtout plus rapidement. La question soulevée ici, est de savoir si l'on peut échantillonner un signal à une fréquence largement inférieure à la fréquence minimale prescrite par Shannon. Dans le cas d'un signal numérisé, que l'on peut représenter comme un vecteur $x$ à $n$ composantes, le problème revient à savoir si l'on peut reconstruire parfaitement $x$ à partir d'une observation $y = \Phi x$, où $y$ a un nombre de composantes $m$ très inférieur à $n$, et où $\Phi$ est une matrice de taille $m * n$ modélisant un sous-échantillonnage et vérifiant certaines conditions. Nous avons à faire ici à un système sous-déterminé ou à un problème dit mal posé, du fait que nous disposons moins d'équations que de variables. De manière géné-

rale, un tel problème possède soit zéro soit une infinité de solutions. Or, sous certaines conditions, il s'avère que nous pouvons reconstruire de manière satisfaisante le signal $x$ à partir de l'observation $y$. Nous aborderons donc, dans le paragraphe qui va suivre, les conditions permettant cela.

#### 3.3.1.1/ PARCIMONIE, ÉCHANTILLONNAGE INCOHÉRENT ET MATRICE RIP

Notons $S \in \mathbb{R}^n$ un signal, $\Psi \in \mathbb{R}^{n\times n}$ la matrice dans laquelle $x$ a la meilleure représentation parcimonieuse, et $x \in \mathbb{R}^n$ la meilleure représentation parcimonieuse de $x$ dans la base $\Psi$. Nous obtenons alors $x = \Psi S$. Notons encore $\Phi \in \mathbb{R}^{m\times n}$ une matrice d'échantillonnage ou de projection, permettant de sélectionner seulement $m$ observations rangées dans un vecteur $y \in \mathbb{R}^m$ avec $m \ll n$. Au final, le vecteur $y$ obtenu, est de la forme $y = \Phi x = \Phi\Psi S$. La FIGURE 3.9 illustre ce principe d'échantillonnage compressé.

La question qui se pose à présent, est de savoir à quelles conditions pouvons nous reconstruire le signal inconnu, uniquement à partir de l'observation $y$ et de la matrice de projection $\Phi$. D'après [51, 52], il est nécessaire d'avoir une "incohérence" entre les matrices $\Phi$ et $\Psi$. Plus cette incohérence est forte, meilleure sera la reconstitution. Cette notion de faible cohérence est un critère important pour le choix de $\Phi$ en tant que matrice aléatoire. Cette condition nécessaire mais pas suffisante, requiert encore une contrainte concernant la matrice de sous-échantillonnage $\Phi$. Cette dernière se doit de respecter la propriété d'isométrie restreinte (RIP : Restricted isometry property en anglais).

En algèbre linéaire, la propriété d'isométrie restreinte caractérise des matrices étant presque orthonormées. Ce concept fut introduit par Candès et Tao et utilisé en pratique pour prouver une multitude de théorèmes dans le contexte de l'acquisition comprimée.

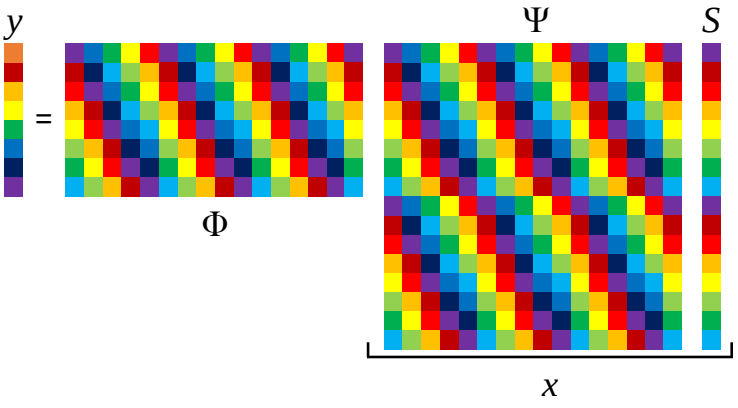



FIGURE 3.9 – Illustration schématique de l'échantillonnage comprimé.

Cette propriété est définie de la manière suivante : soit $A \in \mathbb{R}^{m*n}$. $A$ satisfait la propriété d'isométrie restreinte s'il existe une constante $\delta \in ]0,1[$ telle que pour tout $\alpha \in \mathbb{R}$, nous ayons l'encadrement suivant :

$$(1-\delta)\,\|\alpha\|_2^2 \leq \|A\alpha\|_2^2 \leq (1+\delta)\,\|\alpha\|_2^2 \tag{3.11}$$

En d'autres termes, la propriété RIP avec une valeur de $\delta$ proche de $1$ signifie que $A$ conserve approximativement la norme de tout vecteur parcimonieux. D'après [53], plusieurs matrices satisfont le critère d'isométrie restreinte, notamment les matrices aléatoires sous-gaussiennes. Ce genre de matrice, présente l'avantage de correspondre à une méthode d'échantillonnage indépendante de la base de parcimonie $\Psi$. Cette même publication montre qu'elle vérifie la propriété d'isométrie restreinte avec une forte probabilité. En pratique, cette matrice n'est pas totalement aléatoire mais pseudo-aléatoire. La complexité algorithmique est de l'ordre de $m \times n$. Elle est donc inadaptée dans le cas de signaux volumineux telles que des images ou des vidéos. Or, dans cette étude, nous travaillerons avec des signaux à une seule dimension.

Les conditions initiales étant posées, plaçons nous à présent dans le cas où notre signal $x \in \mathbb{R}^n$ est $k$-parcimonieux. Il est dit que si $m$ est légèrement supérieur au nombre $k$ de composantes non nulles dans $x$ et si $\Phi \in \mathbb{R}^{m*n}$ satisfait la propriété d'isométrie restreintes [51], alors nous pouvons reconstruire de manière satisfaisante $x$ en résolvant le problème d'optimisation sous contrainte suivant :

$$\min \|x\| \text{ sachant que } \Phi x = y \tag{3.12}$$

Dans le cas d'une situation plus réaliste où l'observation est bruitée (bruit de quantification, bruit thermique, etc...), le modèle de l'observation devient : $y = \Phi x + z$ où $z$ est un terme de bruit inconnu. Le problème à résoudre devient alors :

$$\min \|x\| \text{ sachant que } \|y - \Phi x\| \leqslant z \tag{3.13}$$

La question qui se pose à présent, est de savoir quelle norme il convient d'utiliser, pour résoudre les problèmes (3.12) et (3.13). D'après la littérature, [54], la norme $l_1$ s'avère efficace. Cette norme a l'avantage de conduire à un problème d'optimisation convexe, pouvant se réduire à un problème linéaire connu sous le nom de *Basis Pursuit* [54]. La démonstration de l'utilisation de la norme $l_1$ n'entrant pas dans le cadre de nos recherches,il est possible de se référer à [54] pour plus de détails à ce propos. Il est à présent nécessaire, de déterminer dans quelle type de base de projection, nos signaux montrent une parcimonie importante.

### 3.3.2/ CHOIX D'UNE BASE PARCIMONIEUSE

Les études sur la recherche de la meilleure base de projection, ont depuis quelques années, suscité un intérêt majeur. Nous pouvons notamment citer [55–57], qui proposent des la concepetion d'algorithmes reposant sur un dictionnaire adapté (*i.e* base de projection). La robustesse de ces méthodes, n'est en aucun cas remise en question. Cependant, elles requièrent un apprentissage de signaux, et donc du temps. Ce facteur, étant la clé de notre étude, il est primordial de le minimiser, afin d'optimiser le temps de traitement de nos données en sondage laser. Dans le sous-chapitre 3.2.1, nous avons décrit l'intérêt des ondelettes discrètes pour le filtrage. Si nous nous référons de nouveaux à la FIGURE 3.7(a), nous constatons que nos signaux, même bruités, présentent une certaine parcimonie dans ce type de base. Le caractère discret et donc parcimonieux de la transformée en ondelettes discrète, justifiera dans un premier temps son utilisation dans notre contexte d'étude. Nous reviendrons sur cet aspect lors du choix de l'algorithme de reconstruction de nos signaux.

### 3.3.3/ ALGORITHMES DE RECONSTRUCTION

#### 3.3.3.1/ CRITÈRES DE CHOIX

Depuis son introduction, l'acquisition comprimée est considérée comme un outil performant pour la reconstruction de signaux parcimonieux. Dans notre étude, il est nécessaire de réunir certains critères afin d'optimiser au mieux le temps de traitement des signaux. L'algorithme choisi, se doit d'être adapté à du temps réel, tout en ayant une bonne robustesse de reconstruction. D'autre part, nous avons vu dans le sous-chapitre précédent, que nos signaux sont affectés par un bruit important. De ce fait, l'algorithme doit également présenter une robustesse au bruit.

L'état de l'art du domaine recense plusieurs méthodologies d'approche présentant des spécificités différentes pour la résolution du problème 3.13 [58–60]. À titre d'exemple, nous pouvons citer *Basis Pursuit (BP)*, *Orthogonal Matchning Pursuit (OMP)*, *Regularized Orthogonal Matchning Pursuit (ROMP)* ou même *Sparsity Adaptative Matching Pursuit (SAMP)*. Selon [59], la plupart des méthodes employées nécessitent la connaissance de la parcimonie $k$ du signal à reconstituer. Or, dans la majorité des cas, cette valeur est inconnue. Certains procédés, comme SAMP, n'utilisent pas la parcimonie, mais un paramètre de pas (step size) et un critère d'arrêt. Dans ce cas, choisir un pas petit aboutira à

une reconstruction plus précise, mais demande un temps de calcul plus important. Cette contrainte de temps, étant le paramètre majeur, nous choisirons l'algorithme présentant le moins de paramètres à déterminer et respectant les critères précédemment stipulés au début de cette sous-partie. La TABLE 3.3 compare les temps d'exécution des algorithmes précédemment cités et leurs nombres de paramètres requis :

Tableau 3.3 – Tableau comparatif des temps d'exécution et du nombre de paramètres à estimer pour différents algorithmes d'acquisition comprimée.

| **Algorithme** | **Basis Pursuit** | **Orthogonal Matching Pursuit** | **Regularized Orthogonal Matching Pursuit** | **Sparsity Adaptative Matching Pursuit** |
|---|---|---|---|---|
| **Temps d'exécution (ms)** | $\simeq 10$ | $\simeq 1$ | $\simeq 1$ | $\simeq 1$ |
| **Nombre de pramètres à estimer** | 2 | 1 | 2 | 2 |

L'un des objectifs étant l'implémentation d'un processus automatique, l'OMP semble être à première vue un bon compromis entre temps d'exécution et nombre de paramètres à estimer. Dans cette étude, nous verrons d'une part, que l'OMP repose sur deux versions, dont une reposant uniquement sur un seul paramètre, déterminant le critère d'arrêt de l'algorithme. D'autre part, selon [59, 61], cette méthode est reconnue comme étant l'une des plus efficaces pour la reconstruction de signaux parcimonieux dans un milieu bruité. Par voie de conséquence, notre choix se portera sur OMP, dont le principe sera détaillé dans la prochaine sous-section.

#### 3.3.3.2/ ORTHOGONAL MATCHING PURSUIT

L'Orthogonal Matching Pursuit, repose sur le même principe que le Matching Pursuit [61]. Autrement dit, il sélectionne pas à pas les atomes les plus corrélés au signal de départ, pour ainsi tendre vers une approximation de la solution finale. Nous appelons ici « atome », une somme pondérée de fonctions finies. Cette première étape étant réalisée, l'OMP procède à la mise à jour de ce que nous nommerons résidu. Ce dernier est calculé, en soustrayant le dit atome au signal. À chaque itération de l'algorithme, le résidu est mis à jour, en retirant au signal, la contribution apportée par le nouvel atome. Les algorithmes 1 et 2, décrivent les deux versions existantes de l'algorithme OMP. Voyons à présent, quelle version choisir, et surtout quelle contribution peut être apportée à ce niveau.

**Entrée :** Décomposition discrète du signal $y$ dans le dictionnaire $D \in \mathbb{R}^{n \times m}$, parcimonie $k$.
**Sortie :** Signal reconstitué $\widehat{y}_{est} \in \mathbb{R}^{n \times m}$. Résidu $R^{(k)}$ à jour.
**Initialisation** $\mathcal{R}^{(k)} = y$
**Tant que** $i \leq k$ faire
1 : $\gamma = argmax|\langle D_l, R^{(i)} \rangle|$ { Recherche de l'atome le plus corrélé avec le résidu $R$ du dictionnaire $D$.}
4 : $\mathcal{R}^{(i+1)} = \mathcal{R}(i) - a_\gamma D_\gamma^{(i)}$
5 : $\widehat{y} = \widehat{y} + \langle \mathcal{R}(i), D_l^{(i)} \rangle D_l^{(i)}$
6 : $i = i + 1$
7 : **Fin Tant que**

**Algorithme 1 :** Orthogonal Matching Pursuit version 1.

**Entrée :** Signal $y$ et seuil $\rho$.
**Sortie :** Signal reconstitué $\widehat{y}_{est} \in \mathbb{R}^N$, résidu $R^{(j)}$ à jour.
**Initialisation :** $z_j = 0$, $R_y^0 = y$, $A_0 = [.]$ et $j = 1$
**Tant que** $\left\| R_y^{j-1} \right\|^2 \geqslant \rho$ faire
1 : Recherche de l'atome le plus corrélé avec le résidu $R$ du dictionnaire $D$ :
$\gamma_j = argmax|\langle D_\gamma, R_y^{j-1} \rangle|$
2 : Ajout du nouvel atome au dictionnaire : $A_j = [A_{j-1}\ D_{\gamma j}]$
3 : Calcul des coefficients : $z_k = A_j^+ y$, avec $A_j^+ = (A_j^T A_j)^{-1} A_j^T$
4 : Mise à jour :
— de l'estimée : $\widehat{y}^j = A_j . z_j$
— du résidu : $R_j = y\text{-}\widehat{y}^j$
5 : $j = j + 1$
**Fin Tant que**

**Algorithme 2 :** Orthogonal Matching Pursuit version 2.

#### 3.3.3.3/ CONTRIBUTION

Les deux versions de l'algorithme OMP présentent tous deux des critères d'arrêt bien spécifiques. Le premier se calque sur le coefficient de parcimonie du signal départ. Or, comme nous l'avons stipulé dans la partie précédente, ce paramètre n'est que très rarement connu et compliqué à déterminer. Un autre critère d'arrêt basé sur l'énergie du résidu a été proposé [62]. Ce dernier, consiste à stopper l'algorithme lorsque l'énergie du résidu a atteint celle du bruit. Cependant, dans la majorité des cas, les propriétés du bruit sont inconnues.

Dans la section 3.1.2, il a été reporté une méthodologie permettant l'estimation de l'écart type du bruit présent dans nos signaux en sondage laser. Par conséquent, nous pouvons estimer à partir ce paramètre un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et de variance $\sigma_{Est}^2$ :

$$Bruit_{Est} = N(0, \sigma_{Est}^2), \tag{3.14}$$

De cette estimation, nous pouvons en déduire l'énergie du bruit à partir de la norme 2 :

$$\|Bruit_{Est}\|_2 = \sqrt{\sum_i Bruit_{Est}(i)}, \tag{3.15}$$

avec $i$ étant l'indice correspondant à chaque valeur de l'élément du vecteur $Bruit_{Est}$.

La section 3.2.1, a permis de mettre en évidence une base de projection, présentant des attributs intéressants pour notre étude. En effet, si nous nous référons à la FIGURE 3.7(a), nous constatons l'effet parcimonieux dû à la discrétisation de la transformée en ondelettes discrète. Les différentes propriétés de la DWT, nous permettent à la fois l'estimation du bruit, mais nous apportent également une base, dans laquelle nos signaux bruités présentent un caractère parcimonieux. Nous tenons à rappeler une nouvelle fois, que le temps de traitement est le facteur protagoniste de cet axe de recherche. Ainsi, notre contribution a été de concevoir une méthodologie d'implémentation, permettant une minimisation de celui-ci. Les différents blocs de ce processus, sont illustrés en FIGURE 3.10. Ce schéma, nous présente un type d'architecture bien particulier pour le filtrage de nos signaux. Le fait d'utiliser les ondelettes discrètes, nous permet une parallélisation du processus global. Nous pouvons à la fois obtenir une base de projection adaptée, mais aussi déterminer le critère d'arrêt de l'algorithme de reconstitution OMP. Cette simultanéité des étapes, induit au final, un gain de temps significatif, et répond ainsi au problème du temps de traitement. Cette méthodologie parallèle, justifie également l'utilisation des ondelettes discrètes en tant que nouvelle base de compression, pour la représentation parcimonieuse des signaux bruités issus du sondage laser.

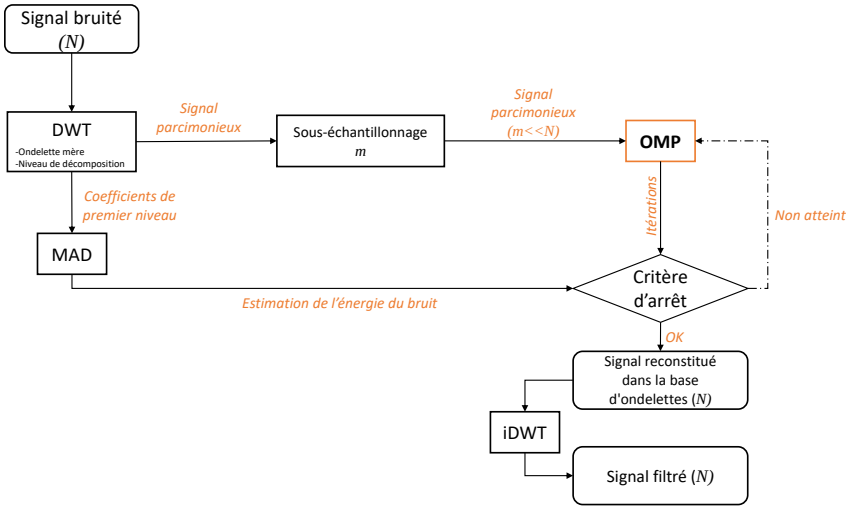



FIGURE 3.10 – Schéma bloc du processus de filtrage par acquisition comprimée utilisant l'Orthogonal Matchning Pursuit.

### 3.3.4/ RÉSULTATS D'APPLICATION

Afin d'illustrer la capacité de l'acquisition comprimée, plusieurs acquisitions ont été réalisées sur des composants de tailles et de technologies différentes. Nous précisons également que le filtrage par Compressive Sensing s'applique en tant que traitement post-acquisition. Chacune des acquisitions a été réalisée avec un nombre de points constant ($10.000$ points). Concernant le choix des paramètres pour l'acquisition comprimée, nous avons opté pour une matrice sous-gaussienne de taille $5.000 \times 5.000$, ainsi qu'une base de projection définie sur une décomposition en cinq niveaux en ondelettes discrète, avec une ondelette mère de type $sym4$. Pour chaque graphique illustré en FIGURE 3.11, l'onde temporelle du haut représente le signal bruité, celle du centre correspond au signal filtré par 30 moyennes PC ($i.e$ $30 \times 512$ moyennes), et pour finir, celle du bas montre le résultat avec notre méthode de filtrage effectué avec seulement une seule acquisition PC ($i.e$ $512$ moyennes).

À la vue de ces résultats, nous pouvons constater la qualité du signal obtenu uniquement avec une seule acquisition PC. L'information importante de changement d'état (transition) est mise en évidence, à la fois pour des signaux simples (voir FIGURE 3.11(a), FIGURE 3.11(b) et FIGURE 3.11(e)), mais aussi pour des données plus complexes, comme celles présentées en FIGURE 3.11(c), FIGURE 3.11(d) et FIGURE 3.11(f). La suite de ce manuscrit aura pour but de d'analyser l'ensemble des paramètres pris en compte dans notre nouvelle méthode de filtrage, afin de déterminer si un choix optimum de ces derniers peut être convenu. Dans cet objectif, nous discuterons à la fois sur des aspects qualitatifs, mais aussi quantitatifs.

### 3.3.5/ ANALYSE ET DISCUSSION

Pour caractériser l'influence de chaque paramètre, l'idée est d'utiliser une base de données de signaux caractérisant au mieux les situations les plus courantes en analyse de défaillance. De ce fait, la base de données de signaux utilisée sera la même que celle utilisé dans le paragraphe 3.2, et décrit en Annexe A. Tout comme pour le filtrage à ondelettes, l'erreur quadratique et le rapport signal/bruit (RSB) seront utilisés afin de caractériser les aspects qualitatifs et quantitatifs pour les choix optimum de l'ondelette mère, du niveau de décomposition, et du taux de compression pour la matrice de sous-échantillonnage. Nous identifierons l'influence dudit paramètre, en fixant les deux autres.

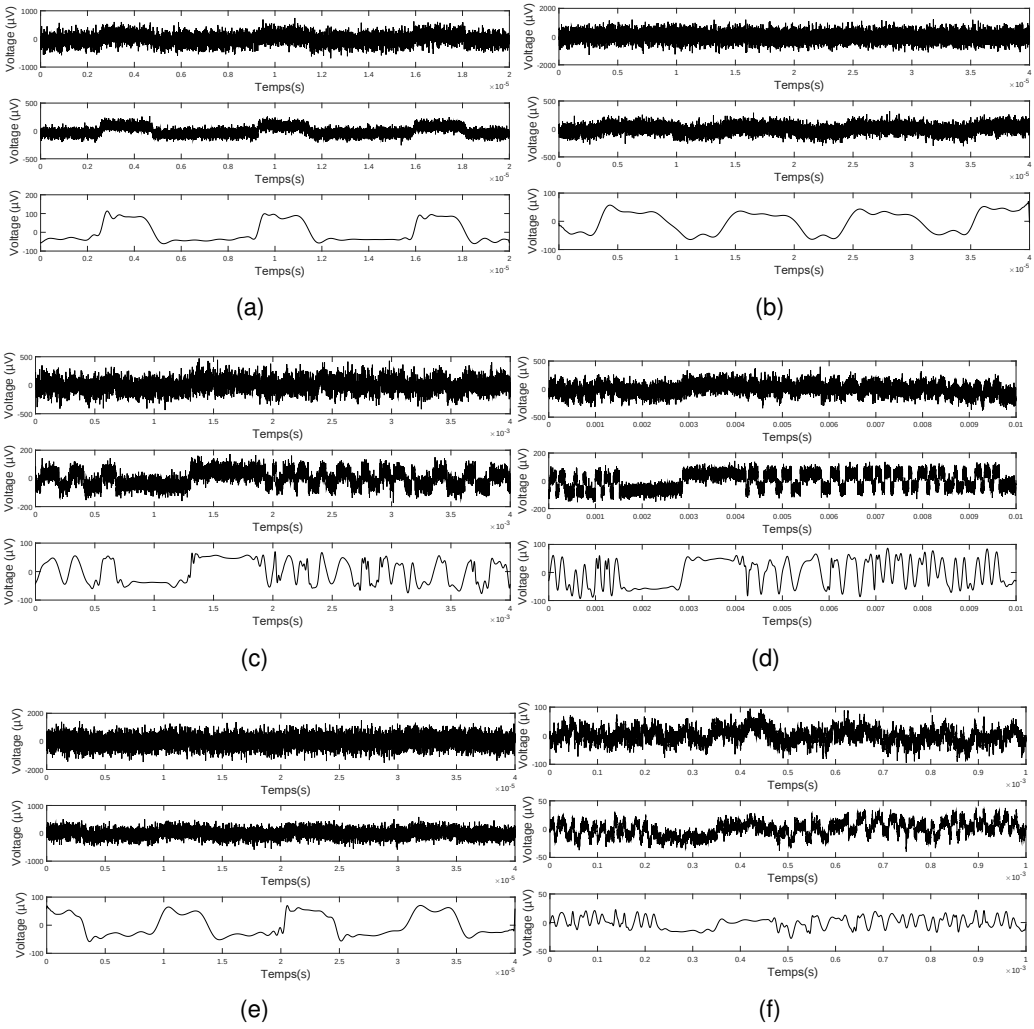



FIGURE 3.11 – Résultats du filtrage par acquisition comprimée sur des signaux réels. (a)-(b) : Exemples sur un composant 90 nm Power Wave Modulation (PWM),(c)-(f) : Exemples sur un microcontroller STM32 90 nm.

#### 3.3.5.1/ CHOIX DE L'ONDELETTE MÈRE

Comme décris dans les parties 3.2.1 et 3.3.2, les ondelettes discrètes remplissent les critères de choix de base de projection parcimonieuse pour nos signaux bruités. Reste à savoir quelle ondelette mère rendrait optimal la reconstruction des signaux filtrés. Comme dans le paragraphe 3.2.1, la similarité entre le signal et l'ondelette mère ne s'avère pas des plus robustes. La qualification et la quantification étant les deux pistes à explorer, nous débuterons par l'utilisation du RSB afin de voir quelle ondelette mère optimise ce dernier. Plus précisément, le rapport signal/bruit est calculé pour chaque ondelette de types et de tailles différentes. L'intégralité des résultats, est illustré dans la TABLE 3.4. Toutes les mesures ici présentes, ont été réalisées avec un niveau de décomposition et

un taux de compression respectivement fixés à $6$ et $50$ %. À travers ce tableau, nous remarquons que dans sept cas sur dix, le RSB est maximal pour l'ondelette mère « symmelet 16 » (voir valeurs en gras). Cette constatation nous ramène de nouveau au sous-chapitre précédent, et confirmerait *a priori* que ce type d'ondelette mère caractériserait mieux les transitions de nos signaux. Les meilleurs résultats n'étant pas tous obtenus avec la même ondelette mère nous ramène à la même conclusion partielle que pour le filtrage DWT stipulant que ce problème de choix optimal pourrait être ramené à un problème d'optimisation minimisant un critère de mesure.

#### 3.3.5.2/ NIVEAU DE DÉCOMPOSITION

Dans cette partie, nous tenons compte du fait que plus le bruit est important, plus le niveau de décomposition doit être élevé. Tout comme le filtrage à ondelettes, un niveau trop faible ou trop élevé induira une mauvaise qualité de reconstitution ou une perte d'information. Dans le but de visualiser l'influence de ce paramètre, l'idée est d'utiliser une métrique de reconstitution, et de voir son évolution en fonction du niveau de décomposition. Nous fixerons également, le type d'ondelette mère, ici *Sym 16*, et un taux de compression de 50%, soit un équivalent de $5000$ points de sous-échantillonnage. Encore une fois, il est nécessaire de connaître tous les paramètres des signaux sur lesquels nous travaillons. C'est la raison pour laquelle nous appliquerons le filtrage par acquisition comprimée sur notre base de données de signaux théoriques décrit en Annexe A. Nous avons donc fait varier le niveau de décomposition et calculé l'erreur quadratique (ou erreur de reconstitution) niveau par niveau. L'ensemble des résultats est illustré en FIGURE 3.12. Nous tenons à rappeler qu'un des buts de ce processus est d'être complètement automatisé. Comme pour le paragraphe précédent nous pouvons penser, que le niveau de décomposition maximal défini à la section 3.10 pourrait pallier cette contrainte d'automatisation. Pourtant, au regard des différentes courbes présentes sur la figure précédente, nous constatons qu'il existe un niveau de décomposition pour lequel l'erreur quadratique est minimisée. Cependant, nous pouvons noter qu'à partir de ce minima local, l'erreur de reconstitution ne varie que très peu. Ce procédé de filtrage par acquisition comprimée, s'avère donc peu sensible aux niveaux décomposition élevés. Par conséquent, le niveau maximal de décomposition pourra être utilisé de manière quasi-optimale, sans pour autant induire une erreur de reconstitution du signal trop importante.

Tableau 3.4 – Rapport signal/bruit de l'ensemble de la base de données de signaux déterminé pour chaque type et taille d'ondelette mère.

| Ondelette | RSB (dB) | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | Signal 1 | Signal 2 | Signal 3 | Signal 4 | Signal 5 | Signal 6 | Signal 7 | Signal 8 | Signal 9 | Signal 10 |
| Sym 2 | 22.08 | 18.23 | 17.32 | 19.66 | 23.99 | 21.89 | 23.78 | 22.20 | 21.41 | 22.69 |
| Sym 4 | 19.58 | 20.85 | 19.95 | 19.71 | 23.86 | 22.14 | 23.99 | 22.66 | 21.68 | 22.88 |
| Sym 8 | **20.64** | 20.41 | 20.89 | 21.23 | 27.79 | 23.91 | 23.64 | 23.54 | 22.49 | 23.54 |
| Sym 16 | **23.35** | **23.57** | 21.81 | **21.43** | **28.79** | 23.89 | **24.91** | **23.71** | 22.83 | **24.52** |
| Sym 32 | 22.14 | 22.85 | 21.51 | 21.57 | 27.93 | 22.97 | 24.22 | 23.61 | 22.72 | 24.12 |
| Db 2 | 21.39 | 18.65 | 19.32 | 19.55 | 22.61 | 20.28 | 22.60 | 22.47 | 20.14 | 21.99 |
| Db 4 | 21.74 | 18.72 | 19.84 | 20.08 | 22.91 | 20.49 | 23.21 | 22.55 | 20.93 | 22.16 |
| Db 8 | 22.16 | 19.21 | 20.99 | 20.22 | 23.03 | 21.09 | 23.33 | 22.84 | 21.05 | 22.64 |
| Db 16 | 22.09 | 19.78 | 20.92 | 21.01 | 23.87 | 20.83 | 24.11 | 23.09 | 21.14 | 22.97 |
| Db 32 | 22.02 | 19.93 | 20.82 | 20.88 | 23.81 | 20.87 | 24.09 | 23.11 | 21.26 | 23.12 |
| Coif 1 | 22.85 | 18.36 | 18.11 | 17.12 | 18.63 | 19.63 | 22.17 | 19.18 | 19.02 | 20.33 |
| Coif 2 | 22.76 | 18.25 | 18.63 | 18.09 | 18.96 | 19.88 | 22.36 | 19.39 | 19.54 | 20.64 |
| Coif 3 | 23.15 | 18.82 | 19.14 | 18.28 | 19.65 | 19.66 | 21.89 | 19.81 | 19.84 | 20.88 |
| Coif 4 | 22.97 | 19.63 | 18.97 | 19.02 | 20.56 | 20.19 | 22.03 | 20.07 | 19.32 | 20.82 |
| Coif 5 | 22.88 | 19.34 | 19.52 | 18.93 | 20.36 | 20.07 | 21.93 | 20.12 | 19.78 | 21.11 |
| Haar | 23.29 | 23.41 | 21.73 | 21.39 | 28.64 | **23.98** | 24.88 | 23.69 | 22.79 | 24.83 |
| Meyer | 21.17 | 20.99 | 20.54 | 21.06 | 27.45 | 22.89 | 23.99 | 23.51 | **23.50** | 24.09 |

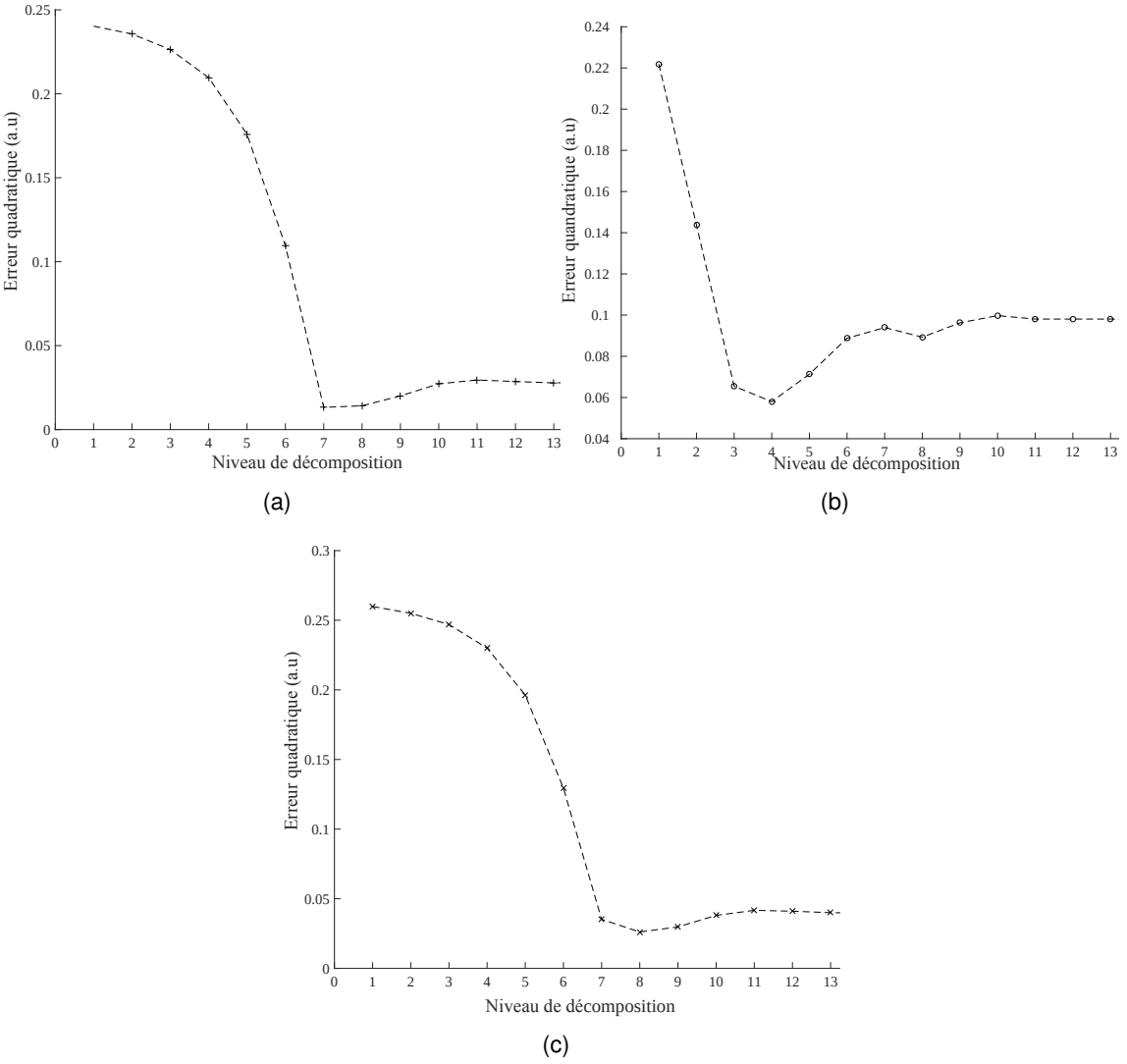



FIGURE 3.12 – Évolution de l'erreur quadratique en fonction du niveau de décomposition pour trois signaux de notre base de données. (a) Évolution pour le signal théorique 1. (b) Évolution pour le signal théorique 2. (c) Évolution pour le signal théorique 3.

#### 3.3.5.3/ TAUX DE COMPRESSION

Cette partie traite de l'influence du nombre de points choisis pour le taux de compression (sous-échantillonnage). Au regard de ce qui a été démontré précédemment, nous fixerons l'ondelette mère et le niveau de décomposition, avec les valeurs optimales obtenues préalablement. Le but premier, étant de trouver un compromis entre temps d'exécution et qualité de reconstitution, nous allons par conséquent illustrer l'évolution de ces deux métriques en fonction du nombre d'échantillons choisis pour la compression. Les évolutions des erreurs de reconstruction sur trois signaux de notre base de données sont disponibles en FIGURE 3.13. Dans chacun des cas, nous pouvons constater dans l'im-

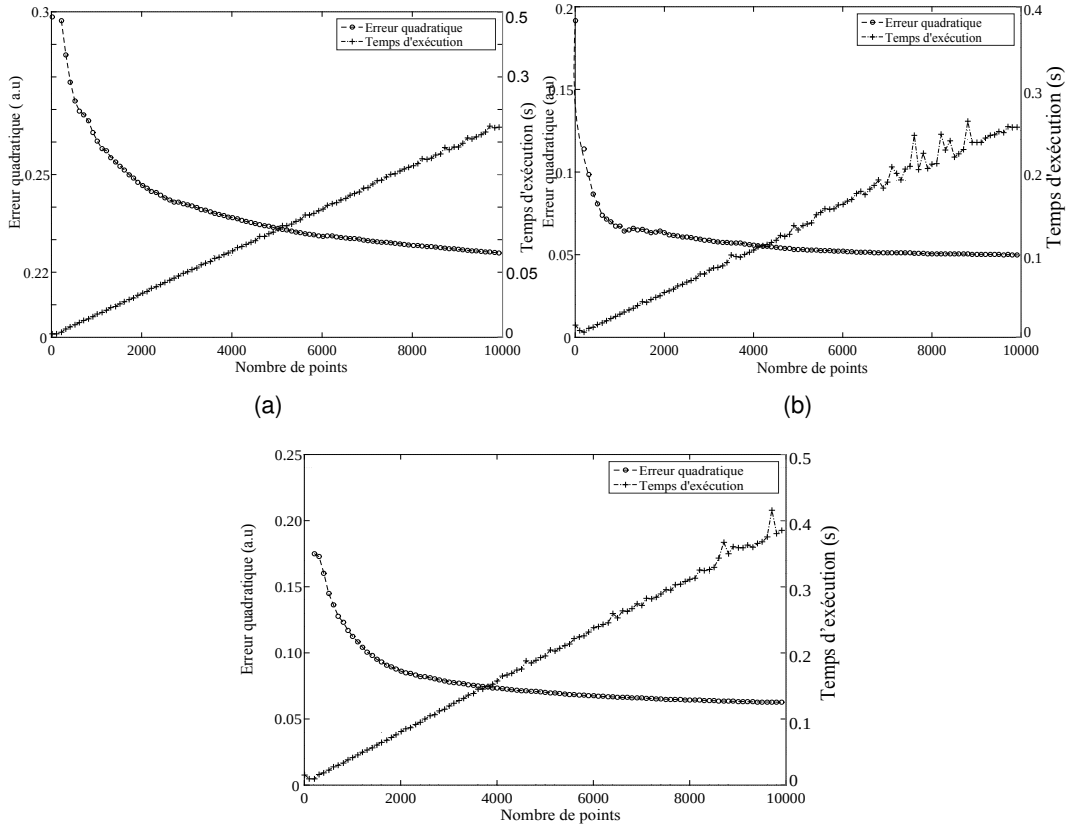



FIGURE 3.13 – Évolution de l'erreur quadratique et du temps d'exécution en fonction du nombre d'échantillons choisis pour le sous-échantillonnage.

médiat que les évolutions de l'erreur quadratique et du temps d'exécution suivent *a priori* les mêmes lois respectivement linéaire et exponentielle décroissante. Notons également que l'intersection des deux courbes se situe dans le même intervalle dans tous les cas présentés. La question qui vient à l'esprit est donc de savoir s'il existe un nombre de point idéal optimisant à la fois le temps de traitement ainsi que l'erreur de reconstitution. Deux approches semblent envisageables : la première serait d'appliquer le traitement sur une grande base de données de signaux théoriques et d'en tirer une analyse statistique sur le choix l'intervalle de sous-échantillonnage ; moins long et moins fastidieux, une seconde approche reposant sur les lois d'évolution de l'erreur quadratique et du temps d'exécution, pourrait être utilisée en vue d'une approximation de l'intervalle de choix, par la modélisation d'un problème d'optimisation sous contrainte.

#### 3.3.5.4/ COMPARAISON AVEC LE FILTRAGE À ONDELETTES

La première partie de ce chapitre a conjecturé sur le fait que le filtrage par acquisition comprimée se révèle plus avantageux au niveau de son temps d'exécution. Afin de mieux comprendre à quel niveau la complexité algorithmique est réduite, la TABLE 3.5 dresse un comparatif sur les deux méthodes de filtrage utilisées dans notre application.

Tableau 3.5 – Tableau récapitulatif des deux algorithmes de filtrage étudiés.

| | **Filtrage par ondelettes** | **Filtrage par acquisition comprimée** |
|---|---|---|
| **Étape 1** | Décomposition par DWT à un certain niveau $L$ et avec une ondelette $\Psi$ | Décomposition par DWT à un certain niveau $L$ et avec une ondelette $\Psi$ |
| **Étape 2** | Estimation de l'écart-type du bruit $\sigma^2$ | Estimation de l'écart-type du bruit $\sigma^2$ et choix de $m$ échantillons |
| **Étape 3** | Seuillage des coefficients | Mise en oeuvre de l'Orthogonal Matching Pursuit |
| **Étape 4** | Transformation inverse iDWT | Transformation inverse iDWT |

À première vue le nombre d'étapes de chacun des algorithmes proposés ne diffère pas. Pourtant d'un point de vue complexité l'étape 3 se révèle cruciale au niveau de la complexité algorithmique. En effet lors de celle-ci pour le filtrage par acquisition comprimée, seul un nombre d'échantillons $m << N$ est pris en compte par rapport au signal de taille $N$ utilisé avec un filtrage à ondelettes. La TABLE 3.6 illustre les complexités algorithmiques requises à chaque étape pour les deux méthodes présentées.

Tableau 3.6 – Tableau comparatif des complexités algorithmiques pour les deux méthodes de filtrage présentées.

| ***Complexités algorithmiques*** | **Filtrage par ondelettes (à chaque moyennage)** | **Filtrage par acquisition comprimée** |
|---|---|---|
| **Étape 1** | $O(N)$ | $O(N)$ |
| **Étape 2** | $O(N)$ | $O(N)$ |
| **Étape 3** | $O(N)$ | $O(m << N)$ |
| **Étape 4** | $O(N)$ | $O(N)$ |

En se référant à l'algorithme 2 de l'OMP, la phase présente à l'étape 1 est celle nécessitant le plus de calculs selon [63]. Cette dernière représente le stade de sélection du vecteur de la matrice de sous-échantillonnage ayant le maximum de corrélation avec le résiduel. Cependant, la littérature scientifique propose des méthodes d'optimisation de complexité de l'OMP grâce à des techniques de décomposition de matrice [64]. Ainsi l'étape de sélection de l'atome et le temps d'exécution du processus global peuvent donc

être améliorés. Dans notre cas nous nous sommes restreints à l'utilisation de matrices simples comme des matrices gaussiennes générées aléatoirement ou la matrice unité pour respecter la condition d'isométrie restreinte mais également pour avoir une implémentation simple niveau matériel (FPGA, DSP).

Finalement afin de prouver quantitativement la supériorité de l'acquisition comprimée, une comparaison des temps d'exécution est effectuée pour l'ensemble des signaux présents dans notre base de données. Les résultats sont donnés dès l'obtention d'un signal exploitable. Nous rappelons qu'au niveau de la chaîne de traitement utilisée, une acquisition PC nécessite 0.7s. La TABLE 3.7 répertorie ces mesures pour un filtrage à ondelette avec moyennage utilisant une ondelette mère de type $sym4$ avec un niveau de décomposition égal à 5, et pour un filtrage par acquisition comprimée utilisant les mêmes paramètres mais avec 2000 points sur les 10000 présents au départ dans le signal :

Tableau 3.7 – Résultats des temps de traitement pour les 10 signaux de notre base de données. Les paramètres utilisés pour le filtrage à ondelettes et moyennage sont : une ondelette mère $sym4$ et un niveau de décomposition valant 5. Pour l'acquisition comprimée les paramètres sont les mêmes excepté le nombre d'échantillons utiles passant de 10000 à 2000 points.

| ***Signaux*** | **Temps d'exécution Filtrage par ondelettes et moyennage** | **Temps d'exécution Filtrage par acquisition comprimée m = 2000** |
|---|---|---|
| **Signal 1** | 5 $\times 0.7$ = 3.5 | 0.7 + 0.035 = 0.735 |
| **Signal 2** | 6 $\times 0.7$ = 4.2 | 0.7 + 0.048 = 0.748 |
| **Signal 3** | 9 $\times 0.7$ = 6.3 | 0.7 + 0.062 = 0.762 |
| **Signal 4** | 11 $\times 0.7$ = 7.7 | 0.7 + 0.073 = 0.773 |
| **Signal 5** | 4 $\times 0.7$ = 2.8 | 0.7 + 0.031 = 0.731 |
| **Signal 6** | 6 $\times 0.7$ = 4.2 | 0.7 + 0.052 = 0.752 |
| **Signal 7** | 8 $\times 0.7$ = 5.6 | 0.7 + 0.058 = 0.758 |
| **Signal 8** | 6 $\times 0.7$ = 4.2 | 0.7 + 0.053 = 0.753 |
| **Signal 9** | 3 $\times 0.7$ = 2.1 | 0.7 + 0.028 = 0.728 |
| **Signal 10** | 7 $\times 0.7$ = 4.9 | 0.7 + 0.061 = 0.761 |

Les résultats présentés démontrent clairement la rapidité de traitement apportée par l'acquisition comprimée. Ce comparatif a permis de mettre en avant l'aspect complexité algorithmique permettant ainsi d'ouvrir des perspectives sur le choix de la méthode la plus adaptée pour être implémentée au niveau matériel. Certes l'acquisition comprimée se révèle supérieure sur les temps de traitement mais reste tout de même complexe à implémenter en raison du choix de la matrice de sous-échantillonnage. En effet un type de matrice peut être adaptée à un signal en particulier mais pas forcement à un autre.

## 3.4/ CONCLUSION

L'invasivité du laser sur le composant est une contrainte permanente, à laquelle les experts sont sans cesse confrontés. Si nous modélisons le temps total d'accès aux données par $T_{total} = T_{acquisition} + T_{traitement}$, la diminution du temps de traitement est une solution envisageable et peu compliquée à mettre en œuvre. Nous avons suggéré à travers ce chapitre deux solutions reposant sur l'utilisation d'outils avancés en traitement du signal palliant les problèmes de bruit, limitant ainsi une lecture et une analyse correcte des données issues du sondage laser. La première solution basée sur un filtrage à ondelettes discrète, a permis dans un premier temps de diminuer de manière significative le temps de traitement et de permettre ainsi à l'expert d'optimiser son expertise. Elle présente de part sa forme mathématiques une implémentation simple et rapide niveau logiciel. Toutefois, une optimisation de son temps d'exécution reste une problématique encore en suspens. Cette méthode a fait l'objet de plusieurs présentations dans la communauté scientifique du domaine et d'une publication dans la revue scientifique internationale indexée *Microelectronics Reliability* [R4] [65], ainsi que d'un dépôt logiciel industrialisé par le groupe HAMAMATSU Photonics au sein de ses appareils de mesure [Pi2].

Pour répondre à ces contraintes d'optimisation du temps de traitement, et de qualité d'information, la seconde partie de ce chapitre suggère l'utilisation de l'acquisition comprimée. Cette seconde méthode apporte par rapport au filtrage à ondelettes discrètes, un léger gain au rapport signal/bruit, mais offre des perspectives réelles sur le plan du temps de traitement, faisant fi de l'intégration par moyennage et utilisant également un très faible nombre d'échantillons pour la reconstitution du signal débruité. À ce jour, cette méthode n'est utilisée qu'en post-traitement des signaux ; du fait de la difficulté d'implémentation logiciel ou matérielle, des investigations sont actuellement menées dans le but d'une industrialisation. Ces travaux de recherche sur l'acquisition comprimée appliqués au données en sondage laser font aujourd'hui état d'un dépôt de brevet français, prochainement étendu à l'international [Pi1].

Les deux procédés proposés ont été analysés de sorte à être totalement automatisés. À ce jour, seule une optimisation empirique a été réalisée, notamment sur le choix de l'ondelette mère ainsi que du niveau de décomposition. Les recherches dans le domaine du choix de la meilleure base d'ondelettes ainsi que du niveau de décomposition tendent à proposer des méthodes de choix basées sur des critères d'entropie [66,67]. Bien qu'étant

automatisées, chaque méthode peut cependant être modifiée manuellement par l'expert, en prenant la main sur l'ensemble des paramètres.

Également en terme de perspectives en analyse de défaillances, ces méthodes ouvrent la porte à des applications en sondage multipoints ou en deux dimensions, et permettent à la communauté du domaine de comprendre l'intérêt des outils de traitement du signal par rapport à du matériel parfois onéreux. C'est donc dans ce contexte que nous aborderons le prochain chapitre de ce manuscrit, en présentant l'ensemble des traitements post-acquisition appliqués aux données spatiales et spatio-temporelles.

# 4

# TRAITEMENTS POST-ACQUISITION DES DONNÉES 2D ET 2D+TEMPS

## Sommaire


4.1 Introduction . . . . . 68
4.2 Identification automatique de l'activité photoélectrique . . . . . 69
4.2.1 État de l'art sur les précédents travaux . . . . . 69
4.2.2 Critères de choix de l'algorithme de détection . . . . . 70
4.2.2.1 Analyse des propriétés des images en émission de lumière . . . . . 71
4.2.2.2 Description de l'algorithme de segmentation . . . . . 73
4.2.3 Résultats d'applications . . . . . 76
4.2.4 Évaluation et discussion . . . . . 79
4.2.4.1 Évaluation sur base de données théorique . . . . . 79
4.2.4.2 Évaluation sur base de données réelles . . . . . 82
4.2.5 Conclusion partielle . . . . . 83
4.3 Amélioration des images issues de l'analyse en sondage laser . . . 85
4.3.1 Caractéristiques du bruit dans les images acquises en sondage laser . . . . . 86
4.3.1.1 Hypothèse de normalité du bruit . . . . . 86
4.3.1.2 Hypothèse de blancheur du bruit . . . . . 87
4.3.2 Travaux précédents . . . . . 89
4.3.2.1 État de l'art en analyse de défaillances . . . . . 89
4.3.2.2 Critères de choix et discussion sur l'état de l'art en traitement de l'image . . . . . 89
4.3.3 Transformée en ondelettes stationaires . . . . . 91
4.3.4 Filtrage par seuillage des coefficients de la SWT . . . . . 93
4.3.5 Exemple d'application à différentes puissances laser . . . . . 94
4.3.6 Discussion . . . . . 96
4.3.6.1 Choix de l'ondelette mère . . . . . 96
4.3.6.2 Choix du niveau de décomposition . . . . . 98
4.3.7 Conclusion partielle . . . . . 100
4.4 Analyse spatio-temporelle des données en Electro Optical Probing 101
4.4.1 Description de la chaîne de traitement . . . . . 101
4.4.2 Travaux existants et choix de méthodologie . . . . . 102
4.4.3 Modulation de la source laser : synchrone vs asynchrone . . . . . 104
4.4.3.1 Mode synchrone . . . . . 104

4.4.3.2 Mode asynchrone . . . . . 104
4.4.4 Extraction de l'information fréquentielle . . . . . 105
4.4.4.1 Méthodes usuelles et choix d'approche . . . . . 105
4.4.4.2 Exemples d'applications sur cas réels . . . . . 107
4.4.5 Discussion . . . . . 109
4.4.5.1 Capacité de détection . . . . . 109
4.4.5.2 Temps d'exécution . . . . . 110
4.4.6 Conclusion partielle . . . . . 112
**4.5 Conclusion . . . . . 112**

## 4.1/ INTRODUCTION

Au travers du chapitre 3, nous avons rapporté une description des premiers traitements post-acquisition ainsi qu'une réflexion autour de ces derniers. Via ces différentes méthodes, nous avons pu mettre en lumière l'amélioration des données à une seule dimension et par la même occasion, apporter les premiers éléments pour la bonne compréhension de la suite de ces travaux de recherche. Si nous nous référons à la TABLE 2.1 dans la conclusion du chapitre 2, il est également stipulé que les données en deux dimensions subissent également des contraintes de bruit rendant délicat voire impossible, l'accès aux informations nécessaires à l'expertise.

Toujours dans cette optique d'amélioration des données, ce chapitre sera dédié à la description des procédés de traitement du signal/image que nous avons proposé pour enrichir l'état de l'art dans l'optique de l'amélioration des données. L'intégralité de ce chapitre comporte trois parties distinctes. Dans un premier temps, nous présenterons un procédé de détection automatique des zones d'émission photoélectriques au sein d'un composant. Dans un deuxième temps, nous procéderons à une description et analyse sur une méthode de débruitage appliquée aux données de cartographie en fréquence (EOFM). Finalement, au vu des différentes contraintes des données EOFM que nous avons mises en avant au début de ce manuscrit, nous consacrerons la dernière partie de ce chapitre à l'analyse spatiotemporelle des données en sondage laser. Pour l'analyse de chacun des traitements suggérés, nous commencerons par faire part d'un état de l'art démontrant les contraintes de l'existant, puis nous proposerons une description détaillée du concept, pour au final amener une discussion sur les différents paramètres mis en jeu.

## 4.2/ IDENTIFICATION AUTOMATIQUE DE L'ACTIVITÉ PHOTOÉLECTRIQUE

Dans la sous-section 2.3.2 du chapitre 3, nous avons énuméré les différentes approches possibles utilisant le principe d'émission de photons issus d'un composant submicronique. À travers la sous-section 2.5, ont été mises en avant les contraintes liées à l'émission de lumière statique mais aussi dynamique. Dans les deux cas, nous sommes en présence de données bruitées, difficilement exploitables dans l'immédiat. Les capacités d'intégration en perpétuelle augmentation sont un défi permanent pour les analystes, du fait qu'une seule et unique zone d'émission peut maintenant recouvrir plusieurs nœuds de structures. En plus de cela, un faible rapport signal/bruit ainsi qu'une faible résolution, viennent corrompre ce type de données. Dans le cas de larges zones d'émission, certains spots en périphérie de ces derniers, ne sont pas clairement identifiables, en raison de leurs faibles intensités. La difficulté réside donc dans le fait d'élaborer une méthode de détection à la fois robuste, précise, mais aussi automatique et prenant en compte les intensités de toutes zones, car la conséquence d'un défaut peut se présenter sous la forme d'un spot de faible émission.

Dans la suite de ce manuscrit, nous dresserons en premier lieu un état de l'art sur les différentes méthodologies employées répondant aux difficultés de détection des zones de photoémission. En second lieu, nous analyserons les procédés utilisés par la communauté scientifique, pour en conclure sur nos critères de choix d'algorithme, permettant d'optimiser la détection de l'activité d'émission dans un circuit donné. En dernier lieu, un descriptif précis sur l'approche de détection développée sera explicitée ainsi qu'une analyse détaillée des paramètres pris en compte dans cet algorithme.

### 4.2.1/ ÉTAT DE L'ART SUR LES PRÉCÉDENTS TRAVAUX

Dans la littérature, des méthodologies ont d'ores et déjà été mises en œuvre afin de résoudre le problème de détection de spots d'émission de lumière. Dans certains cas simples, comme ceux pouvant avoir lieu sur les composants micrométriques, soustraction d'arrière plan et étirement d'histogramme s'avèrent comme étant des solutions suf-

fisantes [16]. Des approches reposant sur des techniques de seuillage ont également été proposées, telle que le seuillage par estimation du bruit et de la distribution du signal [68]. D'autres méthodes comme le CAD Autochanneling a été démontré par Desplats dans [69]. Nous ne présentons qu'un état de l'art non exhaustif, étant donné que cette partie fut le coeur même des travaux de recherche de Samuel Chef, nous invitons donc le lecteur à se référer à ces recherches [27] pour plus de détails. Nous noterons également que les travaux de thèse de Samuel Chef ont donné lieu à un procédé de traitement d'image non-supervisé, basé sur un seuillage itératif utilisant une combinaison récursive de binarisation, détection des contours et morphologie mathématique [70]. Les différentes méthodes énumérées présentent certes de nombreux avantages, mais également certains inconvénients, ne favorisant pas une détection automatique des zones d'intérêt.

### 4.2.2/ CRITÈRES DE CHOIX DE L'ALGORITHME DE DÉTECTION

Cette thématique de recherche est fondée sur deux critères fondamentaux, plus précisément, elle se doit de fournir une approche à la fois non-supervisée, mais aussi automatique. Le procédé proposé dans [70] répond en grande partie aux problèmes de détections, prenant en considération les différentes intensités lumineuses, mais aussi l'aspect d'approche non-supervisée. Cette méthode s'avère être en plus robuste et donne des résultats significatifs. Cependant, elle présente l'inconvénient de ne pas être totalement automatique. En effet, le recouvrement de certaines zones rend compliqué la détermination du nombre de seuils, qui doit être au final fixé manuellement. Il est donc primordial de s'intéresser à une méthode de segmentation, répondant à l'ensemble des problématiques énumérées précédemment.

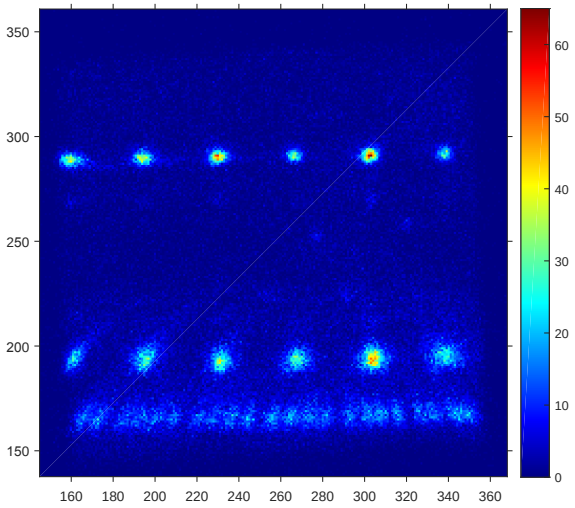
La littérature scientifique en traitement d'image, nous fournit de nombreux procédés de segmentation pouvant être condensés en trois familles distinctes : l'approche par contours [71], par seuillage [72], ou bien par régions [73]. Les méthodes basées sur les contours, exploitent l'hypothèse d'un nombre conséquent de hautes fréquences dans l'image, ou plus précisément, le fait qu'il y ait une quantité importante de contours dus aux régions de petites tailles. Comme nous l'avons démontré au travers de la FIGURE 2.9

du chapitre 3, nos données images en émission de lumière statique sont floues, bruitées, peu contrastées, et surtout ont une faible résolution. Les différents facteurs que nous venons d'expliciter, créent ainsi de nombreux contours résiduels, et par conséquent, une quantité importante de petites régions dans l'image, rendant compliqué la segmentation des différentes zones d'intérêt. Toutes ces raisons démontrent l'inadaptation des procédés basés sur les contours. Nous avons également pu constater que des recouvrements de zones d'émission peuvent avoir lieu en raison des différentes intensités lumineuses présentes. Comme stipulé au début de cette sous-section, le choix d'un seuil optimum, prenant en compte l'intégralité des zones d'activité s'avère être une contrainte majeure.

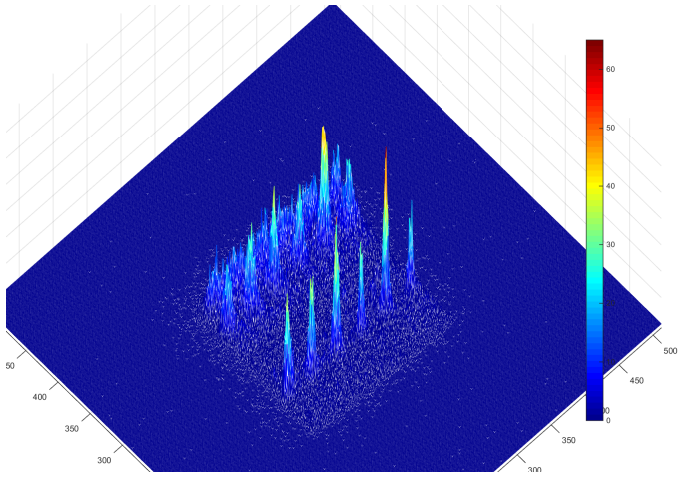
Notre choix d'algorithme s'appuiera donc sur des méthodes de segmentation par régions. Ce choix semble être une alternative adaptée au contexte à la vue des différentes problématiques. Il semble à présent judicieux de procéder à une analyse minutieuse des propriétés des images en émission de lumière.

#### 4.2.2.1/ ANALYSE DES PROPRIÉTÉS DES IMAGES EN ÉMISSION DE LUMIÈRE

Dans cette partie, l'objectif est d'extraire les différentes propriétés des données en émission de lumière, permettant ainsi une modélisation correcte des zones à extraire dans l'image. Au travers de la FIGURE 2.11(a) du chapitre 2, nous avons pu constater la difficulté de traitement des données tridimensionnelles. C'est la raison pour laquelle nous procédons à une projection $(x, y)$ de cette base de données, pour ainsi avoir accès à un affichage en deux dimensions de l'activité de la zone du circuit étudiée. Cette activité photoélectrique est caractérisée par des spots d'émission composés de plusieurs niveaux d'intensités. D'où la question, qui est de savoir, comment modéliser ces spots ? Pour se faire, la piste à suivre a été de visualiser les niveaux d'émission de chaque spot. En ce faisant, nous obtenons une cartographie en 3D, illustrant la position de chaque zone d'activité associée à son intensité lumineuse. Un exemple de représentation de cette cartographie est montré en FIGURE 4.1. Au regard de cette figure, nous pouvons d'ores et déjà établir une première conjecture sur la modélisation des spots, comme pouvant être représentés par des disques d'Airy. Cependant, la résolution angulaire du dispositif de mesure étant relativement faible (voir chapitre 3 section 2.3.2.2), la seconde conjec-




(a)

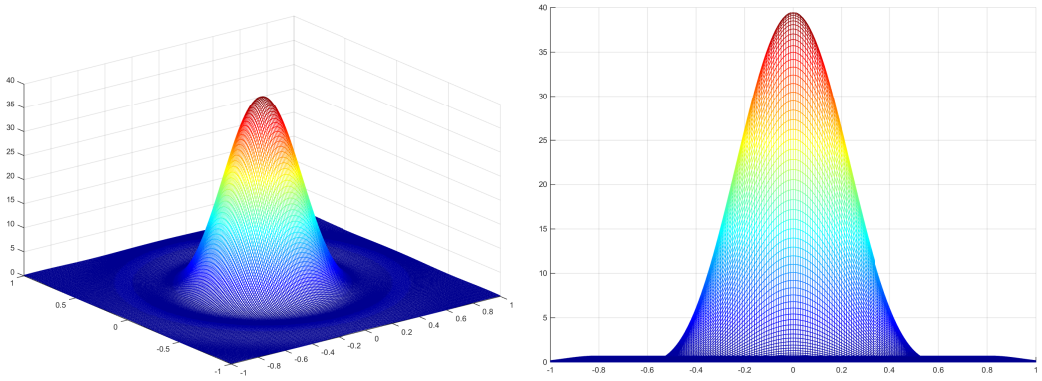



(b)

FIGURE 4.1 – (a) Projection 2D de la base de données TRI de la FIGURE 2.11(a) acquise sur un composant de type PIC16F684 350-nm. (b) Représentation tridimensionnelle $(x, y, z)$, l'axe $z$ symbolisant l'échelle du niveau d'émission.

ture a été de se restreindre à la partie gausienne du disque d'Airy, comme illustré en FIGURE 4.2. D'autre part, le bruit thermique associé à l'électronique de l'environnement et au bruit photonique, induit un bruit parasite, ainsi que des particules isolées dans nos images. Ceci implique donc un pré-filtrage ainsi qu'une étape de morphologie mathématique précédant la partie segmentation.

En suivant ainsi les différentes hypothèses établies, nous fonderons notre algorithme de segmentation sur la succession d'une étape de filtrage et de morphologie mathématique pour la détermination des maxima locaux de chaque gaussienne.



(a) (b)

FIGURE 4.2 – (a) Exemple de représentation d'un disk d'Airy en trois dimensions, et (b) sa projection spatiale restreinte à sa partie gausienne.

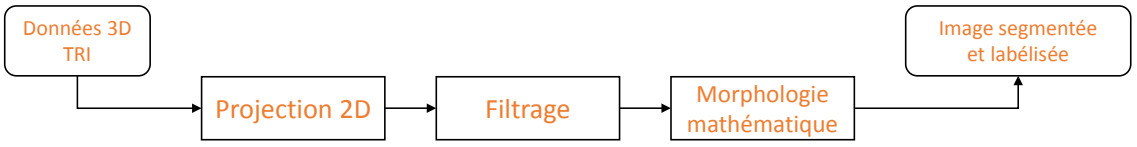
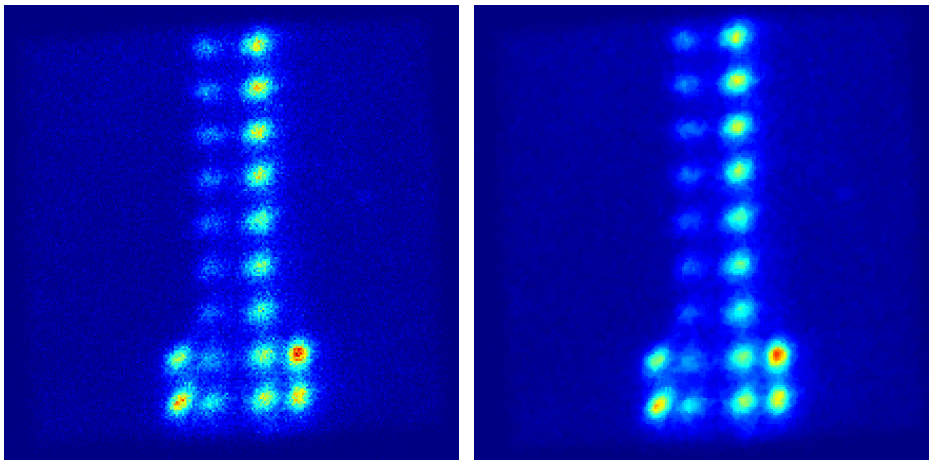



FIGURE 4.3 – Schéma bloc de la méthode de segmentation proposée.

#### 4.2.2.2/ DESCRIPTION DE L'ALGORITHME DE SEGMENTATION

Le schéma bloc en FIGURE 4.3 illustre l'ensemble des étapes du processus de segmentation des zones d'émission de lumière. La suite de ce sous-chapitre mettra en avant l'intérêt de chacune des phases présentes dans ce procédé.

Comme nous l'avons évoqué dans la section précédente, les projections 2D des données TRI sont entachées entre autre d'un bruit impulsionnel et nécessitent par le fait une étape de pré-filtrage. La bibliographie scientifique en traitement d'image recense de nombreux outils palliant les problèmes de ce type de bruit [74, 75]. Les coûts de calcul étant un des enjeux de ces travaux de recherche, les complexités algorithmiques des outils proposés se doivent d'être minimisées. En respectant le compromis robustesse/rapidité, le filtre médian répondrait aux contraintes présentées. Ce dernier a été de nombreuses fois présenté et utilisé dans la littérature [76–78]. Son principe est de remplacer la valeur du pixel par la valeur médiane des pixels de son voisinage, dont la taille peut être adaptée en fonction du besoin. Dans cette partie de l'étude, le défi a été de trouver un consensus entre taille de filtre et perte d'information. Cette raison nous a donc amené à choisir



(a) (b)

FIGURE 4.4 – (a) Projection 2D d'un exemple d'acquisition TRI sur une chaîne d'inverseurs et (b), le résultat après l'application d'un filtre médian de taille $2 \times 2$ pixels.

une taille de voisinage peut étendue, pour ne pas perdre de l'information utile. Or, cela a eu pour conséquence de ne pas supprimer la totalité des particules isolées, comme le montre la FIGURE 4.4(b). Pour achever ainsi le filtrage, la piste à suivre, a été d'appliquer une étape de morphologie mathématique et plus particulièrement une érosion. Par définition, l'effet de base de cet opérateur défini par l'équation 4.1, est de pratiquer une érosion sur les pixels de premier plan d'une image binaire, avec un élément qualifié de structurant [79].

$$I_{Erosion} = Image_{Source} \ominus E, \tag{4.1}$$

avec $Image_{Source}$, l'image source en sortie de filtre, et $E$ l'élément structurant. Un exemple de ce type de traitement est illustré en FIGURE 4.5. Dans notre cas, le choix de l'élément structurant devra coïncider avec la forme des spots d'émission, pour éviter au mieux une perte d'information. Il va donc de soi, de choisir un élément de type « disque » ou « diamand ». Préserver l'information étant une de nos contraintes majeures, la taille de l'élément ne devra pas excéder 2 ou 3 pixels.

L'opération de morphologie mathématique est achevée par la recherche des différents maxima locaux associés à chaque maximum de gaussienne. Comme décrit précédemment, les zones d'émission peuvent être modélisées comme des courbes 2D-Gaussiennes, ou des mélanges de celles-ci, si ces dernières sont proches les unes des autres. Par définition, un maximum local est caractérisé par une valeur supérieure à celle

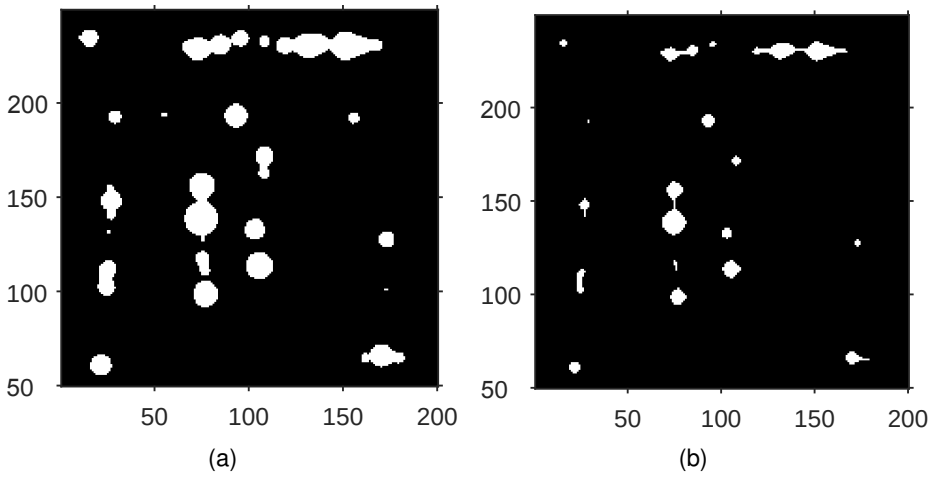



FIGURE 4.5 – Exemple d'application d'une érosion sur une image binaire : (a) image source et (b) résultat après morphologie mathématique utilisant un élément structurant de type « disque » de 2 pixels

| | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 |
| 10 | 22 | 22 | 22 | 10 | 10 | 44 | 44 | 10 | 10 |
| 10 | 22 | 22 | 22 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 |
| 10 | 22 | 22 | 22 | 10 | 33 | 33 | 33 | 0 | 10 |
| 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 33 | 33 | 33 | 10 | 10 |
| 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 33 | 33 | 33 | 10 | 10 |
| 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 |
| 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 |

(a)

| | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

(b)

FIGURE 4.6 – Exemple d'illustration de l'algorithme de détection et binarisation des maxima locaux.

des pixels de son voisinage. Un exemple de construction de maxima locaux est schématisé par la FIGURE 4.6. Chaque maxima local est construit par composantes connexes. Si les gausiennes ont été suffisamment lissées pour se débarrasser des variations locales, cet algorithme est susceptible de trouver la totalité des maxima locaux même pour les points de chevauchement, tant qu'ils n'ont pas fusionné et ne partagent pas un maximum commun.

Au final, le procédé retourne une image binaire, où les pixels représentant les maxima locaux prennent la valeur 1, et les autres 0. Une fois l'image résultante obtenue, nous pouvons en tirer des informations majeures, telles que les positions spatiales des spots. Le but premier étant la segmentation des zones d'émission, seul un label de couleur attribué pour chacune de ces dernières sera représenté.

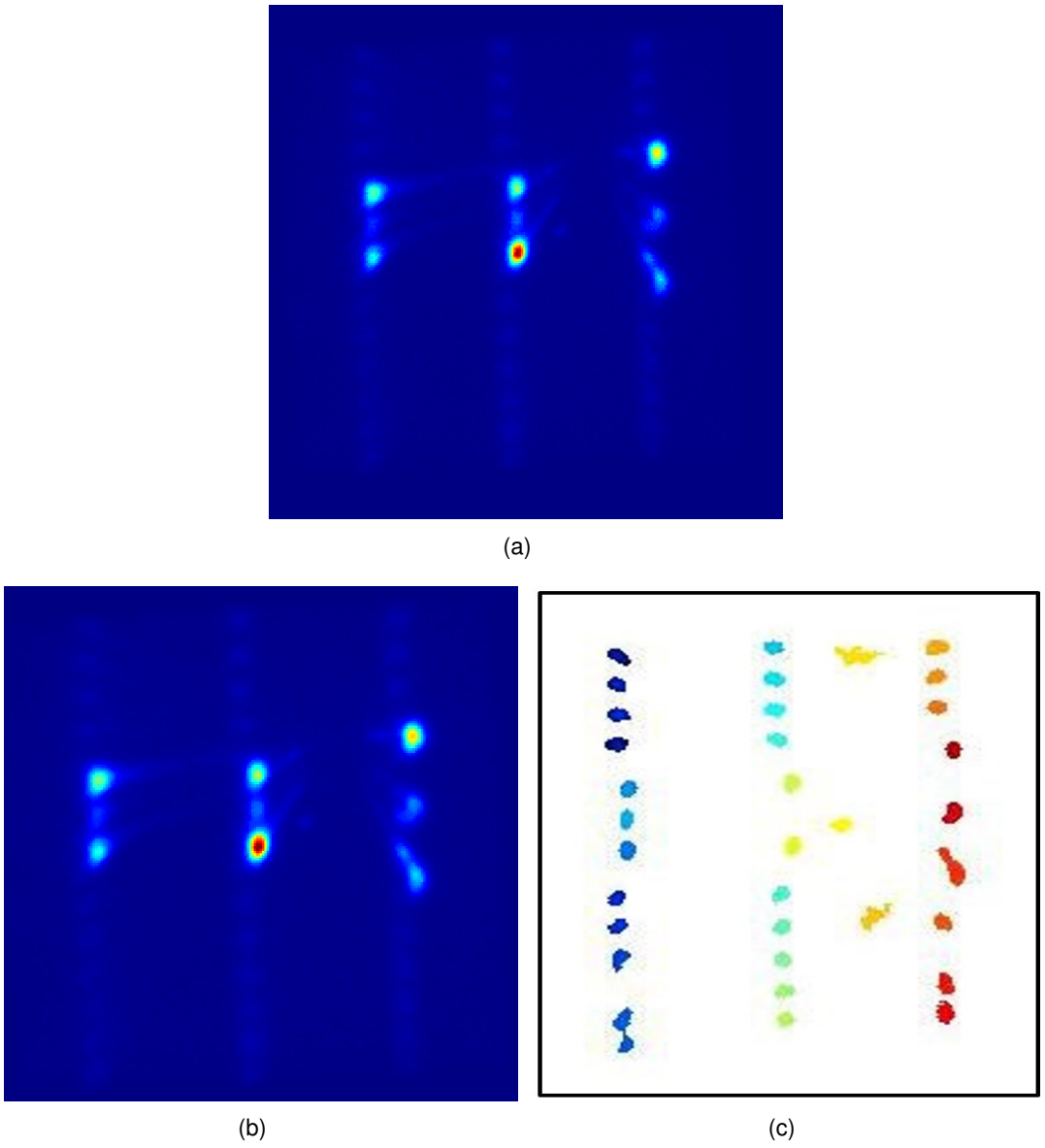
### 4.2.3/ RÉSULTATS D'APPLICATIONS

Dans cette section, les exemples qui seront représentés mettent en avant les deux principaux cas rencontrés en analyse de défaillances. Plus précisément, il s'agit d'exemple de données illustrant dans un premier temps, des spots d'émission proches, et dans un second temps, des zones présentant différentes intensités lumineuses.

L'exemple proposé en FIGURE 4.7, illustre le cas d'une acquisition TRI réalisée sur une partie d'un FPGA 90 nm. Cette base de données, nous fait part d'une situation récurrente en émission de lumière. En effet, les analystes font souvent face au fait que les zones d'activités photoélectriques ne présentent pas les mêmes intensités lumineuses. Les points les plus émissifs sont situés au centre de l'image tandis que les autres sont autour d'eux. Ainsi, en appliquant notre procédé de segmentation, les zones les plus émissives sont bel et bien détectées ainsi que celles à faibles émissions. Dans cet exemple nous avons utilisé un filtre médian dont le fenêtrage est de $3 \times 3$, une érosion formée à partir d'un élément structurant de type *diamond*, de $3$ pixels, et au final une détection des maximas locaux avec un voisinage de $2$ pixels. Ce cas nous présente une situation triviale du fait que chaque spot est isolé des autres. Il est donc judicieux de s'intéresser à un cas d'étude plus complexe.

Dans l'exemple présenté en FIGURE 4.8 et FIGURE 4.9, dix-sept zones d'émission ont été détectées et labélisées. Concernant l'étape de pré-filtrage, nous avons utilisé un filtre médian de voisinage $3 \times 3$ et une érosion utilisant un élément structurant de type *diamond* et rayon de $2$ pixels. Dans notre cas, quatre bits font l'objet d'une considération individuelle. Avec le bit 0 situé au bas et le bit 3 au-dessus de l'image, nous pouvons voir que tant que les zones émissives n'ont pas fusionné pour partager un maximum commun, la recherche des maxima régionaux semble pouvoir détecter des spots distincts. C'est

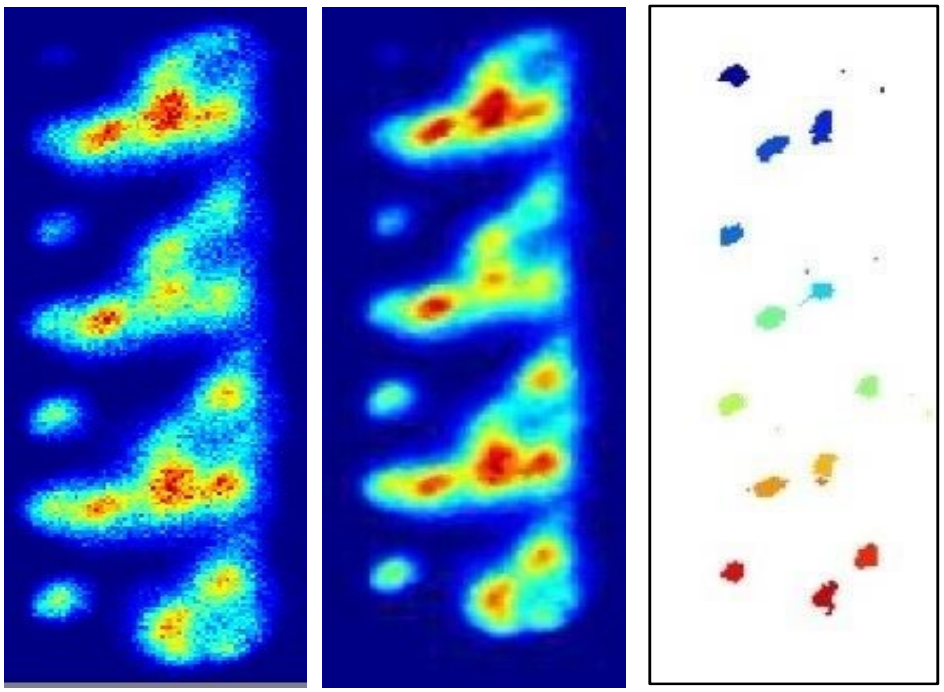
le cas du bit 2 où deux ROIs ont été trouvées dans la colonne du milieu-droite en vert. D'autre part, dans le cas d'une fusion de zones comme sur le bit 3, il s'avère compliqué de les différencier. La segmentation finale, après recherche de maxima local est donnée par la FIGURE 4.8(c) et superposée avec l'image optique du composant en FIGURE 4.9(b). Dans ce deuxième cas, les zones d'émission sont très proches et certaines ne sont pas détectées. Nous reviendrons sur cet aspect dans la suite de ce manuscrit.



(a)

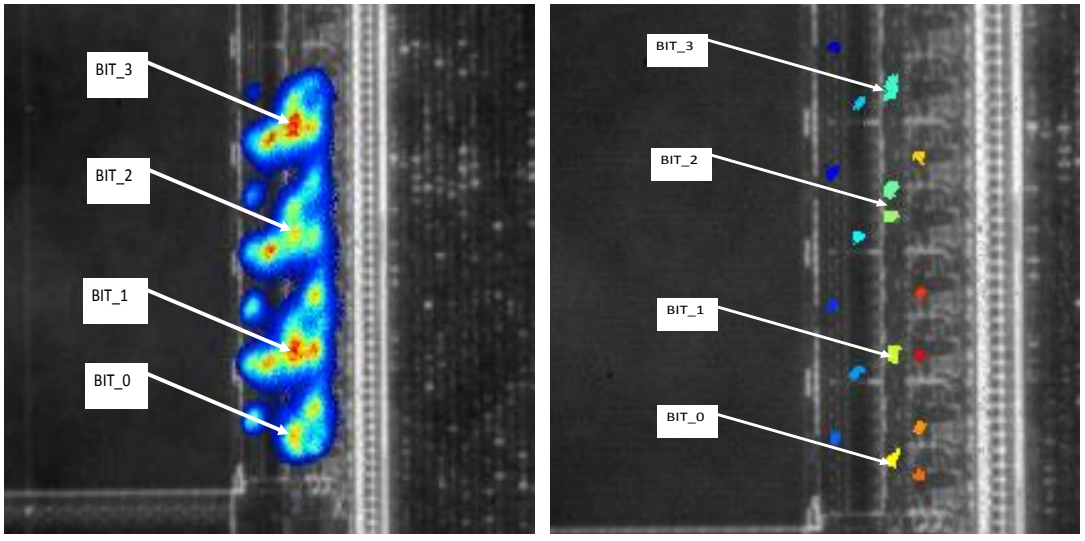
(b) (c)

FIGURE 4.7 – Exemple de résultat sur un FPGA de technologie 90 nm. (a) Projection 2D de la base TRI, (b) résultat après filtrage et morphologique mathématique, et (c) l'image résultant après détection des maxima locaux sur l'image (b).



(a) (b) (c)

FIGURE 4.8 – Exemple de résultat sur un microcontrolleur STM32 de technologie 180 nm. (a) Projection 2D de la base TRI, (b) résultat après filtrage et morphologie mathématique, et (c) l'image résultant après détection des maxima locaux sur l'image (b).




(a) (b)

FIGURE 4.9 – Exemple de résultat sur un microcontrolleur STM32 de technologie 180 nm. (a) Projection 2D de la base TRI et (b) résultat après segmentation superposé à l'image optique du composant (grossissement 50X).

### 4.2.4/ ÉVALUATION ET DISCUSSION

Dans cette partie de l'étude, le but principal est de prendre en compte toutes les situations possibles en s'appuyant sur une base de données de dix images TRI réelles et dix images synthétiques. Les images avec des points séparés, fusionnés, fermés ont été choisis. Il est important de noter que dans notre cas un maximum local ne correspond pas totalement à une région entière. Dans ce cas, il n'est pas possible d'utiliser une évaluation supervisée telle que des courbes ROC [80] (*receiver operating characteristic*) par exemple, du fait que tous les paramètres (vrais, faux positifs et vrais, faux, négatifs) ne peuvent pas être calculés. C'est la raison pour laquelle, toujours dans une optique d'approche supervisée, les détections dites bonnes, abusives et fausses seront les indicateurs d'évaluation dans cette étude. Dans un premier temps, l'évaluation se fait sur des images de synthèse où tous les paramètres sont connus (position des taches, niveaux d'émission). Différentes tailles de filtre, types d'éléments structurants de tailles différentes, seront utilisées dans cette partie. Dans un deuxième temps, pour prouver l'efficacité du processus, l'évaluation sera faite sur des bases de données réelles. Dans cette seconde partie, les résultats de la segmentation sont comparés à une vérité terrain effectuée par un expert en analyse de défaillance.

#### 4.2.4.1/ ÉVALUATION SUR BASE DE DONNÉES THÉORIQUE

Le but de ce procédé est de détecter automatiquement chaque zone d'émission lumineuse. Cela conduit à la question, qui est de savoir, comment choisir les paramètres optimaux pour le filtre médian et l'élément structurant de la morphologie mathématique ? Par conséquent une série d'images de synthèse et leurs vérités terrains ont été créées. De sorte à avoir la meilleure évaluation possible, les images de synthèse se doivent d'avoir les mêmes caractéristiques que les images réelles. Auparavant, il a été observé que les formes gaussiennes peuvent modéliser les spots d'émission. En outre, pendant l'acquisition, les images sont corrompues par un bruit. Ce dernier est une somme de phénomènes différents, c'est la raison pour laquelle, selon le théorème de la limite centrale, il sera modélisé par un bruit gaussien blanc. D'autre part, les images de synthèse sont codées entre 0 et 255. En ce qui concerne les vérités terrains, elles sont créées ma-

nuellement par l'expert et délimitent chaque zone d'émission. Avec ces images, toutes les caractéristiques de nos ROIs, tailles, positions, amplitudes et nombre sont connues. Dans cette partie, une base de données de 10 images de synthèse est utilisée avec différents cas : taches séparées, taches moins intenses, proximité, taches voisines et tâches fusionnées. Ces situations représentent principalement celles rencontrées lors d'une acquisition TRI. Nous proposons au lecteur de se référer à l'Annexe B, pour la visualisation de l'ensemble de cette base de données. L'idée est de voir l'influence de tous les paramètres précédents : la taille de voisinage du filtre, le type d'élément structurant et sa taille. Pour se faire, nous fixerons un paramètre, dans le but de comprendre et de visualiser l'influence du second. Le choix du meilleur élément structurant sera le premier point abordé. En ce qui concerne cette partie, différentes formes pourraient être utilisées : ligne, rectangle, carré, diamand et disque. A priori, utiliser des formes comme la ligne ou le rectangle n'a aucun sens au vu de la forme des zones d'émission. Diamand ou disque sont davantage privilégiés, étant donné qu'ils correspondent mieux avec la forme des spots. Afin de voir l'influence de ce paramètre, le taux maximum de bonne détection des ROI, est calculé en fonction de différents types et tailles d'éléments structurants. Toutes les mesures ont également été effectuées, avec un filtre ayant 3 pixels de voisinage, dans le but de s'affranchir de valeur aberrantes. Le résultat de ce taux, est obtenu en divisant le nombre de bonnes zones détectées par le nombre de zones théoriques. De ce fait, nous appliquerons ce procédé à l'ensemble de notre base de données théorique où tous les paramètres de nos images sont établis ainsi que les vérités terrains. Les résultats de cette partie sont illustrés au travers de la FIGURE 4.10. Selon ce diagramme, les meilleurs résultats sont très nettement obtenus avec un élément structurant de type diamand et disque de 3 pixels. Ceci établit la cohérence avec ce qui a été stipulé précédemment concernant la forme des zones émissives. De plus, la moyenne d'une bonne détection (symbolisée par la ligne rouge) atteint une valeur maximale pour un élément de type diamond. Dans un second temps, l'idée sera de déterminer la taille optimum du filtre médian donnant un taux maximum de bonnes détections. Le paramètre de morphologie mathématique sera fixé avec le résultat optimal obtenu dans la précédente étude, *ie* un élément de type diamond de taille 3 pixels. L'ensemble des résultats obtenus via la FIGURE 4.11 nous illustre les taux maximum de bonnes détections, pour une taille de

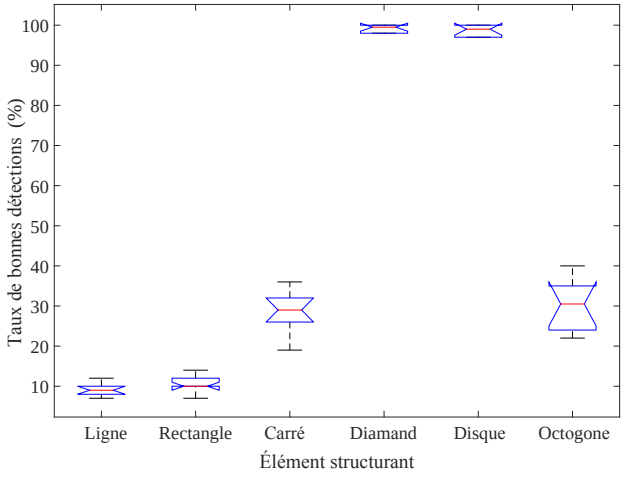



FIGURE 4.10 – Taux maximum de détection en fonction de différents types et tailles d'éléments structurants.

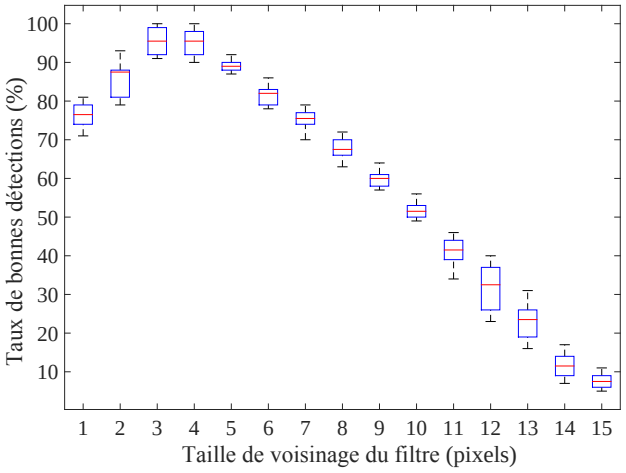



FIGURE 4.11 – Taux maximum de détection en fonction de différentes tailles de filtre.

filtre variant de 1 à 15 pixels. Nous pouvons remarquer dans l'immédiat que les meilleurs résultats sont obtenus dans l'intervalle [3 4] pixels. Au delà de cet interstice, les mesures sont partiellement voire totalement inexploitables et le procédé de segmentation devient alors plus sensible.

Pour conclure sur l'étude des différents paramètres sur notre base d'images théoriques, l'ensemble des résultats obtenus nous a permis d'évaluer un type et une taille d'élément structurant optimal ainsi qu'un intervalle définissant le choix de la taille du filtre médian. La suite de cette étude sera d'évaluer le taux de bonnes détections, sur des images réelles, dont la position de chaque zone d'émission est connue par l'expert.

#### 4.2.4.2/ ÉVALUATION SUR BASE DE DONNÉES RÉELLES

Dans cette partie de l'étude, le critère de taux de bonnes détection sera appliqué à un panel d'images réelles, dont la position exacte des différents spots émissifs, est connue par l'expert, qui par le fait, détermine chaque vérité terrain. Au final, pour chaque image réelle, nous calculons le taux de bonnes détections associé. Chaque segmentation est réalisée avec les paramètres optimum déterminés dans le sous-chapitre précédent. L'intégralité des résultats est renseignée par la TABLE 4.1. Au regard des résultats obtenus, nous admettons un taux moyen de bonnes détections dépassant les 90%. Cette partie de l'étude confirme les constatations établies pour les images théoriques, et confirme donc la robustesse de notre procédé de détection automatique. Quelques exemples de résultats sur des cas réels présentés avec leurs vérités terrains et segmentations respectives, sont illustrés via la FIGURE 4.12. À travers ces différents exemples, nous pouvons constater que la quasi-totalité des zones d'électroluminescence sont détectées, incluant également les spots de faible intensité.

Tableau 4.1 – Taux de succès du procédé de segmentation appliqué à dix cas réels.

| | **Nombre de zones théoriques** | **Nombre de zones trouvées** | **Taux de succès (%)** |
|---|---|---|---|
| Image_1 | 25 | 23 | 95 |
| Image_2 | 32 | 29 | 92 |
| Image_3 | 21 | 19 | 94 |
| Image_4 | 18 | 16 | 89 |
| Image_5 | 22 | 21 | 97 |
| Image_6 | 30 | 26 | 88 |
| Image_7 | 19 | 17 | 92 |
| Image_8 | 25 | 22 | 91 |
| Image_9 | 23 | 22 | 98 |
| Image_10 | 28 | 25 | 90 |
| | | **Taux de succès moyen (%)** | **92.6** |

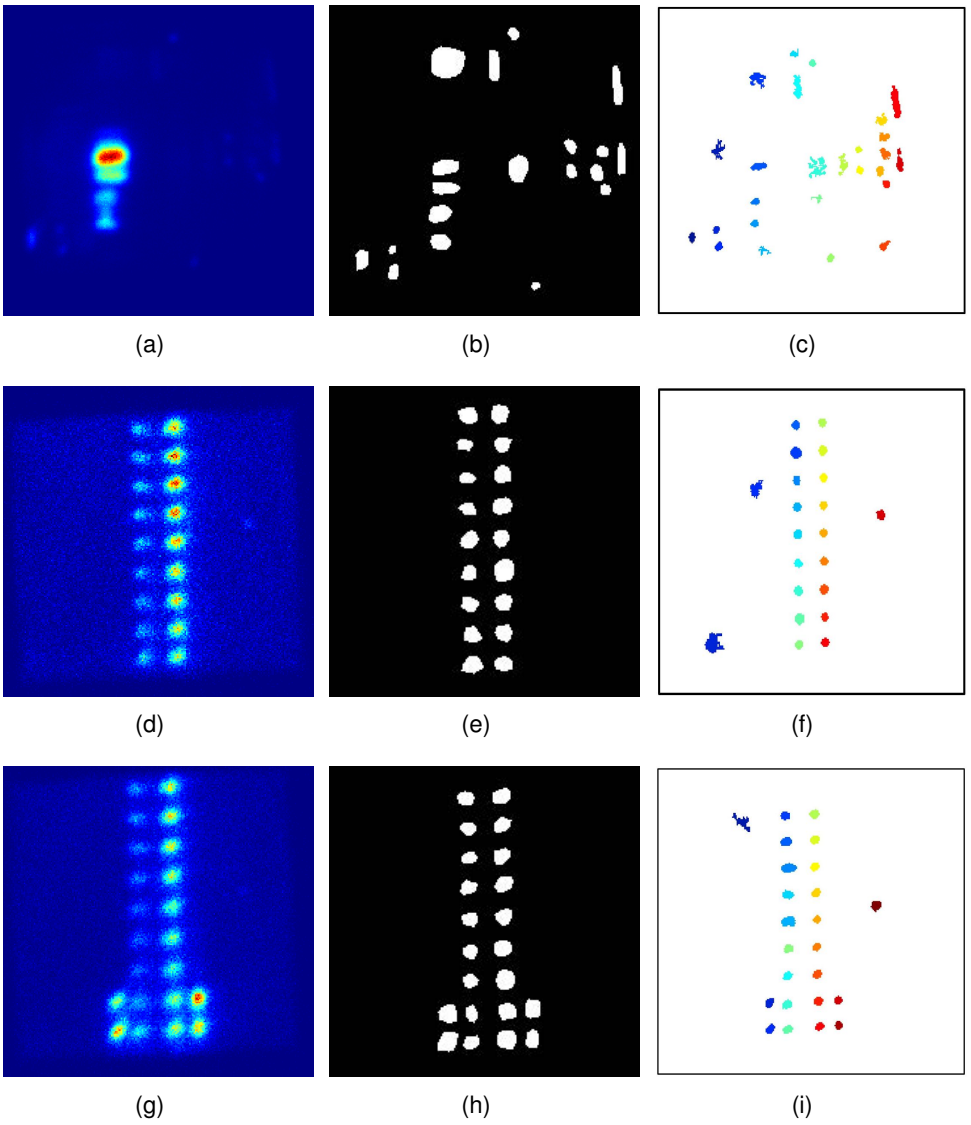



FIGURE 4.12 – (a,d,g) Exemples de projections 2D de données TRI, (b,e,h) leurs délimitations respectives et (c,f,i) les différents résultats de segmentation associés, effectuées avec un élément structurant de type diamand de 3 pixels, ainsi qu'un filtre médian de 3 pixels de voisinage.

### 4.2.5/ CONCLUSION PARTIELLE

La recherche d'information dans les données en émission de lumière, se révèle être une tâche longue et fastidieuse pour les experts, notamment quand les informations sur le design du composant ne sont pas disponibles. Dans cette partie, nous avons introduit un processus de recherche automatique des zones lumineuses, de fortes et faibles émissions. La détection des spots à faible contraste est un point clé du processus, étant

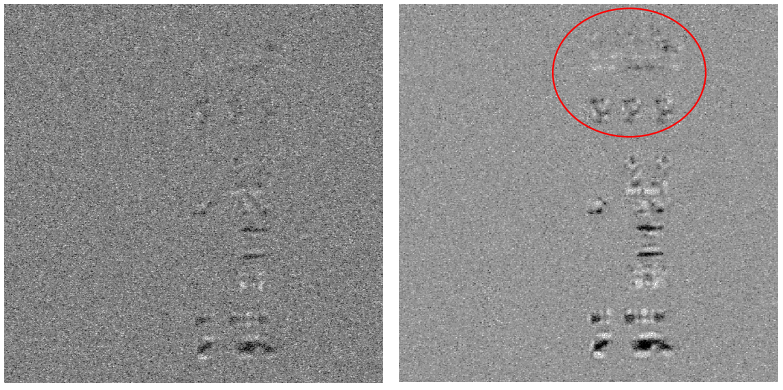
donné qu'ils peuvent correspondre à une zone en défaut. Cette nouvelle méthodologie, apporte un gain significatif en ce qui concerne de temps d'analyse, et optimise ainsi l'expertise complète. En effet, au lieu de plusieurs minutes à chercher manuellement chaque zone, seules quelques millisecondes sont à présent nécessaires pour réaliser le même processus. Ce procédé de segmentation, a été à la fois testé sur des bases de données théoriques, mais aussi réelles. Dans chacun des cas, un taux de bonnes détections supérieur à 92% est obtenu en utilisant les valeurs optimales déterminées. Si des zones faussement segmentées apparaissent, il est possible de remédier à ce problème en changeant les paramètres de filtrage ou de morphologie mathématique. Cette méthode de segmentation automatique a fait l'objet d'une publication dans la communauté scientifique dans le journal Signal Image and Video Processing [R1] et d'une présentation lors de la conférence ISTFA 2014 à Houston [Ci6] [81]. Actuellement, les méthodes de traitement d'image employées dans notre contexte de recherche permettent avec une grande efficacité, la détection de zones séparées. Cependant, quelques difficultés sont encore constatées sur la segmentation des zones assimilées à des mélanges de gaussiennes, où la difficulté est de faire ressortir chacune d'elle.

Vis-à-vis des perspectives, il semble judicieux de recueillir un panel de données plus conséquent, et de tester ce processus sur cet ensemble, pour aboutir à une analyse statistique. Nos recherches actuelles, sur les aspects traitement d'image, plus particulièrement sur les segmentations par contours, se focalisent sur l'exploration des contours actifs. Notre approche par maxima locaux pourra être ainsi comparée sur des critères de temps de traitement et de qualité de détection. Il semble également intéressant d'appliquer cette nouvelle méthodologie sur deux composants de même technologie, l'un sain et l'autre en défaut, pour ainsi conforter la robustesse du processus. Le taux de bonnes détections, pourrait être éventuellement accru, en combinant la recherche des maxima locaux avec d'autres algorithmes d'amélioration de la configuration expérimentale [82, 83]. Après avoir exploré les données issues de l'émission de lumière, la suite de ce chapitre nous ramène au cœur de ces travaux de thèse portant sur l'analyse des données extraites en sondage laser.

## 4.3/ AMÉLIORATION DES IMAGES ISSUES DE L'ANALYSE EN SONDAGE LASER

Dans le Chapitre 3, nous avons abordé le traitement des données 1D extraites en sondage laser EOP. Si nous nous référons à la Table 2.1 de la section 2.6 du Chapitre 2, les contraintes liées à l'acquisition et au traitement des données 2D, sont très similaires, voire identiques à celles acquises en une seule dimension. Nous rappelons que le bruit présent dans les images résultantes, rend compliquée la visualisation des zones d'intérêts. D'autre part, de manière similaire à l'EOP, le niveau de puissance laser influe sur la qualité du résultat obtenu. La FIGURE 4.13 met en vue ces différentes problématiques. Cette figure nous montre bel et bien l'intérêt d'augmenter l'intensité du laser, pour avoir ainsi accès a des zones cachées par le bruit à faible puissance (voir cercle rouge). Or, cette démarche s'avère invasive et a une forte probabilité d'endommager le composant.

Dans cette démarche, notre contribution sera de proposer un procédé post-acquisition permettant l'utilisation d'une puissance laser peu élevée, améliorant la visualisation des différentes zones d'intérêts. La suite de ce sous-chapitre portera dans un premier temps sur la caractérisation du bruit présent dans les données EOFM, puis dans un second temps, décrira notre méthodologie de filtrage.



(a) (b)

FIGURE 4.13 – Exemples d'acquisitions en EOFM sur une partie de FPGA de technologie 65nm : (a) image I/Q(In phase/Quadrature) obtenue avec 10% de puissance laser (100 mW en valeur absolue), (b) image I/Q(In phase/Quadrature) de la même zone réalisée avec 100% de puissance laser.

### 4.3.1/ CARACTÉRISTIQUES DU BRUIT DANS LES IMAGES ACQUISES EN SONDAGE LASER

Comme évoqué dans le Chapitre 3, section 3.1.2 le bruit présent dans les signaux 1D a été caractérisé comme étant gaussien et blanc. L'idée ici est de confirmer cette même hypothèse pour les données en deux dimensions. La première étape est d'acquérir une image de bruit pur. Pour se faire, nous nous sommes placés dans le cas d'une acquisition en obscurité, c'est à dire avec un composant inactif à température ambiante et avons procédé à une analyse fréquentielle EOFM dont l'image résultante est disponible en FIGURE 4.14. Ayant à présent des données de bruit dites brutes, la seconde étape va consister en la succession de différents tests d'hypothèses sur la normalité et la blancheur du bruit.

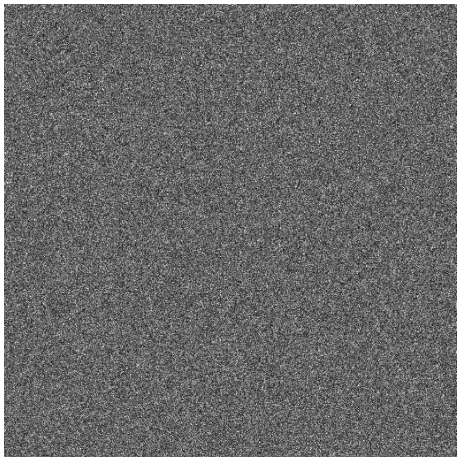


FIGURE 4.14 – Exemple d'une acquisition en obscurité, d'une image de bruit pur en mode EOFM avec 100% de puissance laser.

#### 4.3.1.1/ HYPOTHÈSE DE NORMALITÉ DU BRUIT

Le moyen le plus courant pour aborder ce genre d'étude est de voir quelle modèle suivrait *a priori* l'enveloppe de l'histogramme des valeurs de l'image. Via cette dernière figure, nous constatons la non-symétrie de l'histogramme. De par cet aspect, l'histogramme de la répartition des pixels de l'image de bruit pur présente visuellement une allure Poissonienne, donnée par la loi suivante :

$$P(X = k) \sim e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!}, \tag{4.2}$$

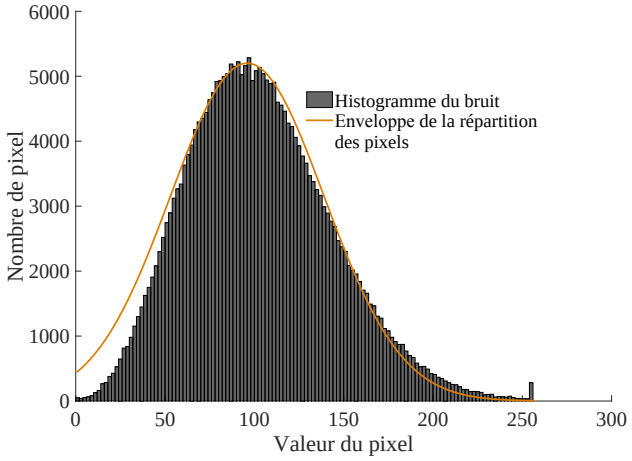



FIGURE 4.15 – Histogramme de la distribution des pixels de l'image présentée en FIGURE 4.14.

avec $\lambda$, un nombre moyen d'occurrences, et $k \in \mathbb{N}$, la probabilité qu'il existe $k$ occurrences. Il est alors courant de dire que la loi $X$ suit une loi de Poisson de paramètre $\lambda$. Cet aspect, constituera notre première hypothèse. Dans le cas considéré en procédant à l'estimation du paramètre $\lambda$, nous obtenons $\lambda \approx 102$. D'après [84, 85] pour les valeur de $\lambda$ supérieures à 5, nous pouvons approcher une loi de Poisson par une loi normale de variance égale à $\lambda$. Étant donné la valeur obtenue dans notre cadre expérimental, nous allons mettre à profit la convergence. Nous tenons à rappeler également, que le bruit présent, est la conséquence de plusieurs phénomènes aléatoires et indépendants les uns des autres. Si nous nous référons de nouveau au théorème de la limite centrale [86], nous pouvons confirmer la convergence de cette suite de variables aléatoires vers la loi normale, et ainsi nous restreindre à l'hypothèse d'un bruit de type gaussien. Afin de confirmer de manière plus robuste l'hypothèse précédente, nous allons illustrer le diagramme quantiles-quantiles des $20000$ échantillons prélevés aléatoirement dans l'image de bruit pur. Le diagramme résultant de ce test disponible en FIGURE 4.16 conforte la conjecture établie précédemment du fait de la superposition des deux courbes de quantiles.

#### 4.3.1.2/ HYPOTHÈSE DE BLANCHEUR DU BRUIT

Après avoir prouvé la normalité du bruit présent dans les acquisition EOFM, la seconde étape va consister en la preuve de la blancheur de ce dit bruit. Pour se faire, nous procéderons comme dans la sous-partie 3.1.2.2, c'est-à-dire à la visualisation de la densité

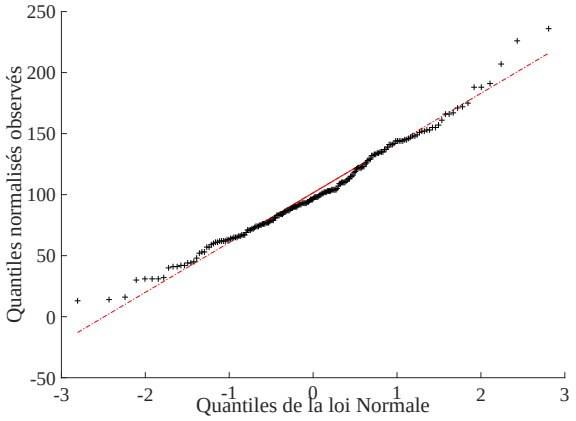



FIGURE 4.16 – Diagramme quantiles-quantiles des échantillons prélevés dans l'image de bruit pur.

spectrale de puissance du signal formé par l'ensemble des échantillons prélevés aléatoirement dans l'image de bruit pur. Cette analyse spectrale, illustrée en FIGURE 4.17, montre que le bruit considéré, ne contient pas une fréquence spécifique, mais bel et bien toutes les fréquences. Cette dernière approche confirme donc la présence d'un bruit blanc dans notre système d'acquisition.

L'étude rigoureuse des différentes propriétés du bruit présent dans les images EOFM, nous a permis d'identifier les différentes caractéristiques de ce dernier, et de conclure sur le fait que nous avons à faire à un bruit blanc gaussien. En partant de cette conjecture, nous dresserons dans la suite de ce manuscrit, un état de l'art sur les outils mis en place respectivement par la communauté de l'analyse de défaillance, et celle du traitement de l'image, permettant l'atténuation de bruit.

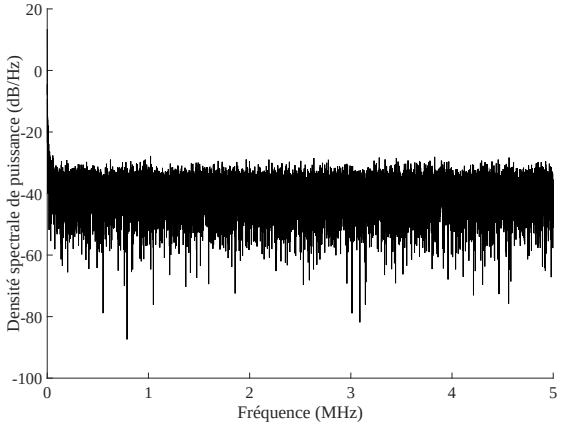



FIGURE 4.17 – Densité spectrale de puissance de l'ensemble des échantillons prélevés dans l'image de bruit pur.

### 4.3.2/ TRAVAUX PRÉCÉDENTS

#### 4.3.2.1/ ÉTAT DE L'ART EN ANALYSE DE DÉFAILLANCES

L'étude bibliographique ne fait ressortir aucune communication se focalisant sur le traitement des images issues de l'EOFM. À ce niveau là, seules des améliorations au niveau des performances du matériel laser, et une seule au niveau logiciel sont à noter. Pour la partie logicielle, un simple procédé de moyennage des images acquises est effectué, réduisant d'un côté le bruit, mais augmentant le temps de traitement de l'autre. La grande majorité des dispositifs d'acquisition, tel que le TriPhemos d'HAMAMATSU Photonics, bénéficient d'un refroidissement liquide de la source laser émettrice, rendant ainsi le système plus stable et améliorant par conséquent l'image résultante. Il serait sûrement judicieux de refroidir également la photodiode, évitant ainsi un maximum de bruit photonique.

#### 4.3.2.2/ CRITÈRES DE CHOIX ET DISCUSSION SUR L'ÉTAT DE L'ART EN TRAITEMENT DE L'IMAGE

Le domaine du traitement de l'image regorge de publications décrivant des méthodologies plus ou moins complexes, palliant le défi de filtrage d'un bruit gaussien. Il serait ambitieux de vouloir tester l'intégralité de tous les procédés. C'est la raison pour laquelle nous allons définir des critères de choix, permettant de réduire le panel d'algorithmes potentiellement utilisables dans notre cadre de recherche.

Notre cadre d'étude, est restreint par le manque de connaissances *a priori* et *a posteriori*. Nous tenons à rappeler au lecteur l'importance de prendre en considération l'intégration toujours plus poussée dans les circuits électroniques. De ce fait, une zone d'intérêt pourrait probablement correspondre à un spot de quelques pixels voire un seul. S'ajoute à cela, les difficultés engendrées par les technologies optiques, ne permettant pas une résolution des plus fiables. Un des objectifs de ce travail de recherche a été de concevoir un procédé automatique, très peu couteux en terme de temps d'exécution, et permettant la visualisation des zones de fonctionnement fréquentiel avec une faible puissance laser. La perte d'information et l'aspect temps-réel sont donc les deux contraintes majeures que nous devons prendre en considération.

Il semble incontournable de citer les familles historiquement connues, telles que celles reposant sur des modèles de filtrage linéaire et non-linéaire. Des méthodologies, comme le filtre moyenneur ou gaussien, utilisent un noyau de convolution bien spécifique au niveau pixel. Le filtrage fréquentiel utilise quant à lui des critères de seuillage en fréquence. Sur une image bruitée, au niveau spatial ou fréquentiel, le filtre passe-bas s'il est mal adapté, introduit un flou plus ou moins prononcé. Au contraire, le passe-haut va accentuer les contours de l'image, mais va amplifier le bruit présent [87, 88]. D'autres techniques de débruitage simples et connues, comme le filtre médian, ont fait leurs preuves dans le cas d'images dégradées par un bruit impulsionnel. Contrairement aux filtres utilisant un masque de convolution, ce dernier se base sur la valeur médiane des pixels définie par un voisinage précis. En fonction du choix de la taille de ce voisinage, cela peut engendrer une perte d'information utile. Ces types de filtrages, démontrent alors leurs inadaptabilités dans notre cadre de recherche, du fait qu'il nous soit impossible de déterminer avec précision, quelles sont les fréquences de coupures ou les noyaux de convolution adaptés.

Outre les méthodologies explicitées, nous pouvons également citer d'autres approches beaucoup plus efficaces mises en œuvre pour l'élimination d'un bruit gaussien, comme par exemple le filtre de Kalman [89] connu pour sa robustesse. Cependant, ce dernier requiert une connaissance du bruit et demande également une modélisation de l'environnement pour l'étalonnage des matrices de l'estimateur [90]. Étant donné sa complexité algorithmique, le filtrage de Kalman nécessitera une quantité importante de ressource de calcul et par voie de conséquence ne sera pas applicable à notre cadre d'étude. Une toute autre approche est l'utilisation du filtrage de Wiener utilisant les propriétés statistiques du bruit et des données de l'image [91]. En modélisant les images ainsi que le bruit, comme étant des processus aléatoires statistiques, le filtrage de Wiener consiste en la minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre l'image de référence et l'image acquise [92]. Bien qu'il soit supposé robuste cet algorithme demande d'une part la connaissance d'information sur le bruit mais aussi une vérité terrain.

Nous avons ainsi rapporté via cette sous-partie, une discussion sur l'état de l'art en traitement de l'image. Une brève revue des différentes méthodologies a été évaluée en fonction de nos critères de choix, et des contraintes apportées par chacune d'elles. Le

compromis robustesse/temps de traitement, démontre que très peu de méthodes sont applicables à notre cas. Dans [93], Gagnon *et al* présentent une étude comparative sur les performances du filtrage à ondelettes, comparées aux méthodes classiques. De cette étude en ressort la supériorité du filtrage à ondelettes, aussi bien sur des aspects de temps de traitement que la qualité de restauration. Dans le Chapitre 3, nous avons décrit un procédé automatique de filtrage des signaux 1D, basé sur le seuillage des coefficients de la transformée en ondelette discrètes. Dans la description de cet algorithme établie en section 3.2.1.2, nous avons évoqué la division de la résolution par un facteur 2 à chaque niveau de décomposition. Nos images devant garder un maximum de résolution, l'approche discrète ne semble pas adaptée ici. Toutes ces raisons nous ont poussé à nous focaliser sur une méthode de filtrage bien précise fondée sur le seuillage des coefficients de la transformée en ondelettes stationnaires (SWT : Stationary Wavelet Transform en anglais). En effet, contrairement à la DWT, la SWT conserve la même résolution à chaque étape de décomposition [94]. C'est donc sur cette propriété que reposera notre critère de choix d'algorithme de filtrage.

### 4.3.3/ TRANSFORMÉE EN ONDELETTES STATIONAIRES

La transformée en ondelettes stationnaires (SWT : Stationnary Wavelets transform en anglais), fonctionne de manière similaire à la DWT, à la seule différence que le signal décomposé n'est pas décimé à chaque niveau de décomposition, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de sous-échantillonnage de l'image [66, 94, 95]. Le schéma de la FIGURE 4.18,

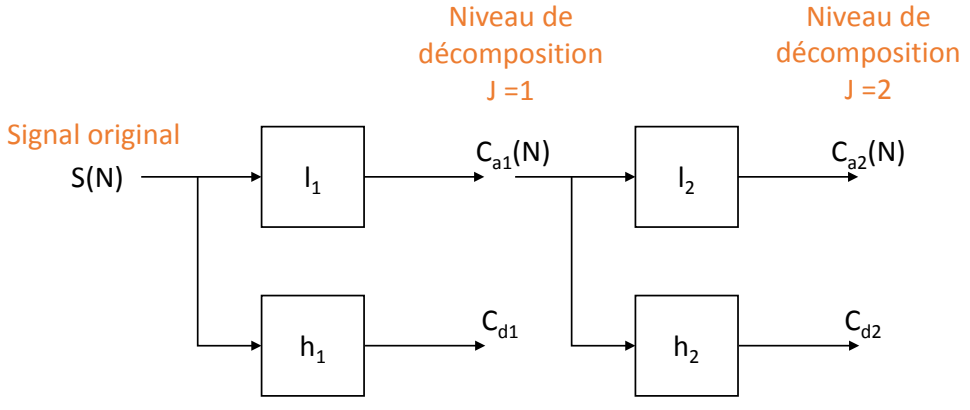



FIGURE 4.18 – Principe de décomposition en SWT sur deux niveaux.

explicite le principe de décomposition par la SWT. Pour un signal $S$ de taille $N \in \mathbb{N}$ donné, la décomposition pour une échelle $j \in \mathbb{N}$ en coefficients d'approximations et de détails est donnée par :

$$Ca_{j+1} = \sum_k l_{j+1}(n-k)a_j(k), \tag{4.3}$$

$$Cd_{j+1} = \sum_k h_{j+1}(n-k)a_j(k), \tag{4.4}$$

avec $j$, représentant le niveau de décomposition, $n$ et $k$ décrivant les coefficients discrets, ainsi que $h_j$ et $l_j$, dénotant respectivement les filtres passe-haut et passe-bas au niveau de décomposition $j$. Ces filtres en question, sont sur-échantillonnés à chaque niveau de décomposition, par insertion de zéros entre chaque coefficient de filtre. [96–98]. La SWT est un système redondant inhérent, car chaque ensemble de coefficients contient le même nombre d'échantillons que l'entrée. Donc pour une décomposition de $j$ niveaux, il y a une redondance de $2N$ ($N$ étant la taille de l'image). Une fois l'image décomposée, nous obtenons *in fine* différents types de coefficients : horizontaux, verticaux et diagonaux. Par le biais de la FIGURE 4.19, nous pouvons constater quel que soit le niveau de décomposition, la résolution de $512 \times 512$ pixels est conservée. De plus, nous remarquons que plus le niveau d'échelle augmente, plus le bruit dans l'image diminue. Cette approche multi-échelles sera le point de départ de l'algorithme de filtrage des images acquisitions EOFM.

La suite de ce manuscrit traitera donc du processus utilisé pour le débruitage des données EOFM. Dans un premier temps, nous expliciterons pas à pas chacune des étapes. Nous illustrerons dans un deuxième temps, les performances de la méthode choisie, à travers un panel d'exemples réalisés avec plusieurs niveaux de puissance laser. Enfin, nous rapporterons une discussion sur le choix optimum des différents paramètres.

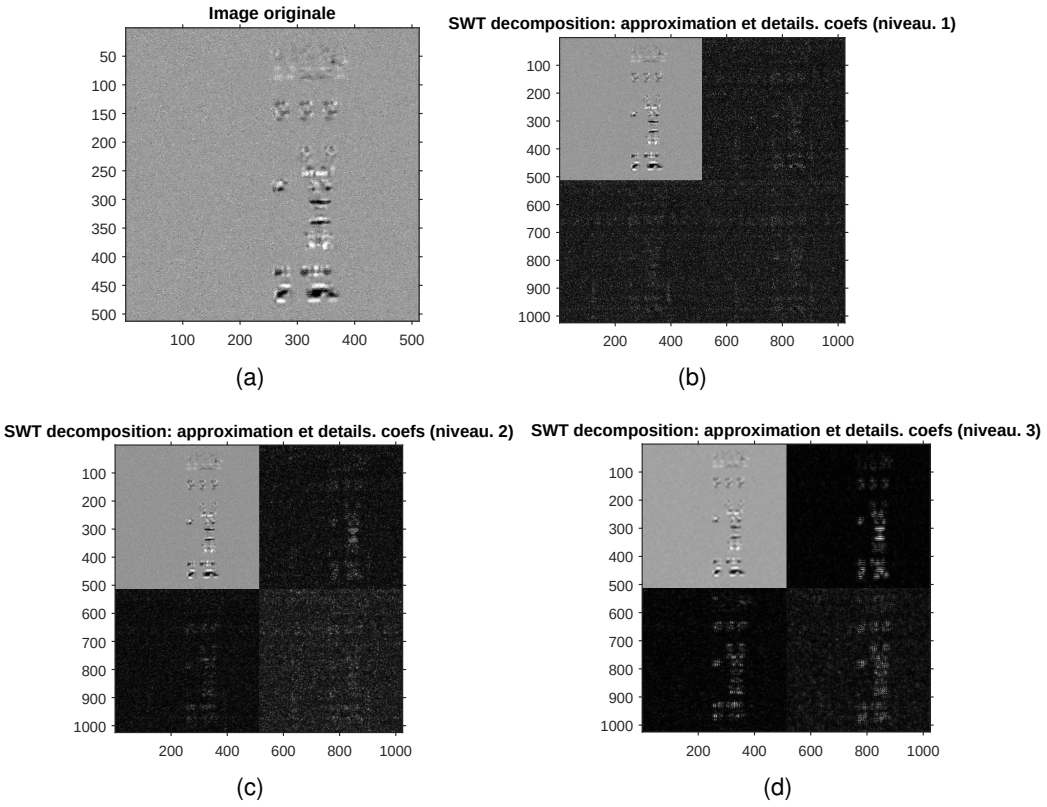



FIGURE 4.19 – Exemple de décomposition en ondelettes stationnaires sur trois niveaux, d'une image EOFM acquise sur un FPGA de technologie 65 nm, grossissement 50X et 100% de puissance laser.

### 4.3.4/ FILTRAGE PAR SEUILLAGE DES COEFFICIENTS DE LA SWT

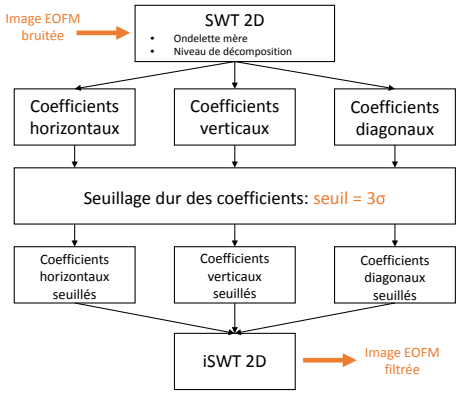



FIGURE 4.20 – Schéma du principe de filtrage utilisé.

Le diagramme de la FIGURE 4.20 nous présente chacune des étapes du processus de filtrage. La SWT ayant été d'ores et déjà abordée dans le sous chapitre précédent, nous pouvons passer directement à l'étape de seuillage. Le choix du seuil des coefficients,

est l'étape clé du processus. Nous rappelons qu'il existe différents types de seuillages : doux, dur et universel. Chacun d'eux a été défini dans la sous-partie 3.2.2.1 du Chapitre 3. Concernant les signaux 1D, nous avons privilégié le seuillage universel. Dans son livre [48], Mallat démontre l'efficacité d'un seuil adapté aux images, révélant plus de détails et améliorant le rapport signal/bruit. Au lieu d'utiliser $T_{seuil}=\sigma\sqrt{2log_2(N)}$, nous allons privilégier le seuil de Mallat ramené à $T_{seuil}=3\sigma$ [48] pour des raisons de qualité visuelle. Une fois l'ensemble des coefficients seuillés, la transformée inverse iDWT (inverse Wavelets Transform) est réalisée pour aboutir à l'image filtrée. Dans beaucoup de cas, il devient compliqué de déterminer visuellement des zones avec différents contrastes. Suite au filtrage, une étape complémentaire d'amélioration de contraste achèvera le processus global.

### 4.3.5/ EXEMPLE D'APPLICATION À DIFFÉRENTES PUISSANCES LASER

Dans ce paragraphe, nous présentons un ensemble de résultats obtenus en mode EOFM IQ, issus d'une même zone sur un composant de type FPGA 65 nm. Le but étant de voir les bénéfices du filtrage, nous avons réalisé ces acquisitions avec différentes puissances laser (100, 40, 20 et 10%), l'intérêt étant de pouvoir identifier les zones d'activités avec une faible puissance laser, afin de pallier les contraintes invasives de ce dernier. L'exemple présenté, fait état d'un problème d'identification de zones dans le coin droit en haut de l'image. Afin de les mettre en évidence, nous les avons encadré d'un cercle rouge, c.f FIGURE 4.21(a). Sur cette dernière figure, nous constatons l'entière visibilité de tous les spots. Or, les figures 4.21(d), 4.21(g) et 4.21(i) mettent en avant les problèmes de visibilité dans le cas de l'utilisation d'une puissance laser trop faible. Après une phase de filtrage SWT réalisée avec neuf niveaux de décomposition, une ondelette mère de type Daubechies, un seuillage à $3\sigma$ des coefficients, et une post-étape d'amélioration de contraste, nous constatons à présent la visibilité des différentes zones d'activités, en utilisant une puissance laser de seulement 10% sur une échelle de 1 à 100 mW. Comparé à l'acquisition effectuée avec un maximum de puissance laser, nous notons la similarité du résultat obtenu avec uniquement 10% de la puissance absolue. La suite de cette partie amène une discussion sur le choix des paramètres requis pour ce processus de filtrage.

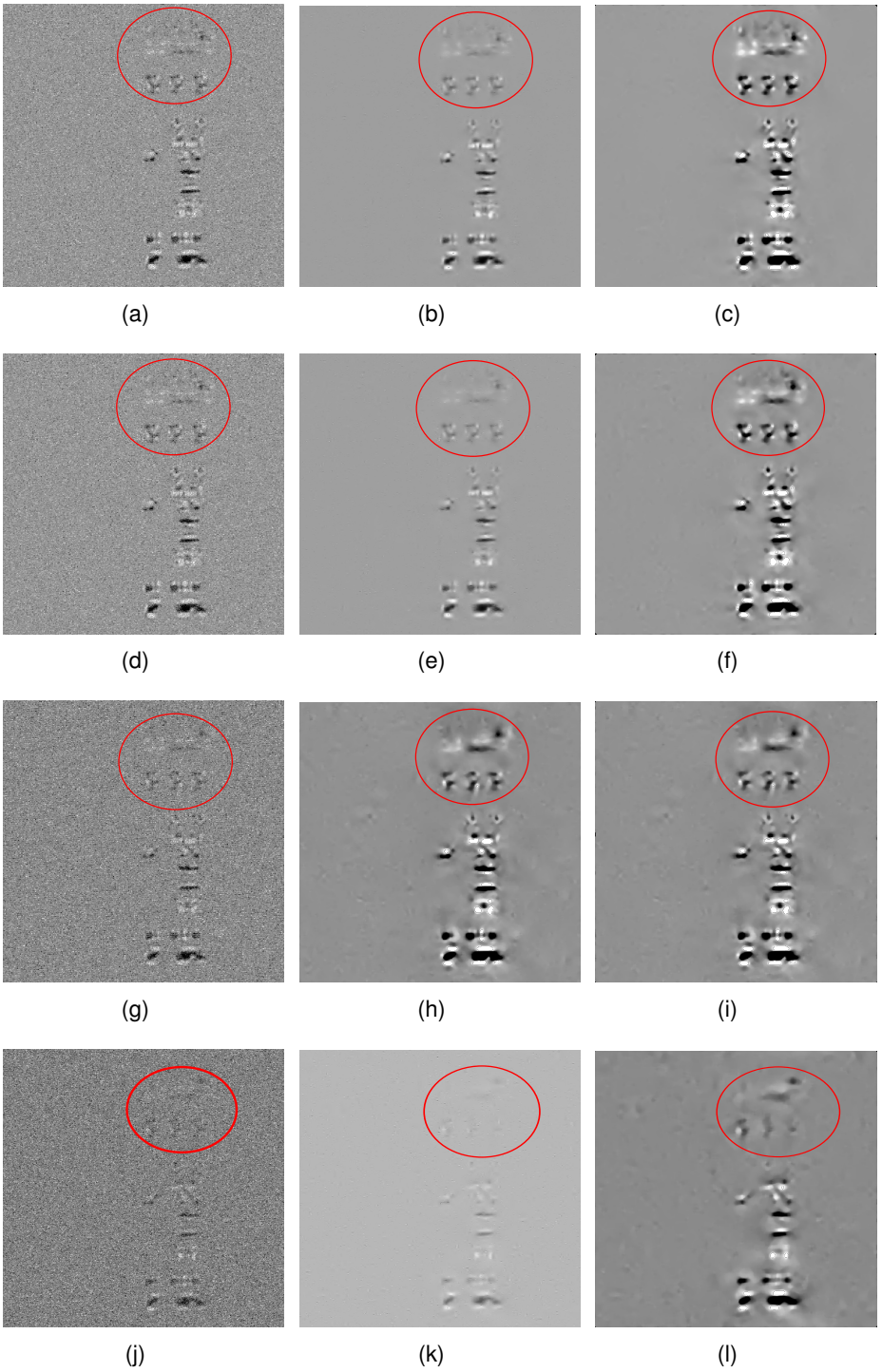



FIGURE 4.21 – Exemple de résultat d'images EOFM IQ réalisée avec 100% de puissance laser sur un FPGA 65 nm. (a) Image brute, (b) image débruitée et (c) résultat après filtrage avec amélioration de contraste.

### 4.3.6/ DISCUSSION

Cette sous-partie, a pour objet de discuter sur les paramètres internes au processus de filtrage. Plus exactement, nous traitons le choix de l'ondelette mère ainsi que du niveau de décomposition. Comme pour les images en émission de lumière, il est compliqué de pouvoir avoir accès aux données théoriques pour pouvoir travailler avec une approche supervisée. Nous allons contourner cette contrainte, en se basant sur une vérité terrain réalisée avec une puissance laser maximale de 100%. En effet, c'est avec cette puissance que les zones d'activités sont les plus visibles. Nous constituons ainsi une base de données de 10 images EOFM tirées de plusieurs exemples d'expertises. À partir de ces images, nous allons observer l'influence des deux paramètres majeurs dans le processus de filtrage, qui sont le choix de l'ondelette mère et du niveau de décomposition. Pour se faire, nous examinerons l'influence d'un paramètre en fixant le second. Le but est de se rapprocher le plus possible de l'image réalisée avec une puissance laser maximale. Afin de quantifier l'écart de reconstitution entre l'image filtrée et la vérité terrain, nous utiliserons la métrique SSIM (Structural Similarity Index Measure) [99]. Il repose sur le calcul de trois termes, à savoir la luminance $l$, le contraste $c$ et la structure $s$, c'est à dire positions et tailles des différentes structures présentes dans l'image. L'indice global est considéré comme étant une combinaison multiplicative des trois termes et donne un résultat compris dans l'intervalle $[0,1]$, avec $1$ correspondant à un résultat de reconstitution parfaite. Pour deux images $x$ et $y$ de taille NxN ce quantifieur est défini comme suit :

$$SSIM(x,y) = l(x,y).c(x,y).s(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c1)(2\sigma_x\sigma_y + c2)(2cov_{xy} + c3)}{(\mu_x^2\mu_y^2 + c1)(\sigma_x^2\sigma_y^2 + c2)(\sigma_x\sigma_y + c3)}, \tag{4.5}$$

avec $\mu_x^2, \mu_y^2$ et $\sigma_x^2, \sigma_y^2$ les moyennes et variances respectives de $x$ et $y$, $cov_{xy}$ la covariance de $x$ et $y$, $c_1 = (k_1 L)^2$ et $c_2 = (k_2 L)^2$ deux variables de stabilisation, $L$ étant la dynamique de l'image et $k_1, k_2$ des constantes par défaut.

#### 4.3.6.1/ CHOIX DE L'ONDELETTE MÈRE

Dans cette sous-partie, nous dresserons une analyse sur l'optimisation du choix de l'ondelette mère. En effet, comme évoqué à de nombreuses reprises dans ce manus-

Tableau 4.2 – SSIM de l'ensemble du dataset d'images EOFM, déterminé pour chaque type et taille d'ondelette mère. Les valeurs en gras représentant le SSIM maximum obtenu pour chaque image.

| Ondelette | SSIM (a.u) | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | Image 1 | Image 2 | Image 3 | Image 4 | Image 5 | Image 6 | Image 7 | Image 8 | Image 9 | Image 10 |
| Sym 2 | 0.653 | 0.687 | 0.625 | 0.702 | 0.710 | 0.614 | 0.677 | 0.673 | 0.705 | 0.629 |
| Sym 4 | 0.763 | 0.773 | 0.704 | 0.811 | 0.814 | 0.688 | 0.755 | 0.758 | 0.804 | 0.707 |
| Sym 8 | 0.857 | 0.939 | **0.925** | 0.944 | 0.951 | 0.863 | 0.911 | 0.903 | 0.912 | 0.844 |
| Sym 16 | **0.962** | **0.954** | 0.922 | **0.981** | **0.988** | 0.886 | **0.924** | 0.911 | 0.919 | 0.895 |
| Sym 32 | 0.949 | 0.935 | 0.907 | 0.951 | 0.961 | 0.898 | 0.917 | 0.899 | 0.908 | 0.883 |
| Db 2 | 0.747 | 0.712 | 0.688 | 0.780 | 0.801 | 0.671 | 0.777 | 0.769 | 0.799 | 0.717 |
| Db 4 | 0.824 | 0.863 | 0.843 | 0.907 | 0.919 | 0.804 | 0.873 | 0.880 | 0.877 | 0.866 |
| Db 8 | 0.888 | 0.897 | 0.797 | 0.922 | 0.937 | 0.777 | 0.899 | 0.897 | 0.896 | 0.802 |
| Db 16 | 0.951 | 0.949 | 0.916 | 0.976 | 0.978 | 0.895 | 0.909 | 0.908 | 0.909 | 0.907 |
| Db 32 | 0.774 | 0.816 | 0.752 | 0.833 | 0.888 | 0.721 | 0.866 | 0.891 | 0.879 | 0.883 |
| Coif 1 | 0.563 | 0.552 | 0.520 | 0.604 | 0.611 | 0.498 | 0.582 | 0.591 | 0.601 | 0.549 |
| Coif 2 | 0.542 | 0.601 | 0.498 | 0.617 | 0.624 | 0.474 | 0.608 | 0.611 | 0.615 | 0.566 |
| Coif 3 | 0.604 | 0.599 | 0.523 | 0.627 | 0.634 | 0.509 | 0.621 | 0.635 | 0.622 | 0.587 |
| Coif 4 | 0.617 | 0.611 | 0.581 | 0.633 | 0.652 | 0.591 | 0.644 | 0.661 | 0.672 | 0.609 |
| Coif 5 | 0.597 | 0.588 | 0.503 | 0.629 | 0.669 | 0.490 | 0.647 | 0.651 | 0.655 | 0.623 |
| Haar | 0.940 | 0.951 | 0.902 | 0.961 | 0.977 | **0.918** | 0.968 | 0.907 | 0.914 | **0.911** |
| Meyer | 0.871 | 0.908 | 0.827 | 0.918 | 0.933 | 0.901 | 0.326 | 0.904 | **0.931** | 0.898 |

crit de thèse, un compromis temps de traitement/qualité doit être trouvé. Nous fixons le niveau de décomposition, comme étant le niveau maximal possible c'est-à-dire $log_2(N)$, avec $N$ la taille de l'image en pixels. Ainsi, en restreignant le niveau de décomposition à une valeur fixe, nous ferons varier le type d'ondelette mère pour au final répertorier les valeurs du SSIM par rapport à la vérité terrain respective de chaque image de la base de données. La TABLE 4.2 répertorie l'ensemble des résultats obtenus. Au travers des résultats, nous constatons que le SSIM est maximal pour l'ondelette mère de type $sym16$. Cette approche nous donne un premier aperçu sur le choix possible du type d'ondelette. Le compromis énuméré précédemment étant un élément clé de l'étude, cela nous a poussé à examiner les temps de traitement pour chaque type d'ondelette mère. La TABLE 4.3 illustre ainsi les résultats émanant de différents tests réalisés à partir des images de notre base de données. L'ondelette $sym16$ nous donne certes les meilleurs résultats de reconstitution, mais au regard des temps d'exécution obtenus, son utilisation dans notre méthodologie de filtrage est compromise. D'après cette table, l'ondelette de type $db2$ minimise le temps d'exécution requis, et nous donne en plus en terme de SSIM, une valeur acceptable et relativement proche de celle donnée par la $sym16$. Ces deux tableaux permettent de conclure partiellement sur le choix optimum de l'ondelette mère, mais fournissent à l'utilisateur une gamme de différents rapports temps/qualité pouvant être choisi selon le contexte d'étude.

#### 4.3.6.2/ CHOIX DU NIVEAU DE DÉCOMPOSITION

Comme mentionné dans [48], le niveau de décomposition maximum $ND_{max}$ pour une image en niveaux de gris de taille $N \times N$, est donné par :

$$ND_{max} = log_2 N. \tag{4.6}$$

Ainsi pour une image de $512 \times 512$ pixels, le niveau de résolution maximum sera $log_2(512) = 9$. Comme pour les signaux à une dimension, un maximum d'information sera conservé si le niveau choisi est faible, mais la qualité de filtrage sera meilleure si ce dernier est élevé. Afin de mesurer l'impact du niveau de décomposition sur nos images, le SSIM sera de nouveau calculé et corrélé à ce paramètre d'échelle. Pour le calcul du SSIM, la référence prise en considération est l'image réalisée avec 100% de

Tableau 4.3 – Temps d'exécutions du procédé de filtrage en fonction du type d'ondelette mère.

| Ondelette | *Temps moyens de traitement (s)* |
|---|---|
| *Sym 2* | 1.32 |
| *Sym 4* | 2.25 |
| *Sym 8* | 6.48 |
| *Sym 16* | 108.31 |
| *Sym 32* | 1944 |
| *Db 2* | 1.27 |
| *Db 4* | 2.26 |
| *Db 8* | 6.78 |
| *Db 16* | 30.95 |
| *Db 32* | 2541 |
| *Coif 1* | 2.009 |
| *Coif 2* | 4.02 |
| *Coif 3* | 8.34 |
| *Coif 4* | 17.44 |
| *Coif 5* | 32.38 |
| *Haar* | 3.41 |
| *Meyer* | 1756 |

puissance laser. Le processus d'évaluation sera réalisé pour différentes intensités laser (10, 20 et 40%). Le graphique présenté en FIGURE 4.22 nous montre l'évolution de la métrique SSIM en fonction du niveau de décomposition allant de 1 au niveau maximal possible c'est-à-dire 9. Ces différentes courbes montrent que la qualité de reconstruction de l'image de référence est d'autant plus grande avec un niveau de décomposition élevé. À partir d'un certain palier, le procédé de filtrage s'avère peu sensible au niveau de

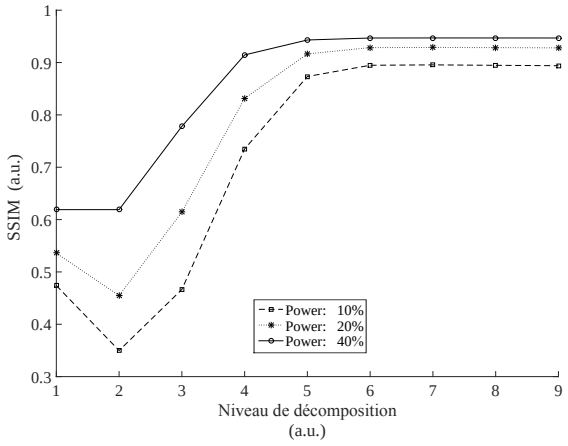



FIGURE 4.22 – Evolution du SSIM moyen de notre base de données en fonction du niveau de décomposition, pour trois puissances laser différentes.

décomposition. Cette étude fournit à l'expert une première approche dans son choix du niveau de décomposition. Toutefois, ce dernier peut-être défini de manière automatique via le calcul du niveau maximum défini dans l'équation 4.6.

### 4.3.7/ CONCLUSION PARTIELLE

Cette partie a présenté un procédé d'amélioration de données en deux dimensions issues de la technique de sondage laser EOFM. Cette méthodologie de filtrage post-acquisition a permis de mettre en avant le fait de pouvoir utiliser des faibles puissances laser et de s'affranchir ainsi de l'effet invasif de ce dernier, ce qui est un avantage significatif pour les composants de technologie récente tels que ceux gravés en 28, 14 nm voire moins. Concernant l'aspect reconstruction de l'image, les différentes évaluations ont également permis le constat de la similitude des résultats obtenus après filtrage avec 10% et 100% de puissance. Un gain de 10 est ainsi obtenu sur la puissance laser utilisable et permet ainsi la visualisation de l'intégralité des zones d'activités du circuit même à faible puissance, ce qui au final induit un gain de temps significatif pour le diagnostic de l'expert, lui évitant par conséquent une analyse manuelle. Ce procédé a été valorisé à travers une publication au sein de la conférence IEEE internationale IPFA [Ci4] [100], ainsi qu'un dépôt APP finalisé par une industrialisation dans le matériel de mesure HAMAMATSU Photonics [Pi2]. Les données laser en deux dimensions ne donnent uniquement l'accès qu'aux zones fonctionnant à une fréquence bien spécifique. Il est nécessaire d'effectuer une analyse EOFM pour chaque fréquence souhaitée, ce qui induirait des analyses extrêmement longues et fastidieuses. Afin de pallier cette limitation, la suite de ce manuscrit portera sur l'élaboration d'une méthodologie post-acquisition permettant via les données EOP, d'effectuer une cartographie spatio-temporelle complète du circuit en tenant compte de toutes les fréquences existantes.

## 4.4/ ANALYSE SPATIO-TEMPORELLE DES DONNÉES EN ELECTRO OPTICAL PROBING

Dans le cas d'une analyse laser, les experts doivent se restreindre à deux situations : l'analyse en mode point où il vient extraire une onde temporelle, et le mode image dont le but est de rechercher une seule fréquence spécifique. Si l'expert souhaite extraire à la fois toutes les fréquences et les ondes temporelles correspondantes dans une zone d'intérêt du circuit, il sera dans l'obligation de procéder à une analyse point par point ce qui est bien entendu impensable en terme de temps pour mener à bien une expertise.

Nous proposons donc dans cette partie, une méthodologie traitant les données EOP de manière spatio-temporelle. Grâce à un procédé automatique basé sur le filtrage à ondelette décris dans le Chapitre 3 et du principe d'auto-corrélation, l'information temporelle et fréquentielle peut-être acquise simultanément en une seule acquisition. Dans un premier temps nous décrirons la chaîne d'acquisition utilisée ainsi que les données en sortie. Dans un second temps, nous expliciterons les deux méthodes de modulation laser pouvant être mise en œuvre dans ce système. Le principe de filtrage à ondelettes ayant été décrit précédemment, seul le principe d'auto-corrélation sera abordé ainsi que la justification de son utilisation. Au travers de l'analyse de différents exemples issus de cas réels, une discussion sera établie sur le choix des paramètres de ce processus.

### 4.4.1/ DESCRIPTION DE LA CHAÎNE DE TRAITEMENT

Comparée à la chaîne de traitement décrite dans la partie 3.1.1, celle illustrée en FIGURE 4.23(a) requiert deux connexions supplémentaires entre le testeur et la source laser. Les coordonnées $x$ et $y$ de la position du laser sont mesurées par deux canaux DPS (Digital Power Supply). Ces derniers sont utilisés pour suivre les rampes (voir FIGURE 4.23(b)) correspondant au parcours du laser sur l'image définie. La première rampe X définit le parcours d'une image établi complètement de $x_{min}$ à $x_{max}$. Une fois fini, le signal de la rampe repasse à $x_{min}$. Ainsi le nombre de période de ce signal rampe correspond aux nombre de fois où le laser a parcouru l'image. La rampe Y quant à elle, symbolise le parcours de la source laser sur les lignes de l'image entre $y_{min}$ et $y_{max}$ et par analogie

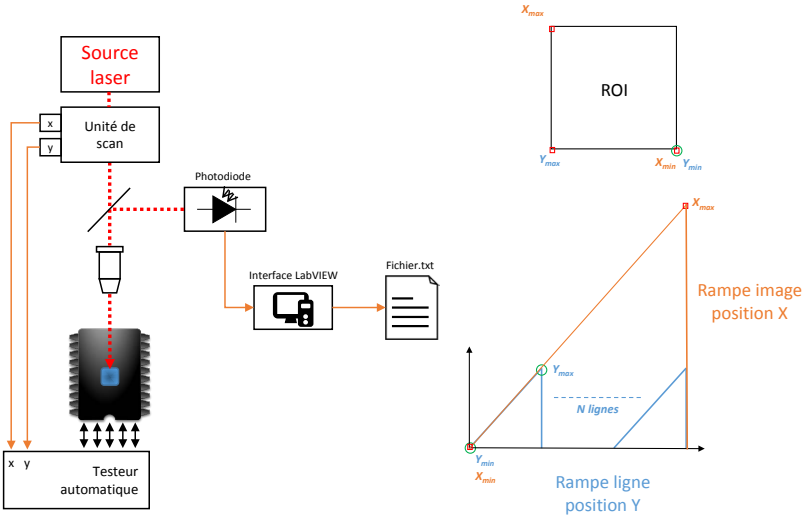



FIGURE 4.23 – (a) Chaîne d'acquisition laser en mode 2D+temps et (b) illustration des rampes correspondant à la position $x, y$ du laser durant son parcours sur la zone d'intérêt (ROI).

avec la rampe précédente, la rampe Y sera représentative du nombre de lignes parcourues dans l'image. Du point de vue logiciel, le testeur mesure et enregistre les données. De plus un outil de post-traitement a été rajouté afin de reconstruire l'image 2D+temps résultante et avoir pour chaque pixel de coordonnées $(x, y)$ son onde temporelle associée. Dans les parties suivantes de ces travaux de recherche, nous allons nous intéresser sur l'extraction optimale de l'information fréquentielle pour aboutir à une cartographie 2D+temps de la zone du circuit considérée.

### 4.4.2/ TRAVAUX EXISTANTS ET CHOIX DE MÉTHODOLOGIE

À notre connaissance, la bibliographie scientifique en analyse de défaillance ne fait état que d'une seule publication relatant de l'optimisation de la cartographie fréquentielle d'un circuit intégré. Dans [101], Melendez *et al* proposent une approche fréquentielle reposant sur un module permettant la cartographie de sept fréquences en une seule acquisition. Ainsi pour un signal donné, il est possible d'obtenir la fréquence fondamentale et six harmoniques à la fois en module et en phase. Certes le procédé est plus qu'intéressant en terme de temps de traitement mais tout comme l'EOFM, seule l'information fréquentielle est disponible. Un procédé post-acquisition a donc été mis en œuvre pour reconstituer

le signal à partir des différents coefficients fréquentiels. Pour des signaux relativement simples ce procédé s'avère robuste, cependant la reconstruction d'un signal électrique complexe montre les limites de cette méthodologie.

Récemment dans son brevet [102], Vickers a développé une solution matérielle optimisée sur FPGA couplée à un analyseur utilisant la transformée de Fourier du signal EOP pour en extraire l'information fréquentielle. Cependant le signal doit subir au préalable une étape d'intégration par moyennage. D'après ce brevet cette méthode est relativement adaptée aux signaux simples tels que de simples créneaux ou impulsions, mais comme la méthode précédente, elle montre ses limites pour des signaux plus complexes. De plus du fait de la nécessité d'un nombre de moyennage important, un temps de traitement non négligeable est à prendre en considération, ce qui est un inconvénient majeur pour les composants actuels en raison du laser qui de par son côté invasif pourrait dégrader le composant.

La complexité algorithmique, l'effet invasif du laser et l'extraction de toutes les fréquences sont les trois paramètres clés à prendre en compte. Dans ce cadre de recherche, notre choix s'est porté sur l'utilisation du principe de filtrage par ondelettes décrit dans le Chapitre 3 couplé à la fonction d'auto-corrélation pour extraire l'information fréquentielle du signal EOP. Ainsi les informations temporelles et fréquentielles peuvent être extraites en une seule acquisition. Les différentes étapes de la méthode proposée sont illustrées via la FIGURE 4.24.

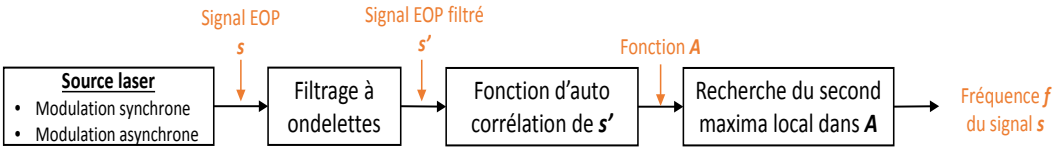



FIGURE 4.24 – Schéma du processus d'extraction de la fréquence d'un signal EOP pour un pixel.

### 4.4.3/ MODULATION DE LA SOURCE LASER : SYNCHRONE VS ASYNCHRONE

La première étape de ce processus est de définir le type de modulation de la source laser. L'utilisateur commence par définir une zone d'intérêt (ROI) sur le circuit de taille $N \times N$ pouvant aller de $32 \times 32$ à $512 \times 512$ pixels avec le matériel HAMAMATSU Photonics. Après cette étape vient donc le choix du type de modulation laser à appliquer. Une discussion sur les différents choix possibles sera abordée plus tard dans ce manuscrit.

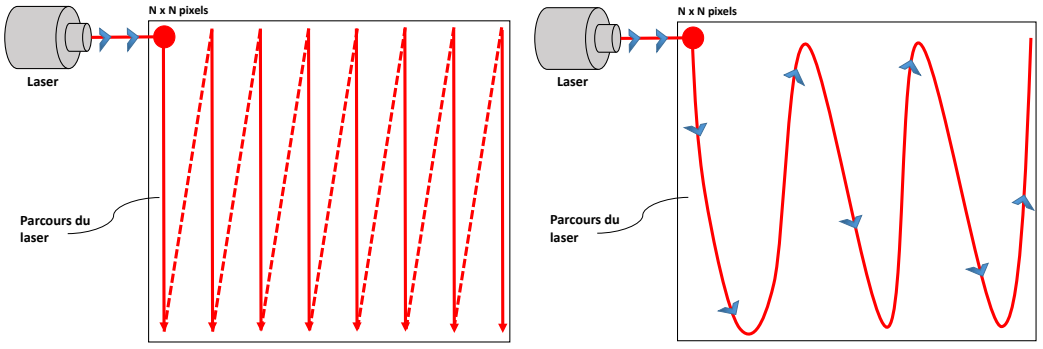
#### 4.4.3.1/ MODE SYNCHRONE

En mode synchrone comme son nom l'indique, un générateur externe vient synchroniser le laser avec un signal trigger. Ce générateur donne la fréquence de modulation : dans notre cas avec le matériel présent, 0.7 s sont requises pour la lecture et l'écriture des données du signal par l'oscilloscope. De ce fait le laser doit au minimum rester 0.7 s pour acquérir correctement le signal sur un pixel donné. Par conséquent la fréquence de modulation laser doit être de $f = \frac{1}{0.7}$ soit 1.4 Hz. En utilisant ce type de modulation, l'acquisition est considérée comme séquentielle et chaque pixel est en théorie parcouru au moins une fois. Une vue schématique du chemin parcouru par le laser en mode synchrone est représentée par la FIGURE 4.25(a).

#### 4.4.3.2/ MODE ASYNCHRONE

Dans ce mode, les données sont mesurées lorsque le système d'acquisition est prêt et non séquentiellement pixel par pixel. Ce type d'acquisition est très intéressant lorsque la mesure d'intérêt est longue à acquérir. Au cours de ce type d'acquisition, le laser scanne le périphérique plus rapidement que le temps nécessaire à l'enregistrement des acquisitions (10 ms dans notre cas au lieu de 0.7 s requises), le temps d'illumination laser pour chaque pixel est plus court que le temps requis pour obtenir la mesure d'intérêt. De cette façon l'image est remplie au hasard et une vue globale de la sensibilité du dispositif peut être observée avec un remplissage partiel du pixel. Le parcours de l'image en mode asynchrone est illustré via la FIGURE 4.25(b).

Une fois le mode de modulation choisi, le but est d'améliorer le signal issu de l'onde




(a) (b)

FIGURE 4.25 – Illustrations schématiques des différents mode de modulation laser : (a) mode synchrone et (b) mode asynchrone.

réfléchie pour appliquer ensuite une analyse fréquentielle. Nous renvoyons le lecteur au Chapitre 3 pour le descriptif du filtrage par ondelettes. La prochaine partie de ce manuscrit traitera de l'extraction de la fréquence du signal EOP considéré comme péridique.

### 4.4.4/ EXTRACTION DE L'INFORMATION FRÉQUENTIELLE

#### 4.4.4.1/ MÉTHODES USUELLES ET CHOIX D'APPROCHE

L'un des outils le plus fréquemment utilisé pour l'extraction de la composante fréquentielle d'un signal est la transformée de Fourier [103]. Considérons un signal temporel $x(t) \in \mathbb{R}$, tel que $\int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|dt$ soit finie. L'écriture mathématique de la transformée de Fourier du signal $x(t)$ peut s'écrire comme suit :

$$TF[x(t)] = X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-2j\pi\ ft}dt, \tag{4.7}$$

La composante principale de cette transformée correspond alors à la fréquence fondamentale du signal considéré. Dans notre cadre d'étude les signaux étant relativement bruités, il en est de même pour sa transformée de Fourier comme le montre les FIGURES 4.26(a) et 4.26(c). Les mêmes conclusions peuvent être émises pour le signal en sortie de filtrage. En effet même si ce dernier est clairement lisible, l'énergie apportée par les différents parasites dégradent sa transformée de Fourier comme illustré en FIGURES 4.26(b) et 4.26(d). La faible résolution fréquentielle ne permet également pas une lecture correcte de la composante la plus influente, de ce fait il est impossible de discriminer des harmoniques du signal proches de celles du bruit de mesure.

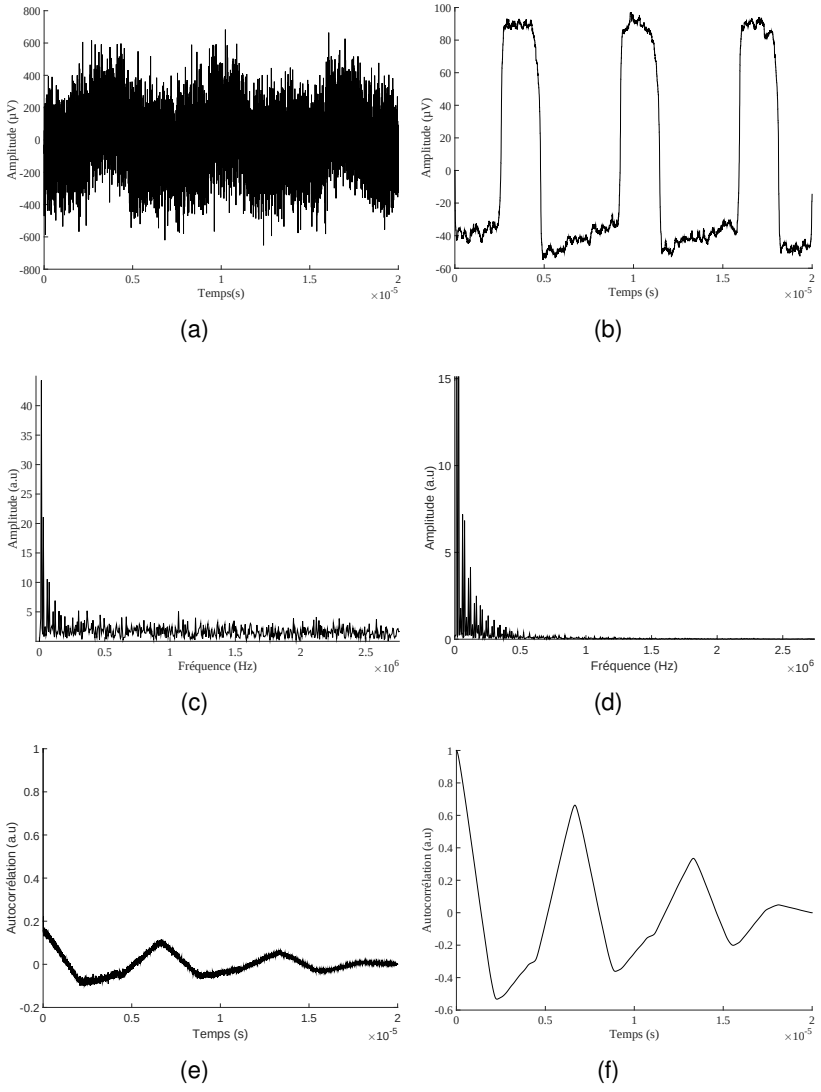



FIGURE 4.26 – (a) Exemple de signal bruité issu de l'expertise d'un composant de type PWM (Pulse Width Modulation). (b) Résultat en sortie de filtrage par ondelettes, (c,d) les transformées de Fourier respectives du signal original et du résultat filtré. (d,e) Résultats respectifs après application de la fonction d'auto-corrélation sur le signal original et le signal filtré.

Le second outil qui peut venir à l'esprit lors de l'analyse fréquentielle d'un signal est le principe d'auto-corrélation [104]. Habituellement cette fonction a pour but principal de déterminer le nombre de périodicités dans un signal perturbé avec un bruit non corrélé ou alors une fréquence fondamentale non discernable à cause du bruit [105]. Son expression est donnée par la relation suivante :

$$\Gamma_{xx}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)x^*(t-\tau)dt, \tag{4.8}$$

où $x(t)$ correspond au signal d'entrée, $\tau$ dénotant le décalage et $x^*(t-\tau)$ le complexe conjugué de $x(t-\tau)$. Cette fonction définie dans l'intervalle $[0,1]$ voit son maximum apparaître en $\tau$=0 et ses autres maxima locaux à $kT$, $T$ étant la période du signal considéré et $k \in \mathbb{N}^*$ le rang du dit maximum [106]. Cette opération, illustrée en FIGURE 4.26(e) et 4.26(f) a été effectuée sur le signal original ainsi que sur le résultat en sortie de filtrage. Le fait que le maximum de la fonction d'auto-corrélation se situe à l'origine guide l'analyse vers le second maxima local. En effet la mesure du retard mesuré à niveau du second maximum local correspond à la période du signal considéré. Ainsi en inversant cette période $T$, il est simple de déterminer la fréquence $f_d$ dominante en réalisant l'opération $f_d = \frac{1}{T}$. En se référant aux figures 4.26(e) et 4.26(f), nous pouvons constater que la valeur de $\tau$ correspondant au second maximum est la même dans le cas d'un signal bruité ou filtré. Cet avantage de robustesse au bruit guidera notre choix sur l'utilisation de la fonction d'auto-corrélation pour l'extraction de l'information fréquentielle.

#### 4.4.4.2/ EXEMPLES D'APPLICATIONS SUR CAS RÉELS

Dans cette partie, deux exemples d'applications issus de cas d'analyses réelles sont illustrés. Chacune des situations présentées repose sur un type de modulation laser différent. En premier lieu nous traiterons un cas d'analyse en mode synchrone sur un microcontrôlleur 90 nm de type STM32, plus précisément sur la partie convertisseur analogique/numérique fonctionnant à 100 $kHz$. Cette analyse débute par le choix d'un zone d'intérêt de $32 \times 32$ pixels sur l'image optique du circuit ( voir FIGURE 4.27(a)). Une fois cette étape réalisée, le processus de cartographie fréquentielle est appliqué sur chaque pixel de la zone choisie et donne le résultat illustré en FIGURE 4.27(c). Nous constatons bien la détection de la fréquence dominante 100 $kHz$. L'utilisateur peut ainsi choisir n'importe quel pixel et ressortir la forme de l'onde temporelle associée à chaque pixel, dont un exemple est donné en FIGURE 4.27(d). Ce premier exemple réalisé en mode synchrone montre une cartographie où chaque pixel a été scanné par le laser. Pour aboutir à un tel résultat il aura fallu $32 \times 32 \times 0.7s$ soit $716.8\ s \simeq 12$ minutes étant donné que ce type de modulation nécessite un scan de 0.7 s par pixel.

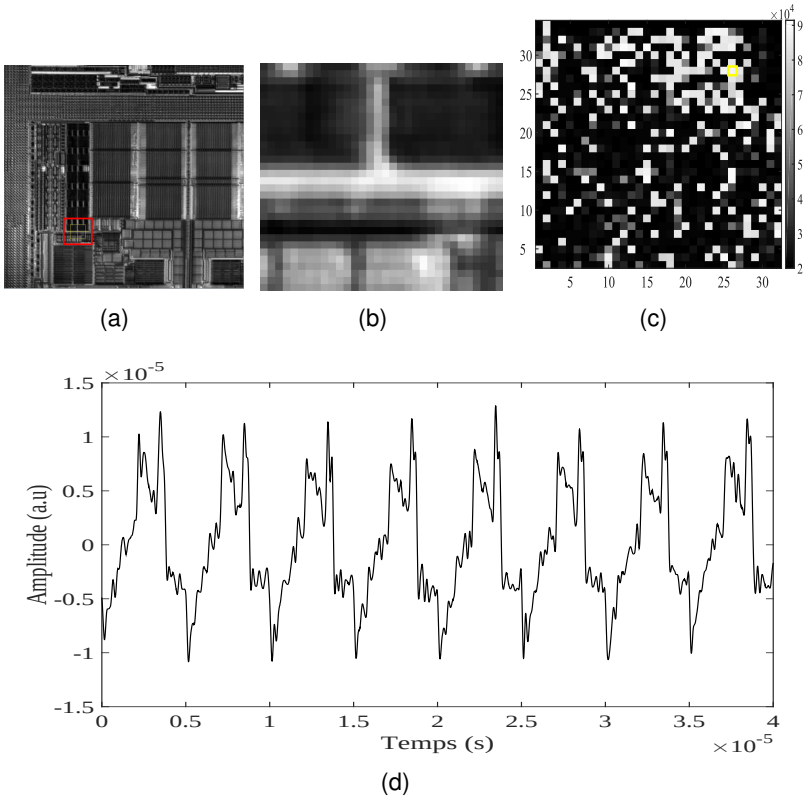
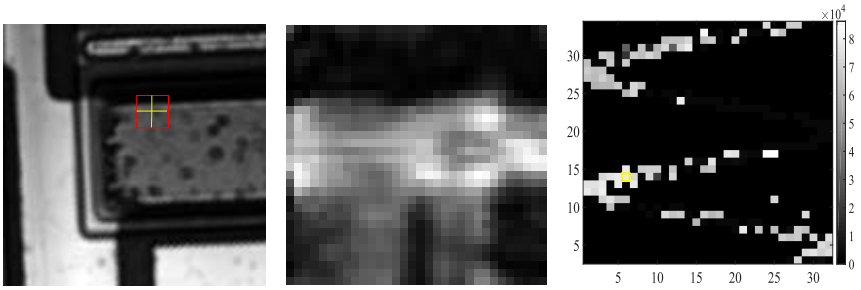



FIGURE 4.27 – (a) Image optique du convertisseur analogique/numérique (zoom 50X, Fréquence de fonctionnement : 100 $kHz$) STM 32 et la zone d'intérêt considérée de taille $32\times32$ pixels délimitée par le carré rouge. / (b) Zoom sur la zone d'intérêt / (c) Cartographie spatio-temporelle / (d) Onde temporelle associée au pixel jaune / Laser $1064$ nm.

Réalisée en mode asynchrone, l'acquisition présentée en FIGURE 4.28 illustre le cas d'une analyse réalisée sur une portion de $32\times32$ pixels sur un composant de type amplificateur LM124 fonctionnant à 80 $kHz$. Contrairement au mode précédent, cet exemple met en avant le remplissage de seulement une partie de l'image. Il est également important de noter le temps de traitement pour une telle analyse effectuée en $32\times32\times10ms$ soit 10 s. À travers ces deux exemples d'analyse, la différence de temps de traitement entre les deux types de modulation considérés nous amène à une discussion sur le compromis taux de remplissage/temps et sur la robustesse de détection.



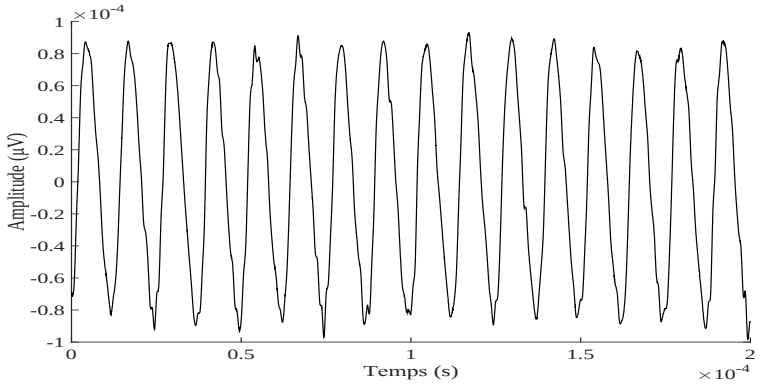




FIGURE 4.28 – (a) Image optique de l'amplificateur LM124 (zoom 50X, Fréquence de fonctionnement : 80 $kHz$) STM 32 et la zone d'intérêt considérée de taille $32 \times 32$ pixels délimitée par le carré rouge. / (b) Zoom sur la zone d'intérêt / (c) Cartographie spatio-temporelle / (d) Onde temporelle associée au pixel jaune / Laser $1064$ nm.

### 4.4.5/ DISCUSSION

#### 4.4.5.1/ CAPACITÉ DE DÉTECTION

Cette partie de l'étude traite de la discussion sur les critères de robustesse concernant la détection de toutes les fréquences et sur le choix du type de modulation laser. Dans un premier temps nous aborderons la capacité de détection du procédé proposé. Pour ce faire différents tests ont été effectués sur des images dites de synthèse dont voici les propriétés : ce type de données illustrées en FIGURE 4.29(a) est une image de $512 \times 512$ pixels dont certaines zones contiennent de manière aléatoire un signal créneau à une fréquence et une largeur d'impulsion bien spécifique, de sorte à modéliser au mieux un cas réel. Dans les exemples proposés quatre fréquences différentes au total sont à dénombrer pour chaque image, allant du Hertz au Mega-Hertz. En appliquant le processus de cartographie 2D+temps à l'image de synthèse, nous obtenons les résultats présents en

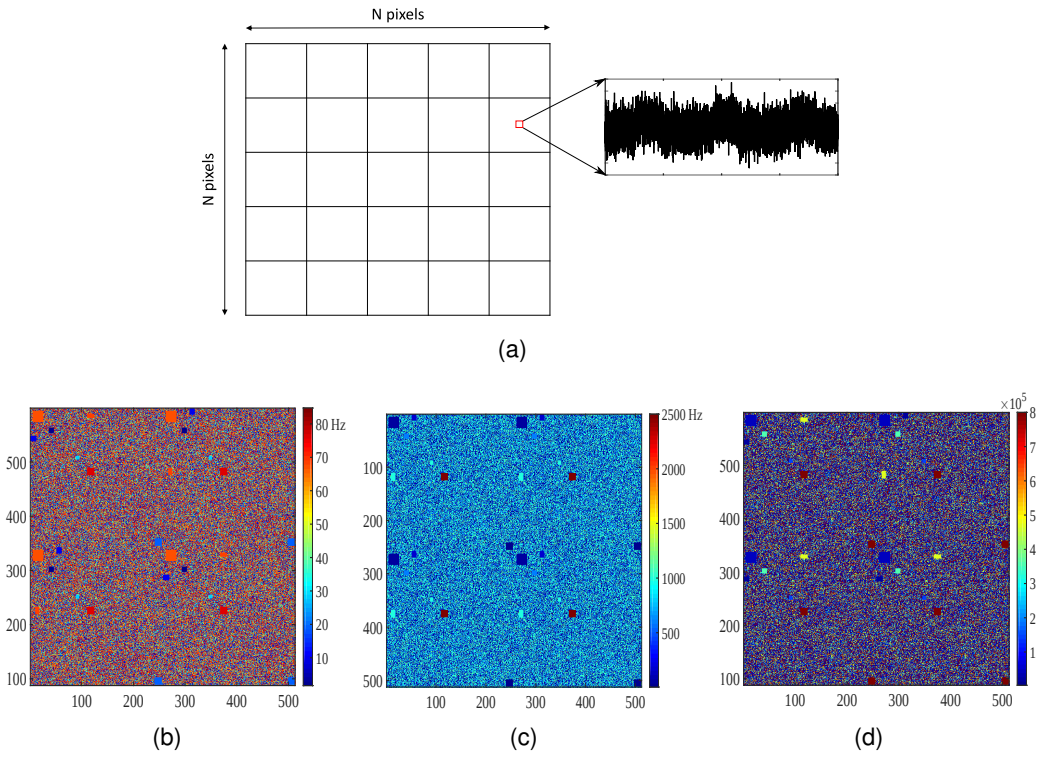



FIGURE 4.29 – Données de synthèse modélisant une image de $512 \times 512$ pixels avec un signal par pixel et du bruit blanc gaussien. (b) Cartographies en fréquence réalisées sur les données de synthèses où plusieurs fréquences différentes peuvent être rencontrées.

FIGURE 4.29(b), 4.29(c) et 4.29(d). À première vue, sur les gammes de fréquences choisies pour les images de synthèses, que ce soit des fréquences basses (Hz) ou hautes (MHz), l'intégralité de ces dernières a été détectée. Cela démontre bel et bien la capacité et la précision de détection de la méthode qui est de l'ordre de $10^{-3}$.

#### 4.4.5.2/ TEMPS D'EXÉCUTION

Tableau 4.4 – Avantages et inconvénients de chaque type de modulation laser.

| | **Mode asynchrone** | **Mode synchrone** |
|---|---|---|
| *Avantages* | Temps d'acquisition 10 ms/pixel | Tous les pixels sont remplis |
| *Inconvénients* | Tous les pixels ne sont pas remplis | Temps d'acquisition 0.7 s/pixel |

Le dernier aspect à prendre en considération et qui n'est pas des moindres, concerne le temps d'exécution nécessaire suivant le choix du type de modulation. Le but de cette partie de l'étude est de pouvoir déterminer une modulation laser optimale dans le cadre

d'une expertise. Comme rappelé dans le tableau 4.4, chaque principe de modulation a des avantages bien spécifiques d'une part, mais présente en contre-partie certains défauts. En effet, le mode asynchrone confère des temps d'exécution avantageux mais a l'inconvénient de ne pas remplir la totalité de la zone d'intérêt. En plus de cela, l'expert ne contrôle pas la modulation et par conséquent, il est compliqué de déterminer la fin de l'acquisition. A contrario, le mode synchrone est totalement maitrisé par l'utilisateur que ce soit sur le choix de la fréquence de modulation ou sur le temps d'acquisition. Dans ce cas chaque pixel de l'image est parcouru par le laser, ce qui implique un remplissage total de la zone d'intérêt mais aussi des temps de traitement importants.

Tableau 4.5 – Comparaison des temps d'exécution pour les modes de modulation asynchrone et synchrone pour différentes tailles d'images.

| Taille de l'image (pixels) | Mode asynchrone : 10 ms/pixel | Mode synchrone : 0.7 s/pixel |
|---|---|---|
| $32 \times 32$ | 10 s | 12 min |
| $64 \times 64$ | 40 s | 48 min |
| $128 \times 128$ | 3 min | 3.2 h |
| $256 \times 256$ | 12 min | 12 h |
| $512 \times 512$ | 48 min | 48 h |

La discussion sur ce dernier paramètre se fera au travers de la comparaison des différents temps d'exécution présentés dans la TABLE 4.5. En se basant sur ce critère, le mode asynchrone montre sa supériorité que ce soit pour des images de petites ou de grandes tailles. En effet l'ordre de grandeur en mode asynchrone ne dépasse jamais quelques dizaines de minutes alors qu'en mode synchrone, plusieurs jours sont nécessaires pour une image de $512 \times 512$ pixels. La robustesse du mode synchrone face à la rapidité du mode asynchrone induit le choix d'un compromis. Cette étude permet donc à l'utilisateur de pouvoir se positionner sur le choix du mode de modulation dépendant bien évidemment de l'application, en prenant en compte les aspects de robustesse et de rapidité.

### 4.4.6/ CONCLUSION PARTIELLE

Dans cette étude, nous avons pu mettre en avant la résolution du problème de cartographie fréquentielle multi-fréquences. Grâce à un procédé de filtrage couplé à une analyse par auto-corrélation, il est dorénavant possible d'extraire toutes les fréquences de fonctionnement présentes dans la zone d'intérêt étudiée et par voie de conséquence optimiser le diagnostic effectué par l'expert. Ce nouveau procédé d'analyse fréquentielle ouvre également les portes à de nouvelles applications en sondage laser multi-points. En termes de perspectives, il est également possible d'améliorer le mode synchrone en modifiant le parcours du laser. En fusionnant l'image optique avec celle du layout, il serait possible d'effectuer une mesure uniquement aux positions exactes des transistors, évitant ainsi des temps de traitement trop longs. Une autre extension est également possible en rajoutant un signal « top pixel » reposant sur la valeur du rapport signal/bruit. Plus précisément, lors de la mesure sur un pixel, le laser ne passerait pas au pixel suivant tant que le RSB n'a pas atteint la valeur définie par l'utilisateur. Ces deux extensions fusionnées seraient une des possibilités à envisager pour respecter le compromis temps de traitement/robustesse. L'autre solution possible est d'utiliser du matériel hautes performances pour réduire le temps de lecture/écriture mémoire et ainsi descendre en dessous des 0.7 s/pixel. L'ensemble de ces travaux a pu être valorisé au travers d'une publication dans la revue internationale indexée *Microelectronics Reliability* [R3] [107].

## 4.5/ CONCLUSION

En complément de l'étude des signaux à une seule dimension, ce chapitre a mis en lumière l'amélioration des données de type image à la fois en émission de lumière et également en sondage laser. Les différents traitements mis en œuvre dans ces travaux de recherche ont permis dans un premier temps l'extraction automatique des différentes zones d'émission de lumière au sein du circuit, via un procédé basé sur du filtrage et de morphologie mathématique. Dans la deuxième partie de ce chapitre, l'étude des images en sondage laser a permis de faire ressortir une méthodologie d'étude à faible puissance laser permettant l'accès aux zones fonctionnant à une fréquence spécifique tout en évi-

tant les contraintes d'invasivité au niveau du composant sous test. Il est important de noter qu'une partie du temps consacré à ces recherches a été consacré aux développements d'interfaces graphiques servant de démonstrateur et permettant la cohésion entre le milieu industriel et celui de la recherche. La description et l'utilisation de ces interfaces logiciels sont détaillées en AnnexeD. La dernière partie de cette étude fait part de l'analyse spatio-temporelle des signaux issus de la technique EOP. Ce type de procédé, optimisé de manière automatique, permet à l'expert de ne plus se restreindre à la visualisation de zones d'intérêt fonctionnant à une même fréquence. Toutes les fréquences de travail présentes dans l'aire du composant considérée peuvent être extraites ainsi que l'onde temporelle associée.

Le point commun entre toutes ces améliorations de données de types signaux ou images, est l'optimisation du diagnostic de l'expert à la fois sur la qualité des informations recensées mais aussi sur le temps pour les extraire. Cependant l'ensemble des techniques énumérées dans notre cadre de recherche fournit des données à la fois hétérogènes mais aussi complémentaires. Le diagnostique émanant de l'analyse des caractéristiques déterminées par l'expert induit systématiquement le facteur humain et peut donc différer selon la personne. L'idée à suivre sera l'implémentation d'une méthode de fusion de données pour l'apport d'un support décisionnel permettant la validation de la décision humaine. L'ultime partie de ces travaux de recherche et donc le dernier chapitre de ce manuscrit sera consacré au descriptif de la méthode de fusion choisie.

# 5

# VERS LA FUSION DE DONNÉES

## Sommaire


5.1 Introduction . . . 116
5.2 Étapes de fusion préliminaires . . . 117
5.2.1 Fusion de bas niveau : extraction des attributs utiles . . . 118
5.2.1.1 Attributs EOP/TRI . . . 118
5.2.1.2 Attributs EOFM/EMMI . . . 120
5.2.2 Fusion de niveau intermédiaire : mise en forme dans un référentiel commun . . . 121
5.2.2.1 Référentiel EOP/TRI . . . 121
5.2.2.2 Référentiel EOFM/EMMI . . . 122
5.3 Fusion de haut niveau : prise de décision . . . 123
5.3.1 Introduction . . . 123
5.3.2 État de l'art sur les méthodes de fusion haut niveau . . . 123
5.3.2.1 Principe du vote . . . 123
5.3.2.2 Théorie des probabilités . . . 124
5.3.2.3 Théorie des possibilités . . . 125
5.3.2.4 Théorie de Dempster-Shäfer ou des fonctions de croyance . . . 126
5.3.3 Critères de choix de la méthode de fusion . . . 128
5.4 Application à la localisation de défauts dans les circuits intégrés . . . 130
5.4.1 Cadre de discernement . . . 130
5.4.2 Calcul des fonctions de masse . . . 130
5.4.2.1 masse (EOP/TRI) . . . 131
5.4.2.2 masse (EOFM/EMMI) . . . 131
5.4.3 Combinaison des informations . . . 132
5.4.3.1 Cas 1 : utilisation des techniques laser et émission de lumière . . . 133
5.4.3.2 Cas 2 : utilisation des techniques laser, émission de lumière et avis d'un expert . . . 135
5.4.3.3 Cas 3 : utilisation des techniques laser, émission de lumière et avis de N experts . . . 137
5.4.4 Exemple d'application . . . 138
5.4.5 Performances du système de fusion . . . 141
5.5 Discussion . . . 142
5.5.1 Gestion du conflit . . . 142
5.5.2 Comparaison distribution simple/pondérée . . . 144
5.5.3 Comparaison et confirmation d'hypothèse . . . 144
5.6 Conclusion partielle . . . 147

## 5.1/ INTRODUCTION

Dans la société actuelle les systèmes multi-capteurs et la fusion de données sont couramment utilisés du fait qu'un seul capteur soit incapable d'extraire une même information sous différents points de vues au sein d'un même environnement [108–110]. La localisation de défaut d'un composant peut se modéliser sous la forme d'une analyse séquentielle utilisant plusieurs types de capteurs, et résultant *in fine* à la représentation d'un même événement via des résultats totalement hétérogènes mais complémentaires [21]. La difficulté dans l'analyse d'un composant est donc de pouvoir combiner de manière robuste l'ensemble des caractéristiques extraites de chaque technique d'analyse pour aboutir à une décision finale sur la présence ou non d'un défaut. Dans ce contexte, ce dernier chapitre sera alors dédié à la fusion de l'ensemble des données présentées tout au long de ce manuscrit. Visiblement les données brutes ne peuvent pas être directement fusionnées du fait qu'elles ne sont pas totalement homogènes. Les études précédentes ont permis une amélioration significative des données de types signaux et images permettant ainsi de pouvoir en dégager les attributs utiles à l'expertise. L'extraction des différentes caractéristiques sera le point de départ de notre méthodologie de fusion illustrée à travers

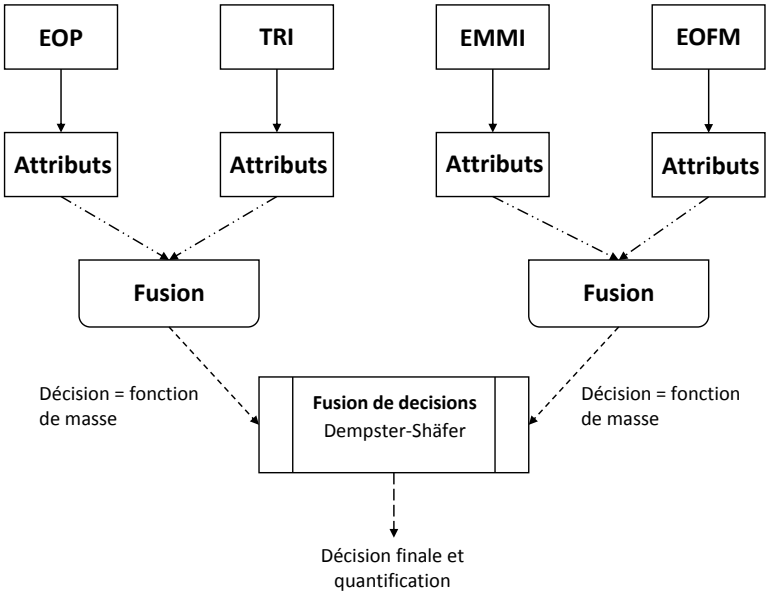



FIGURE 5.1 – Architecture du principe de fusion.

le schéma de la FIGURE 5.1. Nous démontrerons la possibilité de projeter les attributs de techniques complémentaires dans un référentiel commun, rendant possible leur fusion et permettant également une prise de décision partielle modélisée par une fonction dite de masse. De la même manière une fois chaque fonction de masse déterminée, leur fusion pourra être effectuée suivant la règle reposant sur la théorie de Dempster-Shäfer. Les différentes étapes du processus étant délimitées, la suite de chapitre décrira et justifiera de manière précise chacune d'entre elles.

## 5.2/ ÉTAPES DE FUSION PRÉLIMINAIRES

Avant de voir les détails du processus global, il convient d'en expliciter les étapes majeures qui la composent [111–113] :

— la fusion de bas niveau ou amont qui combine un ensemble de données dites brutes destiné à concevoir des nouvelles données plus pertinentes.

— la fusion intermédiaire ou fusion de primitives, regroupant les différents attributs extraits de plusieurs sources de données brutes. Cette dernière permet la validation d'information de haut niveau pour une prise de décision partielle (intermédiaire).

— la fusion de haut niveau nommée également fusion décisionnelle ou avale combinant les décisions partielles prises en fonction des caractéristiques déterminées par la fusion intermédiaire.

L'agencement de ces étapes définira le type d'architecture du système de fusion. Deux cas présentés en FIGURE 5.2, peuvent être distingués selon si les décisions sont prises localement au niveau des sources, soit sous forme de décision globale [114]. Notre cadre d'étude se limitera à l'approche décentralisée des étapes susmentionnées en raison de la non homogénéité directe des différentes informations et de son adaptabilité en cas de nombreuses sources. Les performances d'un procédé de fusion repose sur sa capacité à prendre en compte l'intégralité des types d'informations disponibles allant de la

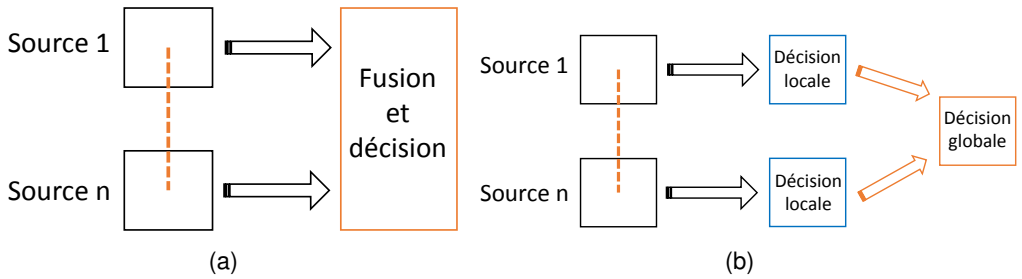



FIGURE 5.2 – Architectures de fusion : (a) système centralisé et (b) décentralisé.

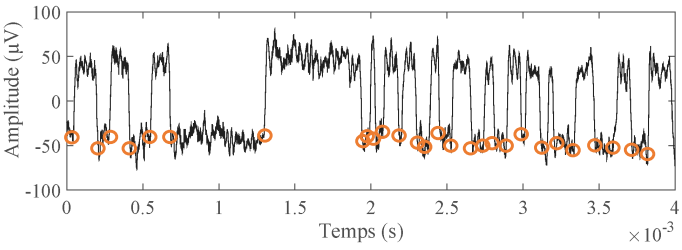
donnée physique brute à l'information *a priori* d'un utilisateur quelconque [115, 116]. Il serait donc avantageux d'utiliser la complémentarité de l'ensemble des informations disponibles. Chacune des techniques d'analyse de défaillances énumérée précédemment permet d'acquérir des données spécifiques dont l'interprétation et l'analyse deviennent de plus en plus difficiles à mesure que les composants se complexifient. L'emploi d'une seule technique n'est donc pas suffisant pour mener à bien une expertise. La combinaison de ces données complémentaires et hétérogènes devient alors une étape clé. La prochaine partie de ce chapitre portera respectivement sur l'exploitation du caractère complémentaire des données EOP/TRI et EOFM/EMMI ainsi que sur leur combinaison bas niveau.

## 5.2.1/ FUSION DE BAS NIVEAU : EXTRACTION DES ATTRIBUTS UTILES

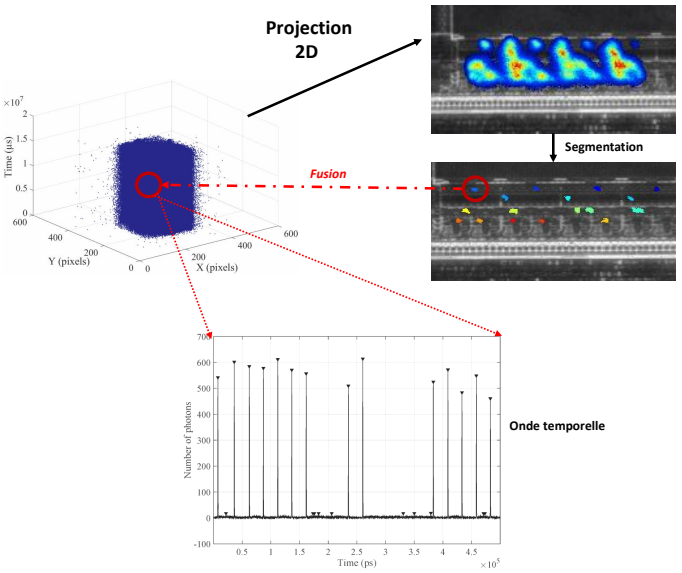
### 5.2.1.1/ ATTRIBUTS EOP/TRI

La technique de sondage laser EOP permet d'extraire au sein d'un signal les transitions symbolisant les changements de niveaux logiques 0 ou 1 des transistors (voir FIGURE 5.3(a)). Dans un transistor, le changement d'un état passant à bloqué ou inversement correspond à une phase dite de commutation. Les méthodologies d'émission de lumière se basent sur ce principe pour extraire et dater les photons émis durant cet instant. Le fait d'établir une datation des photons permet la visualisation dans un repère (x,y,temps) de la totalité des photons acquis (voir FIGURE 5.3(b)), base de données que nous nommerons $Base_{Photons}$. Le procédé automatique de segmentation décris dans le

chapitre précédent rend possible le repérage des zones d'émission et ainsi obtenir une autre base nommée $Base_{Spots}$. En fusionnant ces deux bases de données brutes, il est possible d'extraire les ondes temporelles $Photons = f(temps)$ pour l'ensemble des spots détectés. Ce signal à une dimension, représenté en FIGURE 5.3(b), met en avant les instants de commutations du composant dans un intervalle de temps donné. Les changements d'états étant corrélés avec les instants de commutation, il est donc judicieux d'utiliser le caractère complémentaire des données EOP/TRI.




(a)

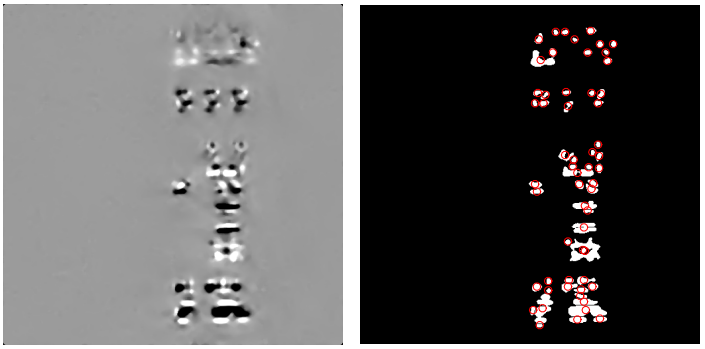



(b)

FIGURE 5.3 – (a) Détection des changements de niveaux sur un signal EOP (zones orange) et (b) principe de fusion de données EMMI/TRI brutes pour la visualisation des temps où se produisent les instants de commutations.

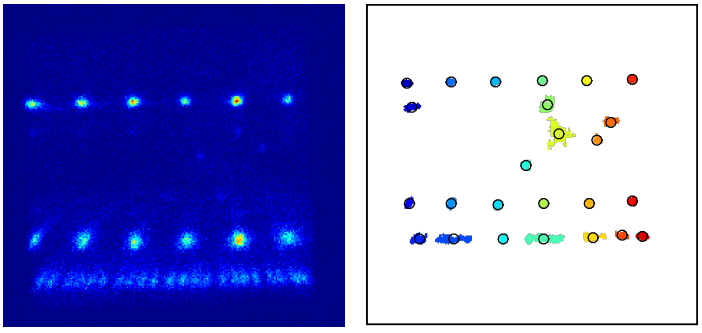
#### 5.2.1.2/ ATTRIBUTS EOFM/EMMI

La complémentarité EOFM/EMMI se distingue dans le sens où ces deux techniques utilisées en mode image, mettent en avant les zones d'activités du circuit via des régions d'intérêt globales pour l'EMMI et plus affinées au niveau fréquentiel pour l'EOFM. Ces deux types d'images ne pouvant pas être directement fusionnées mais étant complémentaires l'une avec l'autre, il devient nécessaire de fusionner leurs attributs communs. Dans les deux cas, le type d'information extrait correspond à des zones d'intérêts dont toutes les caractéristiques de positions et de tailles sont connues. Il est finalement possible de déterminer les centres de gravité de chacune des aires et de les faire coïncider (voir figures 5.4 et 5.5).



(a) (b)

FIGURE 5.4 – (a) Exemple de résultat d'image EOFM filtré et (b) détection des centres de gravité de chaque zone d'intérêt.



(a) (b)

FIGURE 5.5 – (a) Exemple de résultat d'image EMMI et (b) image des zones d'émission segmentées et détection des centres de gravité de chacune.

### 5.2.2/ FUSION DE NIVEAU INTERMÉDIAIRE : MISE EN FORME DANS UN RÉFÉRENTIEL COMMUN

#### 5.2.2.1/ RÉFÉRENTIEL EOP/TRI

En considérant une portion spécifique du circuit, les caractéristiques extraites des méthodes EOP et TRI sont toutes deux représentées par des ondes temporelles à une seule dimension. Les instants de commutations et les changements d'état étant corrélés, la démarche à suivre est de projeter ces deux attributs dans un référentiel commun permettant leur comparaison. La première étape est de considérer les ondes temporelles EOP et d'extraire les instants où se produisent les changements d'état. Pour se faire nous appliquons une dérivée $\frac{d}{dx}S(x)$ sur le signal $S$ considéré (voir FIGURE 5.6) pour au final visualiser les pics symbolisant les instants de changement d'état et obtenir une base de données digitalisée de ces derniers, base que nous nommerons $DB_{chgEtat}$.

Une démarche similaire est réalisée sur les ondes temporelles extraites en TRI, où chaque pic correspond à une phase de commutation. Ces instants sont ainsi extraits via une détection de pics et transformés en base de données digitalisée $DB_{comu}$. Cette étape est retranscrite au travers de la FIGURE 5.7. Les deux vecteurs deviennent finalement des données homogènes pouvant être projetés dans une base de temps similaire.

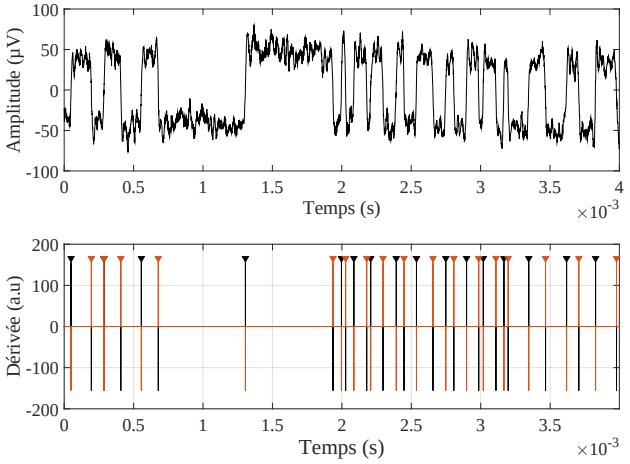



FIGURE 5.6 – (Haut) Signal filtré issu de l'EOP et (bas) détection des pics de la dérivée du signal.

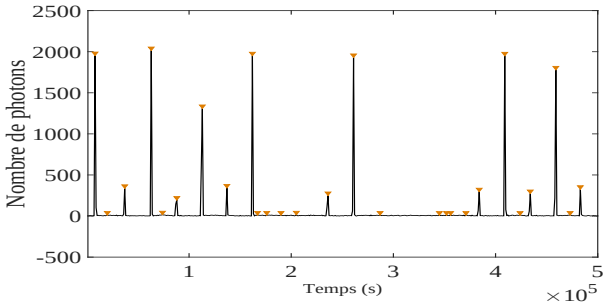



FIGURE 5.7 – Exemple de détection des instants de commutation dans une onde temporelle TRI.

#### 5.2.2.2/ RÉFÉRENTIEL EOFM/EMMI

Dans le cas des techniques EOFM/EMMI, il a été démontré que des aires d'intérêts bien précises peuvent être mises en évidence et dont nous pouvons connaître les caractéristiques spatiales. Nous rappelons que chacune des méthodes permet de visualiser des zones d'activités de la portion de circuit considérée. La détermination des vecteurs des centres de gravité de chacune des zones permet de construire deux bases de données digitalisées complémentaires $DB_{posEMMI}$ et $DB_{posEOFM}$, donnant les informations de positions de chaque zone d'émission. Ces deux matrices peuvent ainsi être projetées dans une base spatiale commune.

Si toutes les bases de données complémentaires une à une sont exprimées sur des échelles de temps similaires ainsi que sur les mêmes références spatiales, elles peuvent apporter des informations complémentaires pour déceler un potentiel défaut et valider mutuellement leurs résultats. À titre d'exemple, la présence d'une transition à un instant $t$ dans le vecteur $DB_{comu}$ et à une position donnée démontre en théorie un changement d'état. Si le changement de l'état logique correspondant n'est pas présent dans le vecteur $DB_{chgEtat}$, nous pouvons conjecturer sur la présence ou la conséquence d'une défaillance à la position considérée. Chaque information issue des bases de données couplées étant définie selon deux sources de mesure, une confiance plus importante sera accordée au résultat d'analyse permettant ainsi une qualité d'information accrue et un rebouclage sur les traitements appliqués en fonction des résultats.

## 5.3/ FUSION DE HAUT NIVEAU : PRISE DE DÉCISION

### 5.3.1/ INTRODUCTION

La fusion des attributs extraits de chaque technique permet une prise de décision partielle sur la présence d'une défaillance potentielle. Afin de reproduire le comportement humain, la suite de ce manuscrit portera sur l'élaboration d'une méthode de fusion dite de haut niveau regroupant chaque décision partielle et aboutissant à une prise de décision globale. Ce regroupement d'informations permettra à la fois de définir des situations complexes et de reproduire le comportement décisionnel humain. La bibliographie scientifique en analyse de défaillances ne faisant état d'aucune publication dans le domaine de la fusion multicapteurs, ces travaux de thèse seront donc les fondations d'une nouvelle méthodologie d'analyse des circuits submicroniques. Reste à savoir quelle méthode de fusion est la plus adaptée à notre cadre de recherche ?

### 5.3.2/ ÉTAT DE L'ART SUR LES MÉTHODES DE FUSION HAUT NIVEAU

La littérature scientifique dans ce domaine recense différentes méthodes de fusion haut niveau. Actuellement, les plus couramment utilisées sont celle décrites ci-après [117]

#### 5.3.2.1/ PRINCIPE DU VOTE

L'approche basée sur le vote apparaît comme la méthode de fusion d'information la plus basique et la plus simple à mettre œuvre. Soit la notation $S_i(x)$, l'attribution d'appartenance de l'observation $x$ à une classe $C_j$ par la source $S_i$ avec $i, j \in \mathbb{N}^*$ sachant que le résultat conféré à chaque observation est 0 ou 1. Ainsi la règle de combinaison des différentes observations pour chaque source $k$ peut s'écrire sous la forme suivante :

$$V^k = \sum_{i=1}^{m} S_i(x). \tag{5.1}$$

Cette méthodologie du vote majoritaire consiste donc à prendre en compte la décision

prise par le maximum de sources [118, 119] :

$$max(V^k)_{k\epsilon 1,...,n}, \tag{5.2}$$

avec $n$ le nombre total de sources disponibles. Cette règle de décision ne présente pas cependant de décision dans le cas où $\frac{k}{2}$ sources prennent une décision $C_1$ et $\frac{k}{2}$ une décision $C_2$, avec $k$ pair. Dans cette situation, il est préférable d'introduire une nouvelle classe représentant l'incertitude crée par le conflit entre les sources. Les performances de cette combinaison d'information permettent de conclure sur la robustesse de décision comparée à la décision de chaque source prise séparément [120]. La gestion du conflit peut également être gérée en employant non pas une somme simple des décision, mais une pondération de ces dernières [121]. Dans ce cas, chaque poids dénote de la fiabilité ou alors des taux de réussite d'une source donnée.

#### 5.3.2.2/ THÉORIE DES PROBABILITÉS

La théorie des probabilités est certes la plus connue mais aussi la plus fréquemment exploitée dans le domaine de la fusion d'information. Cette approche associée à la règle de Bayes est de loin la plus exploitée dans la littérature [122, 123]. L'information issue d'une source $S$ est ici modélisée par une probabilité conditionnelle s'écrivant sous la forme suivante :

$$M_j^i = P(d_i|S_j), \tag{5.3}$$

$S_j$ symbolisant un nombre de sources $j$ et $d_i$ un ensemble de $i$ décisions possibles, avec $i, j \in \mathbb{N}^*$. Cette probabilité est obtenue à partir des attributs statistiques des données extraites des différentes sources ou d'un apprentissage préalable. La règle de combinaison de ce procédé peut-être réalisée de deux façons distinctes [116] soit par le calcul des probabilités par la règle de Bayes où chaque terme est obtenu par apprentissage :

$$P(d_i|S_j) = P(d_i|S_1,...,S_j) = \frac{P(S_1,...,S_j|d_i)P(D_i)}{P(S_1,...,S_j)}, \tag{5.4}$$

soit par la règle de Bayes elle-même où les données issues de la source considérée servent de mise à jour à l'information estimée par les sources précédentes :

$$P(d_i|S_j) = P(d_i|S_1,...,S_j) = \frac{P(S1|d_i)P(S_2|d_i,S_1)...P(S_j|d_i,S_1,...,S_{j-1})P(d_i)}{P(S_1)P(S_2|S_1)...P(S_j|S_1,...,S_{j-1})}, \tag{5.5}$$

La dernière étape, celle de la décision finale peut être évaluée selon des critères spécifiques à une application donnée : maximum d'entropie, de vraisemblance, espérance maximale, risque minimum, etc, le plus souvent utilisé restant le maximum a postériori définit par :

$$d_i \ ssi \ P(d_i|S_1,...,S_j) = \max_k P(d_k|S_1,...,S_j), \tag{5.6}$$

avec $k \in \mathbb{N}^*$ le nombre de sources considéré.

#### 5.3.2.3/ THÉORIE DES POSSIBILITÉS

La théorie des possibilité a été mise en avant en 1980 par Dubois et Prade [124]. Elle permet de modéliser les notions d'imprécision et d'incertitude au travers de fonctions de possibilité et de nécessité caractérisant l'évènement considéré. Cette approche repose sur la représentation logique des connaissances, au lieu de considérer un état de croyance comme un ensemble de situations uniques, la théorie de possibilités prend en compte certaines situations comme plus ou moins possibles par rapport à d'autres. En d'autres termes, cette méthode représente la préférence que nous avons sur une hypothèse plutôt que la modélisation d'un degré de vérité. Pour un ensemble de classes $D = C_1,...,C_k$, $k \in \mathbb{N}$, les fonctions de possibilité et de nécessité sont obtenues via des

distributions de possibilités définies comme suit [125]

$$\pi : D \mapsto [0,1], \sup_{x \in D} \pi(x) = 1, \tag{5.7}$$

avec $\pi(x)$ dénotant le degré de possibilité de l'observation $x$. Ces dernières représentent ainsi le degré d'appartenance à l'ensemble $D$. Pour l'extraction des notions d'imprécision et d'incertitude, les deux fonctions précédemment énumérées sont ainsi décrites de la manière suivante :

— la fonction de possibilité, définie sur un intervalle $I \in 2^D$ :

$$\prod(A) = \sup_{x \in I} \pi(x) \tag{5.8}$$

— La fonction de nécessité, définie aussi sur $I \in 2^D$ et telle que :

$$N(A) = 1 - \prod(I^c), \tag{5.9}$$

avec $I^c$ l'évènement contraire de $I$.

Cette étape de modélisation des données précède du regroupement qui dans ce contexte est une phase délicate du procédé et doit être réalisé en fonction de l'objectif à atteindre. Il sera possible de combiner les informations des distributions de possibilités grâce à des opérateurs de type $t$-norme ou $t$-conorme par exemple [126].

Dans le cadre de la théorie des possibilités, l'étape ultime de prise de décision est de manière générale établie selon la règle suivante : l'observation $x$ appartient à la classe $C_k$ si et seulement si

$$C_k = \underset{1 \leq i \leq n}{argmax}\, \mu_i(x), \tag{5.10}$$

$\mu_i(x)$ étant le coefficient d'appartenance de $x$ pour la classe $C_k$.

#### 5.3.2.4/ THÉORIE DE DEMPSTER-SHÄFER OU DES FONCTIONS DE CROYANCE

Dans cette méthodologie de fusion introduite en 1976 par Shafer [127], les informations générales ainsi que l'incertitude et l'imprécision sont également des paramètres pouvant

être modélisées dans la théorie de Dempster-Shafer par l'intermédiaire de fonctions de croyance et de plausibilité. Ces dernières dérivent directement d'autres fonctions dites de masse établies au travers des différents attributs extraits au sein des informations disponibles. La manipulation de ces fonctions de masse est le pilier de cette théorie de fusion [128,129]. Soit un ensemble de discernement $\theta$ contenant un ensemble de classes $D = C_1, ..., C_k$, ces fonctions à valeurs dans $[0,1]$ sont définies telles que une masse élémentaire $m$ est une application de $2^\theta$ si et seulement si :

$$m : \begin{cases} m(\varnothing) = 0 \\ \sum_{I \in 2^\theta} m_i(I) = 1, \end{cases} \tag{5.11}$$

où $m(\varnothing)$ symbolise une hypothèse de monde clos. Cette approche, généralisation de la théorie des probabilités et des possibilités a l'avantage de pouvoir être modélisée par des intervalles définis par la plausibilité et la crédibilité apportées à chaque hypothèse du cadre de discernement $\theta$. Ces deux limites d'ignorance que nous nommerons $Pls$ et $Cr$ sont évaluées grâce aux fonctions de masse et définies sur $2^\theta$ telles que pour tout élément $E \in 2^\theta$ :

$$Cr(E) = \sum_{B \subseteq E} m(B) \tag{5.12}$$

$$Pls(E) = \sum_{B \cap E \neq \varnothing} m(B), \tag{5.13}$$

où $B$ est une partie de $\theta$. De plus $Cr$ et $Pls$ suivent les propriétés suivantes :

$$\begin{cases} Cr(E) \leq Pls(E) \\ Pls(E) = 1 - Cr(\overline{E}), \end{cases} \tag{5.14}$$

avec $\overline{E}$ l'hypothèse complémentaire de $E$ sachant que $E \cup \overline{E} = \Theta$ et que $E \cap \overline{E} = \varnothing$. Le deuxième avantage de la théorie de Dempster-Shafer est la représentation du conflit entre différentes sources en cas de résultat aberrant ou erroné. Concernant la règle de combinaison d'information, notons ici que chaque source $S_i$ est originaire d'une fonction

de masse donnée $m_i$. Ainsi quelque soit $A, E \in \theta$ la combinaison d'un nombre $p$ de sources est définie comme suit [130, 131] :

$$\begin{cases} m(\varnothing) = 0 \\ m(E) = \frac{\sum_{A_1 \cap \ldots A_p = E} \prod_{1 \leq i \leq p} m_i(A_i)}{1-K}, \\ avec\ K = \sum_{A_1 \cap \ldots A_p = \varnothing} \prod_{1 \leq i \leq p} m_i(A_i), \end{cases} \tag{5.15}$$

avec $K \in [0, 1]$ le conflit entre les sources, considéré également comme facteur de normalisation. Par l'intermédiaire de ces différentes fonctions, la décision finale sera établie au travers de règles de décisions bien précises focalisées sur la décision la plus réaliste [132]. Ainsi la décision retenue sera celle ayant l'intervalle de confiance $[Cr, Pls]$ contenant les plus grandes valeurs.

### 5.3.3/ CRITÈRES DE CHOIX DE LA MÉTHODE DE FUSION

Tableau 5.1 – Comparaison des méthodes de fusion haut niveau.

| | **Théorie du Vote** | **Théorie des probabilités** | **Théorie des possibilités** | **Théorie de Dempster-Shafer** |
|---|---|---|---|---|
| **Représentation de l'information** | Binaire | P : Distribution de probabilité | $\pi$ : Distribution de possibilité<br>$\prod$ : Possibilité<br>N : Nécessité | m : Fonction de masse<br>Pls : Plausibilité<br>Cr : Crédibilité |
| **Règle de combinaison** | Choix du maximum de décisions prises | Règle de Bayes | Maximum d'appartenance | Règle de Dempster-Shafer<br>Somme disjonctive |
| **Représentation de l'ignorance** | | Equiprobabilité | Max($\mu(x)$) | Intervalle de confiance [Cr, Pls] |

L'idée est à présent de déterminer quelle est l'approche de fusion haut niveau la plus adaptée à notre contexte d'étude qui nous le rappelons est la localisation de défauts dans les composants électroniques submicroniques. L'état de l'art scientifique a permis de mettre en avant des méthodes avancées présentant chacune des avantages et inconvénients. Le tableau 5.1 récapitule l'ensemble des informations décrites dans cette partie.

Le vote majoritaire, même pondéré présente un inconvénient majeur quant à la modélisation des poids $\alpha_i$. En effet ces derniers symbolisant le taux de réussite ou la fiabilité des sources, ne sont que des connaissances *a priori* et sont très peu connues du point de vue utilisateur.

Les règles d'usage théoriques ou heuristiques de la théorie des probabilités sont fondées sur des bases mathématiques connues mais sont sujets tout de même à certaines critiques. En effet, cette méthode de fusion souffre de lacunes sur le calcul des probabilités dans le cas où l'utilisateur ne dispose que de peu de données, ce qui correspond à notre cas. De plus dans le cadre d'un système multi-sources, le conflit ne peut pas être modélisé de manière concrète, pouvant aboutir ainsi à des résultats faussés. De même, la représentation de l'ignorance s'avère être non représentative de la réalité du fait qu'elle soit remplacée par l'équiprobabilité.

La théorie des possibilités autorise quant à elle via des fonctions de possibilité et nécessité, une modélisation aisée de l'information ainsi qu'un degré de préférence d'appartenance à une classe donnée. Cependant, et c'est tout l'inconvénient, elle ne permet pas de gérer les conflits entre chaque source. En raison des difficultés de modélisation de nos informations par des fonctions de possibilités de la non gestion du conflit inter-sources, cette approche ne semble pas adaptée à notre cadre de recherche.

Contrairement aux théories précédentes, celle de Dempster-Shafer rend possible et simple la modélisation de l'information via des fonctions de masse ainsi que le conflit entre les sources. Les différentes sources étant totalement hétérogènes, une forte probabilité qu'un conflit apparaisse est présente. Le paramètre d'ignorance symbolisé par l'intervalle de confiance $[Cr, Pls]$ permettra de pouvoir quantifier la décision finale et donc d'apporter un support décisionnel à l'expert confirmant ou non son diagnostic. Nous emploierons donc cette approche pour la fusion multi-capteurs haut niveau sur les données de localisation de défauts.

## 5.4/ APPLICATION À LA LOCALISATION DE DÉFAUTS DANS LES CIRCUITS INTÉGRÉS

### 5.4.1/ CADRE DE DISCERNEMENT

La localisation de défaut en elle même est une thématique intéressante et en totale adéquation avec la fusion de données multi-capteurs et fait l'objet de convoitises dans de nombreux applications [108, 133, 134]. Appliqué à notre contexte d'étude, le cadre de discernement $\theta$ sera composé ici à partir des deux seules hypothèses possibles dans la localisation de défauts des circuits intégrés, c'est-à-dire $\theta = \{defaut, non\ defaut\}$. Par conséquent, le cadre de discernement $2^\theta$ regroupant la globalité de tous les ensembles possibles composés à partir des objets de $\theta$ et incluant l'ensemble vide $\varnothing$, se définira comme suit :

$$2^\theta = \{\varnothing, \{defaut\}, \{non\ defaut\}, \{defaut \cap non\ defaut = \theta = ignorance\}\}$$

Dans la suite de ce chapitre nous considérerons la notation suivante : $\theta_1 = \{defaut\}$, $\theta_2 = \{non\ defaut\}$ et $\theta = \{ignorance\}$. Le cadre d'étude étant délimité, l'étape clé du processus est la détermination des différentes fonctions de masse associées à chaque technique de localisation de défaut.

### 5.4.2/ CALCUL DES FONCTIONS DE MASSE

En général, le calcul des fonctions de masse dépend du contexte d'étude et est le plus souvent déterminé de manière empirique par l'utilisateur. Cette problématique est donc une étape délicate du processus de fusion [110]. Dans certains cas les jeux de masses peuvent être évalués avec les densités de probabilités si la quantité d'information sur chaque source est suffisante. Certains articles évoquent le calcul automatique voire générique de ces fonctions de masse, notamment via différents types de distances entre cluster voire des probabilités [128, 135, 136]. Grâce à l'homogénéisation des sources explicité précédemment dans ce chapitre, une de nos contributions dans cette étude sera

l'estimation automatique du jeu de masse associé à chaque groupement de technique.

#### 5.4.2.1/ MASSE (EOP/TRI)

Les sections précédentes ont démontré la projection dans un référentiel commun des attributs extraits des techniques EOP et TRI. En effet ces derniers étant mis sous forme de vecteur à une seule dimension, l'idée est de faire correspondre les temps où les changements d'états ont lieu avec ceux représentant les instants de commutation. Pour simplifier la complexité de calcul tous les instants de changement d'état et de commutation seront assignés à la valeur 1 et le reste à 0. Ainsi, la masse associée correspondra au pourcentage de correspondance entre les deux vecteurs comme illustré en FIGURE 5.8. Ce pourcentage étant défini entre 0 et 1, il convient parfaitement à l'utilisation de la théorie de Dempster-Shafer. Pour des questions de notation, nous nommerons cette masse $m_{TRI/EOP}$ dans la suite de ce chapitre.

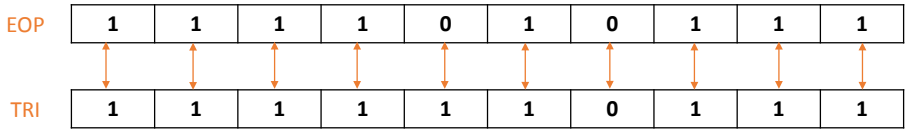



FIGURE 5.8 – Exemple de correspondance entre les vecteurs attributs des données EOP et TRI.

#### 5.4.2.2/ MASSE (EOFM/EMMI)

Les attributs extraits des techniques EOFM et EMMI étant tous deux dans un référentiel en deux dimensions symbolisant des coordonnées de barycentres de zones d'intérêts, il convient également de comparer ces jeux de coordonnées pour en tirer *in fine* un pourcentage de correspondance compris entre 0 et 1. Ce principe de correspondance est disponible en FIGURE 5.12. Une masse que nous nommerons $m_{EMMI/EOFM}$ est ainsi obtenue et sera employée dans la combinaison d'information suivant la règle de Dempster-Shafer qui sera explicitée dans la prochaine section de ce chapitre.

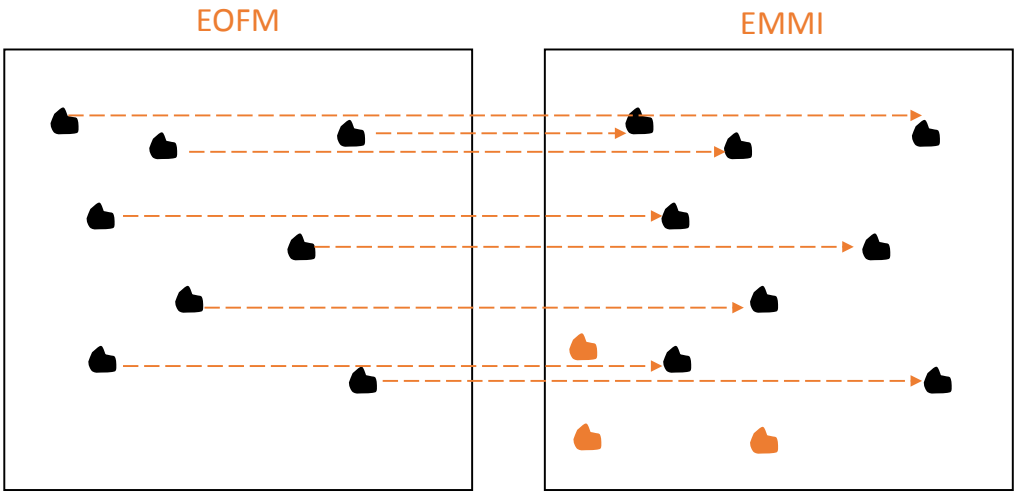



FIGURE 5.9 – Exemple de correspondance entre les vecteurs attributs des données EOFM et EEMI.

### 5.4.3/ COMBINAISON DES INFORMATIONS

Les différentes techniques exploitées dans ce manuscrit ont été regroupées et mises en commun dans le but d'en extraire des fonctions de masse pouvant ainsi être combinées suivant la règle de Dempster-Shafer. Le jeu de masses résultant est donc défini comme suit, pour l'ensemble $2^{\theta}$ considéré nous poserons $\Theta_1 = \{defaut\}$, $\Theta_2 = \{non\ defaut\}$, $\Theta = \{Ignorance\}$ :

$$\left.\begin{array}{c} m_{TRI/EOP} \Rightarrow m_1(\Theta_1) = a \\ m_1(\Theta_2) = b \\ m_1(\Theta) = c \\ m_{EMMI/EOFM} \Rightarrow m_2(\Theta_1) = d \\ m_2(\Theta_2) = e \\ m_2(\Theta) = f \end{array}\right\}$$

Dans cette partie de l'étude nous définirons trois cas distincts. Le premier traitera uniquement de la combinaison des masses issues de chaque regroupement de sources. Le second tiendra compte de l'avis d'un analyste expert en localisation de défaut. Le dernier quant à lui inclura les avis d'un nombre $N$ d'experts. Nous précisons que chacun des cas traité tiendra compte d'un éventuel conflit entre les sources. L'ensemble des informations est regroupé dans le tableau 5.2.

Tableau 5.2 – Resultats d'application suivant la règle combinatoire de Dempster-Shafer.

| | $m_1(\Theta_1) = a$ | $m_1(\Theta_2) = b$ | $m_1(\Theta) = c$ |
|---|---|---|---|
| $m_2(\Theta_1) = d$ | $\Theta_1$<br>a.d | $\Theta_1 \cap \Theta_2$<br>b.d | $\Theta_1$<br>c.d |
| $m_2(\Theta_2) = e$ | $\Theta_1 \cap \Theta_2$<br>a.e | $\Theta_2$<br>b.e | $\Theta_2$<br>c.e |
| $m_2(\Theta) = f$ | $\Theta_1$<br>a.f | $\Theta_2$<br>b.f | $\Theta$<br>c.f |

#### 5.4.3.1/ CAS 1 : UTILISATION DES TECHNIQUES LASER ET ÉMISSION DE LUMIÈRE

Ce premier cas relate uniquement de la formalisation de la combinaison des différentes techniques matérielles. En exploitant les informations du tableau 5.2 et en appliquant la règle de la somme orthogonale avec conflit sur ces données, nous obtenons le déroulement de calcul suivant :

$$*m_{1,2}(\Theta_1) = m_1(\Theta_1).m_2(\Theta_1) + m_1(\Theta).m_2(\Theta_1) + m_1(\Theta_1).m_2(\Theta)$$
$$= a.d + c.d + a.f$$

$$*m_{1,2}(\Theta_2) = m_1(\Theta_2).m_2(\Theta_2) + m_1(\Theta_2).m_2(\Theta) + m_1(\Theta_1).m_2(\Theta_2)$$
$$= b.e + b.f + a.e$$

$$*m_{1,2}(\Theta) = m_1(\Theta).m_2(\Theta) = c.f = Ignorance$$

$$*m_{1,2}(\Theta_1 \cap \Theta_2) = \varnothing = K(conflit)$$
$$= m_1(\Theta_1).m_2(\Theta_2) + m_1(\Theta_2).m_2(\Theta_1)$$
$$= a.e + b.d$$

Dans le contexte de la localisation de défaut, notre choix s'est porté sur l'intervalle de confiance comme critère de décision. Pour chaque hypothèse nous obtenons alors dans ce cas présent :

— **Hypothèse** $\{defaut\}$ **:**

$$Cr\{defaut\} = m_{1,2}(\Theta_1)$$

$$\begin{aligned} Pls\{defaut\} &= 1 - Cr\{\overline{defaut}\} \\ &= 1 - m_{1,2}(\Theta_2) \end{aligned}$$

Pour cette hypothèse l'intervalle de confiance est égal à $I_{defaut} = [m_{1,2}(\Theta_1); 1 - m_{1,2}(\Theta_2)]$.

— **Hypothèse** $\{non\ defaut\}$ **:**

$$Cr\{non\ defaut\} = m_{1,2}(\Theta_2)$$

$$\begin{aligned} Pls\{non\ defaut\} &= 1 - Cr\{\overline{non\ defaut}\} \\ &= 1 - m_{1,2}(\Theta_1) \end{aligned}$$

Pour cette hypothèse l'intervalle de confiance correspond à $I_{non\ defaut} = [m_{1,2}(\Theta_2); 1 - m_{1,2}(\Theta_1)]$.

— **Hypothèse** $\{Ignorance\}$ **:**

$$Cr\{Ignorance\} = m_{1,2}(\Theta)$$

$$\begin{aligned} Pls\{Ignorance\} &= 1 - Cr\{\overline{Ignorance}\} \\ &= 1 - (m_{1,2}(\Theta_1) + m_{1,2}(\Theta_2)) \end{aligned}$$

Pour cette hypothèse l'intervalle de confiance est décrit par $I_{Ignorance} = [m_{1,2}(\Theta); 1 - (m_{1,2}(\Theta_1) + m_{1,2}(\Theta_2))]$.

Cette formalisation ne représentant pas un cas réel d'expertise, il semble donc judicieux d'inclure l'avis d'un expert pour se rapprocher au maximum.

#### 5.4.3.2/ CAS 2 : UTILISATION DES TECHNIQUES LASER, ÉMISSION DE LUMIÈRE ET AVIS D'UN EXPERT

Un scénario réel d'expertise va prendre en considération l'avis et l'expérience acquise par l'expert. Si l'opinion établie par l'analyste est représentée par une fonction de masse $m_3$, la modélisation la plus appropriée serait sous la forme d'une probabilité. L'expert est certain avec une probabilité $P_1$ qu'il y a présence d'un potentiel défaut mais avec une probabilité $P_2$ de non présence de défaillance et une probabilité $P_3$ de doute. La flexibilité et l'habilitée de la théorie de Dempster-Shafer permet d'inclure aisément ces informations dans le formalisme précédent qui devient par conséquent :

Tableau 5.3 – Resultats d'application suivant la règle combinatoire de Dempster-Shafer avec inclusion de l'avis d'un seul expert modélisé par la masse $m_3$.

| | $m1,2(\theta_1)$ **= a.d + c.b + a.f** | $m1,2(\theta_2)$ **= b.e + b.f + a.e** | $m1,2(\theta_1 \cap \theta_2)$ **= a.e + b.d =** $K$ | $m1,2(\theta)$ **= c.f** |
|---|---|---|---|---|
| $m_3(\theta_1)$ **=** $P_1$ | $\theta_1$ | $\theta_1 \cap \theta_2$ | $\theta_1$ | $\theta_1$ |
| $m_3(\theta_2)$ **=** $P_2$ | $\theta_1 \cap \theta_2$ | $\theta_2$ | $\theta_2$ | $\theta_2$ |
| $m_3(\theta)$ **=** $P_3$ | $\theta_1$ | $\theta_2$ | $\theta_1 \cap \theta_2$ | $\theta$ |

Nous obtenons ainsi le jeu de masses suivant :

$$\begin{cases} m_{1,2,3}(\theta_1) & = ((m_{1,2}(\theta_1)) * P_1) + ((m_{1,2}(\theta_1)) * P_3) + ((m_{1,2}(\theta_1 \cap \theta_2)) * P_1) + ((m_{1,2}(\theta)) * P_1) \\ m_{1,2,3}(\theta_2) & = ((m_{1,2}(\theta_2)) * P_2) + ((m_{1,2}(\theta_2)) * P_3) + ((m_{1,2}(\theta_1 \cap \theta_2)) * P_2) + ((m_{1,2}(\theta)) * P_2) \\ m_{1,2,3}(\theta_1 \cap \theta_2) & = ((m_{1,2}(\theta_1)) * P_2) + ((m_{1,2}(\theta_2)) * P_1) + (m_{1,2}(\theta_1 \cap \theta_2)) * P_3) \\ m_{1,2,3}(\theta) & = (m_{1,2}(\theta)) * P_3 \end{cases}$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} m_{1,2,3}(\theta_1) = ((a.d + c.b + a.f) * P_1) + ((a.d + c.b + a.f) * P_3) + ((a.e + b.d) * P_1) + ((c.f) * P_1) \\ m_{1,2,3}(\theta_2) = ((b.e + b.f + a.e) * P_2) + ((b.e + b.f + a.e) * P_3) + ((a.e + b.d) * P_2) + ((c.f) * P_2) \\ m_{1,2,3}(\theta_1 \cap \theta_2) = ((a.d + c.b + a.f) * P_2) + ((b.e + b.f + a.e) * P_1) + ((a.e + b.d) * P_3) \\ m_{1,2,3}(\theta) = (c.f) * P_3 \end{cases}$$

Les décisions prises par les différentes techniques et celle de l'expert étant totalement indépendantes les unes des autres peut être cause de conflit, d'où la nécessité de normaliser le nouveau jeu de masses obtenu par $1 - K$, ce qui donne au final :

$$\begin{cases} M_{1,2,3}(\theta_1) = \frac{m_{1,2,3}(\theta_1)}{1-K} \\ M_{1,2,3}(\theta_2) = \frac{m_{1,2,3}(\theta_2)}{1-K} \\ M_{1,2,3}(\theta) = \frac{m_{1,2,3}(\theta)}{1-K} \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} M_{1,2,3}(\theta_1) = \frac{m_{1,2,3}(\theta_1)}{1-m_{1,2}(\theta_1 \cap \theta_2)} \\ M_{1,2,3}(\theta_2) = \frac{m_{1,2,3}(\theta_2)}{1-m_{1,2}(\theta_1 \cap \theta_2)} \\ M_{1,2,3}(\theta) = \frac{m_{1,2,3}(\theta)}{1-m_{1,2}(\theta_1 \cap \theta_2)} \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} M_{1,2,3}(\theta_1) = \frac{m_{1,2,3}(\theta_1)}{1-((c.f)*P_3)} \\ M_{1,2,3}(\theta_2) = \frac{m_{1,2,3}(\theta_2)}{1-((c.f)*P_3)} \\ M_{1,2,3}(\theta) = \frac{m_{1,2,3}(\theta)}{1-((c.f)*P_3)} \end{cases}$$

En appliquant la règle décisionnelle pour les hypothèses defaut, non defaut et ignorance, nous obtenons les intervalles suivants :

— **Hypothèse** $\{defaut\}$ **:**

$$Cr\{defaut\} = m_{1,2,3}(\Theta_1)$$

$$\begin{aligned} Pls\{defaut\} &= 1 - Cr\{\overline{defaut}\} \\ &= 1 - m_{1,2,3}(\Theta_2) \end{aligned}$$

Pour cette hypothèse l'intervalle de confiance est égal à $I_{defaut} = [m_{1,2,3}(\Theta_1); 1 - m_{1,2,3}(\Theta_2)]$.

— **Hypothèse** $\{non\ defaut\}$ **:**

$$Cr\{non\ defaut\} = m_{1,2,3}(\Theta_2)$$

$$\begin{aligned} Pls\{non\ defaut\} &= 1 - Cr\{\overline{non\ defaut}\} \\ &= 1 - m_{1,2,3}(\Theta_1) \end{aligned}$$

Pour cette hypothèse l'intervalle de confiance correspond à $I_{non\ defaut} = [m_{1,2,3}(\Theta_2); 1 - m_{1,2,3}(\Theta_1)]$.

— **Hypothèse** $\{Ignorance\}$ **:**

$$Cr\{Ignorance\} = m_{1,2,3}(\Theta)$$

$$\begin{aligned} Pls\{Ignorance\} &= 1 - Cr\{\overline{Ignorance}\} \\ &= 1 - (m_{1,2,3}(\Theta_1) + m_{1,2,3}(\Theta_2)) \end{aligned}$$

Pour cette hypothèse l'intervalle de confiance est décrit par $I_{Ignorance} = [m_{1,2,3}(\Theta); 1 - (m_{1,2,3}(\Theta_1) + m_{1,2,3}(\Theta_2))]$.

#### 5.4.3.3/ CAS 3 : UTILISATION DES TECHNIQUES LASER, ÉMISSION DE LUMIÈRE ET AVIS DE N EXPERTS

Certaines d'analyses étant relativement complexes, la présence de plusieurs experts est alors requise. Généralement dans ce genre de situation il y a un spécialiste pour chaque technique de mesure chacun ayant sa propre expérience. Comme le cas précédent chaque avis d'expert sera modélisé par un ensemble de probabilités suivant les hypothèses $\theta_1 = \{defaut\}$, $\theta_2 = \{non\ defaut\}$ et $\theta = \{ignorance\}$ :

$$Expert\ 1 : \begin{cases} P(\theta_1) & = P_{1,1} \\ P(\theta_2) & = P_{2,1} \\ P(\theta) & = P_{3,1} \end{cases} \Rightarrow Expert\ 2 : \begin{cases} P(\theta_1) & = P_{1,2} \\ P(\theta_2) & = P_{2,2} \\ P(\theta) & = P_{3,2} \end{cases} \Rightarrow ... \Rightarrow Expert\ N : \begin{cases} P(\theta_1) & = P_{1,N} \\ P(\theta_2) & = P_{2,N} \\ P(\theta) & = P_{3,N} \end{cases}$$

Le but de cette étape est de généraliser l'ensemble des opinions des $N$ experts. La théorie de Dempster-Shafer autorisant l'inclusion de fonctions de masses telles que des probabilités, celles de tous les experts seront combinées par moyennage entre elles afin d'obtenir une probabilité globale et donc une nouvelle fonction de masse associée pour chacune des hypothèses $\theta_1$, $\theta_2$ et $\theta$. Le nouveau jeu de masses associés aux $N$ experts sera de la forme suivante :

$$\begin{cases} M_N(\theta_1) = P_N(\theta_1) & = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} P_{1,i} \\ M_N(\theta_2) = P_N(\theta_2) & = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} P_{2,i} \\ M_N(\theta) = P_N(\theta) & = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} P_{3,i} \end{cases}$$

Le fait de regrouper l'intégralité des probabilités émises par les $N$ experts et d'obtenir une masse globale pour chaque hypothèse, permet de simplifier le problème par équivalence avec le cas précédemment étudié avec seulement trois fonctions de masse. Au final les intervalles de confiance seront déterminés de la même manière que pour le cas où un seul expert est présent.

### 5.4.4/ EXEMPLE D'APPLICATION

Dans cette partie nous étudierons l'analyse d'un cas réel d'expertise sur un microcontrolleur de type STM32 de technologie 90 nm. Plus précisément l'étude sera focalisée sur une portion du composant correspondant à l'ALU (voir image optique en FIGURE 5.14). Le début de ce chapitre a mis en lumière les différentes étapes du processus de fusion allant de l'amélioration des données brutes jusqu'à l'extraction des attributs définissant au final les fonctions de masse à fusionner. La FIGURE 5.10 illustre toutes les phases de la méthodologie de regroupement EOP/TRI pour la zone du composant considérée (cercle jaune), et la FIGURE 5.11 celle correspondant au regroupement EOFM/EMMI.

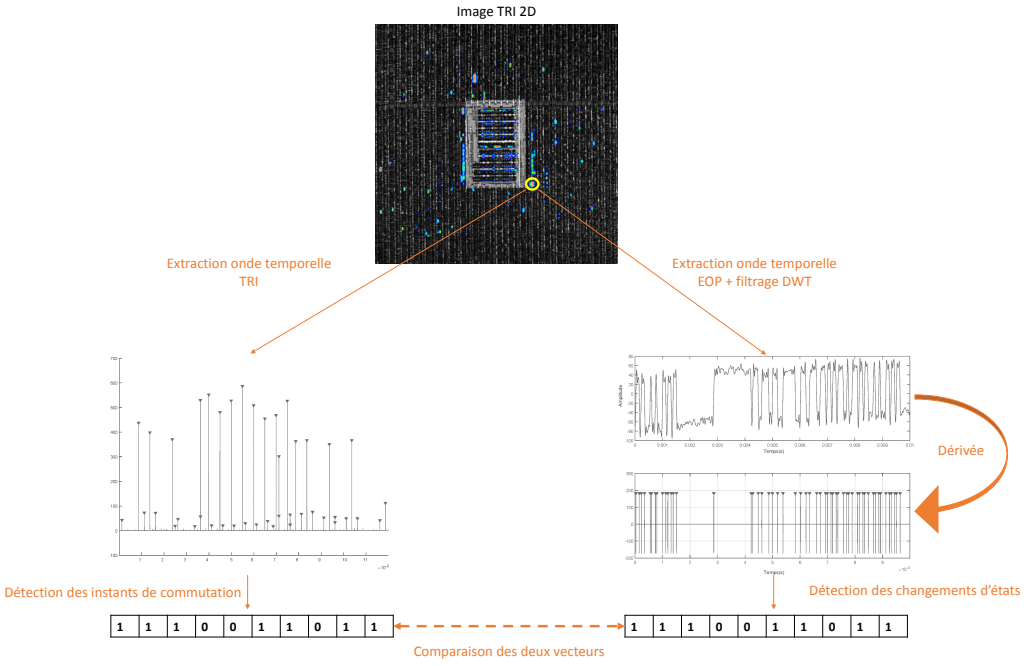



FIGURE 5.10 – Correspondance des résultats issus de l'EOP avec ceux acquis en TRI.

En utilisant les différents attributs extraits des différentes techniques mises à notre disposition via le dispositif TriPhemos d'HAMAMATSU Photonics, une correspondance de 80% est obtenue entre les résultats de l'EOP et de la TRI, et 70% pour la correspondance EMMI/EOFM. De par son expérience acquise au fil du temps, l'expert en charge de cette analyse émet une probabilité de 90% sur le fait que la zone considérée ne soit pas défaillante.

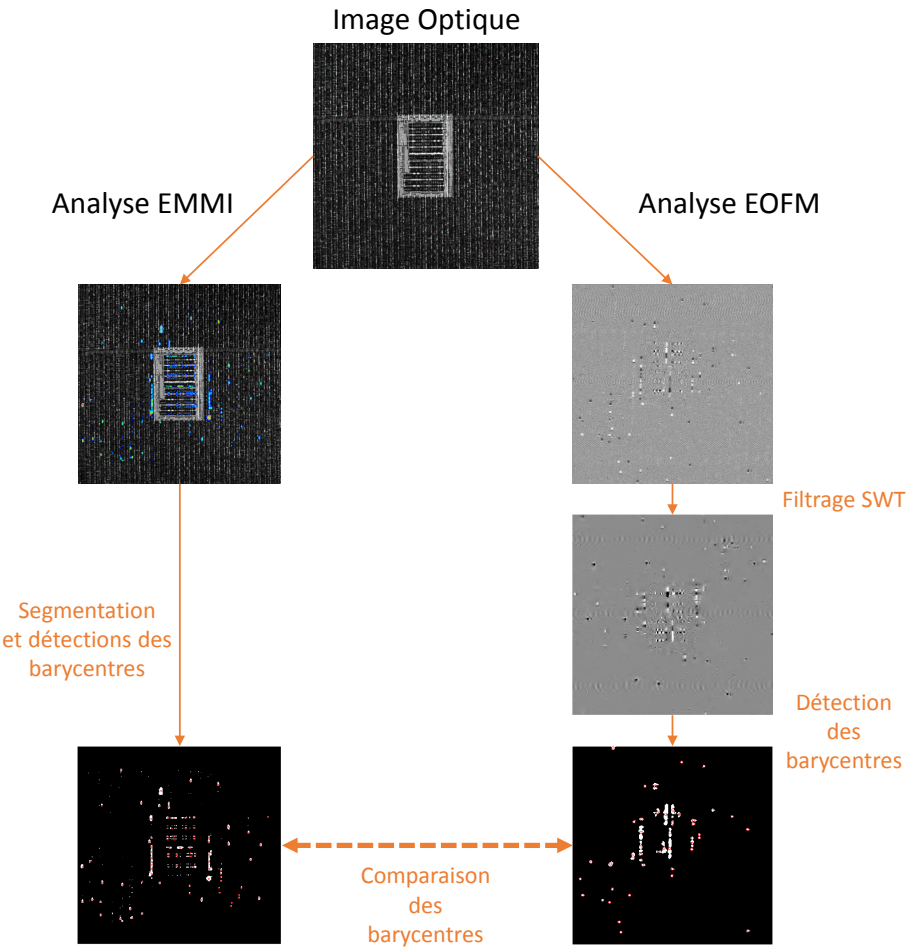



FIGURE 5.11 – Correspondance des résultats issus de l'EOFM avec ceux acquis en EMMI.

En se référant au formalisme décrit dans la section antérieure il est donc possible de définir un jeu de fonctions de masse pouvant être combinée. Cet ensemble de masses est définie de la manière suivante : considérons une nouvelle fois $\theta_1 = \{non\ defaut\}$, $\theta_2 = \{defaut\}$ et $\theta = \{ignorance\}$. Les masses attribuées au raisonnement décrit sont alors de la forme suivante :

$$\left.\begin{array}{c} m_{TRI/EOP} \Rightarrow m_1(\Theta_1) = 0.8 \\ m_1(\Theta_2) = 0.1 \\ m_1(\Theta) = 0.1 \\ m_{EMMI/EOFM} \Rightarrow m_2(\Theta_1) = 0.7 \\ m_2(\Theta_2) = 0.1 \\ m_2(\Theta) = 0.2 \\ m_{Expert} \Rightarrow m_3(\Theta_1) = 0.9 \\ m_3(\Theta_2) = 0.05 \\ m_3(\Theta) = 0.05 \end{array}\right\}$$

En utilisant la règle de combinaison de la théorie de Dempster-Shafer, les résultats des masses combinées par la somme orthogonale sont les suivants :

$$m_{1,2,3}(\Theta_1) = 0.943$$

$$m_{1,2,3}(\Theta_2) = 0.005$$

$$m_{1,2,3}(\Theta_1 \cap \Theta_2) = 0.015$$

$$m_{1,2,3}(\Theta) = 0.002$$

$$m_{1,2,3}(\varnothing) = K = 0.045$$

L'hétérogénéité des différentes sources étant un facteur de conflit pouvant fausser la décision globale, la normalisation par $1 - K$ est effectuée et donne :

$$\begin{cases} m_{123}(\Theta_1) & = \frac{0.943}{1-K} \\ m_{123}(\Theta_2) & = \frac{0.005}{1-K} \\ m_{123}(\Theta_1 \cap \Theta_2) & = \frac{0.015}{1-K} \\ m_{123}(\Theta) & = \frac{0.002}{1-K} \end{cases} \Longleftrightarrow \begin{cases} m_{123}(\Theta_1) & = \frac{0.943}{1-0.045} \approx 0.987 \\ m_{123}(\Theta_2) & = \frac{0.005}{1-0.045} \approx 0.005 \\ m_{123}(\Theta_1 \cap \Theta_2) & = \frac{0.015}{1-0.045} \approx 0.016 \\ m_{123}(\Theta) & = \frac{0.002}{1-0.045} \approx 0.002 \end{cases}$$

Cette étape de combinaison des masses amène au calcul des fonctions de *Croyance* et de *Plausibilité*. Le formalisme associé à ces deux fonctions permet d'établir les calculs pour chaque hypothèse et donner *in fine* les intervalles de confiance associés :

$$\begin{cases} Cr(\Theta_1) & = 0.958 \\ Pls(\Theta_1) & = 0.98 \\ Cr(\Theta_2) & = 0.02 \\ Pls(\Theta_2) & = 0.042 \\ Cr(\Theta) & = 0.016 \\ Pls(\Theta) & = 0.052 \end{cases} \Longleftrightarrow \begin{cases} I_{\{non\ defaut\}} & = [0.958; 0.98] \\ I_{\{defaut\}} & = [0.02; 0.21] \\ I_{\{Ignorance\}} & = [0.016; 0.052] \end{cases}$$

À la vue de ces résultats, le fait que l'intervalle de confiance correspondant à l'hypothèse $\{non\ defaut\}$ présente des valeurs de crédibilité et de plausibilité proches de 1 conforte la véracité de cette hypothèse et confirme ainsi la conjecture établie par l'expert sur le diagnostic de la zone considérée.

### 5.4.5/ PERFORMANCES DU SYSTÈME DE FUSION

L'évalutation du procédé du fusion est une étape clé permettant la validation de la robustesse de détection [137, 138]. Cependant dans notre cas la connaissance du vrai est primordial, c'est-à-dire qu'il nous faut connaître chaque zone du composant où un défaut est présent. Nous ne disposons actuellement d'aucun composant défaillant où chaque zone et type de défauts sont connus. Pour pallier ce problème, plusieurs séries de simulations de données ont été effectuées modélisant des signaux EOP, TRI et des images EOFM, EMMI sur des composants simulés. Le détail de ces simulations est fourni en Annexe C. Les taux de performance résultant de l'application du procédé de fusion haut niveau sont disponibles au travers de la FIGURE 5.12.

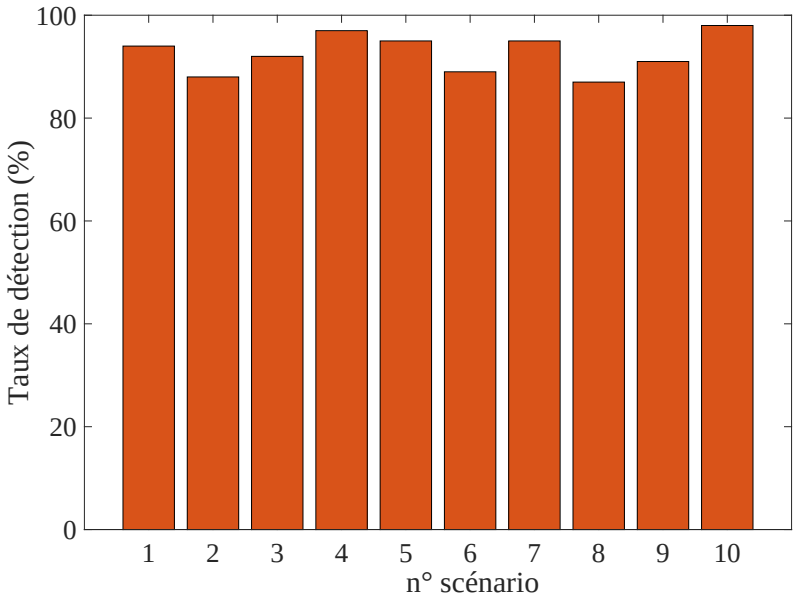



FIGURE 5.12 – Taux de detection de défauts pour dix simulations de scénarios différents.

Avec un taux moyen de 92,6% de détection de défauts, notre architecture de fusion construite comme telle présente des performances acceptables sans pour autant atteindre la perfection. Le choix des paramètres pour chaque algorithme de traitement des données étant considérés comme optimaux, seule la gestion du conflit reste un point sur lequel il est encore possible d'influer pour accroître les performances du procédé de fusion.

## 5.5/ DISCUSSION

### 5.5.1/ GESTION DU CONFLIT

La fusion décisionnelle par l'intermédiaire de la théorie de Dempster-Shafer amène une solution intéressante et flexible en raison des différents types d'informations plus ou moins complexes devant être pris en considération. De par la représentation aisée en fonctions de masse des attributs issus des différentes techniques et de l'expertise humaine, les performances de diagnostic ont pu être accrues. En effet cette représentation permet à la fois une modélisation de notre environnement hétérogène, mais aussi de déterminer le vecteur correspondant à la fonction de masse du défaut pour au final remonter pas à pas aux caractéristiques temporelles et spatiales de la défaillance. Le gros avantage apporté par cette étude de fusion d'information a été l'apport d'un support décisionnel automatique à l'expert, grâce à une quantification par intervalle de la décision finale. La fusion de données en analyse de défaillance en est encore à ses balbutiements d'où la multitude de perspectives encore possibles dans ce domaine en commençant par l'incorporation d'autres techniques d'analyses comme l'imagerie thermique ou magnétique [139, 140] n'ayant pas été abordées dans ces travaux de recherche mais étant en vogue dans le domaine.

Bien que la théorie de Dempster-Shafer ait démontré son utilité et sa flexibilité dans notre cadre de recherche, cette règle est depuis quelque années sujet à controverse et devient la source de nombreux débats ouverts dans la communauté scientifique de la fusion d'information depuis la présentation d'un exemple de référence par Zadeh en 1979 [141]. Depuis le milieu des années 90, de nombreux chercheurs travaillant sur cette théorie ont pu constater des problématiques de combinaison dans le cas où les sources d'informations sont très conflictuelles [142, 143]. Plus récemment Tchamova Albena démontre dans [144] le comportement incohérent de la théorie de Dempster-Shafer dans le cas de fort mais aussi de faible conflit. Une des perspectives de ces travaux serait donc l'utilisation de la combinaison basée sur la théorie de Dezert-Smarandache [145–147]

proposant une règle combinatoire basée sur la redistribution proportionnelle du conflit. Dans [142], il est présenté un cas d'utilisation de la théorie de Dempster-Shafer où la normalisation des masses globales par le conflit $K$ implique une incohérence. Plus précisément, cette normalisation induit que le conflit est généré par les masses d'information utiles elles mêmes et par les masses d'intersections du cadre de discernement. Bien que cette situation soit un cas particulier parmi tant d'autres, il semble primordial de le gérer dans notre approche afin d'optimiser le diagnostic de l'expert d'une part et de respecter le contexte de la théorie de Dempster-Shafer de l'autre. Il n'existe pas de méthode générique de répartition du conflit [142], ce qui rend la tâche bien plus compliquée. Dans cette partie de l'étude nous nous inspirons des travaux présentés dans [148], illustrant une combinaison de poids optimaux. L'approche choisie est donc de redistribuer le conflit de chaque source par poids en utilisant la fiabilité dans le cas d'un appareil de mesure, ou de l'expérience s'il s'agit d'un expert. Autrement dit la masse de conflit $m_{\varnothing} = K$ est réadaptée avec des poids $\alpha_i$ résultant du produit de la fiabilité de la machine ou de l'expérience humaine. Ces poids de redistribution sont des éléments compris dans l'intervalle [0, 1]. Afin de respecter l'approche décrite par Dezert-Smarandache, le conflit induit par chaque source doit être distribué de sorte à obtenir pour $N$ sources :

$$K_{Total} = K = \sum_{i=1}^{N} \alpha_i K \; avec \; \alpha_i \in [0, 1] \tag{5.16}$$

Finalement la normalisation des fonctions de masse ne sera plus effectuée par $K$, mais par $\alpha_i K$ avec le $\alpha_i$ correspondant pour chaque combinaison de sources :

$$\begin{cases} M_{1,2,3}(\theta_1) = \frac{m_{1,2,3}(\theta_1)}{1-K} \\ M_{1,2,3}(\theta_2) = \frac{m_{1,2,3}(\theta_2)}{1-K} \\ M_{1,2,3}(\theta) = \frac{m_{1,2,3}(\theta)}{1-K} \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} M_{1,2,3}(\theta_1) = \frac{m_{1,2,3}(\theta_1)}{1-\alpha_1 K} \\ M_{1,2,3}(\theta_2) = \frac{m_{1,2,3}(\theta_2)}{1-\alpha_2 K} \\ M_{1,2,3}(\theta) = \frac{m_{1,2,3}(\theta)}{1-\alpha_3 K} \end{cases}$$

La partie qui suivra traitera donc de la comparaison des taux de performances suivant si la gestion du conflit est simple ou alors pondérée.

### 5.5.2/ COMPARAISON DISTRIBUTION SIMPLE/PONDÉRÉE

Appliquée aux mêmes scénarios que la partie précédente l'approche de fusion proposée, avec 94% de taux de performance, n'offre pas une amélioration significative. Le diagramme présent en FIGURE 5.13 démontre bel et bien que pour les différentes situations simulées, les performances sont accrues de 1 à 2% maximum. La gestion pondérée

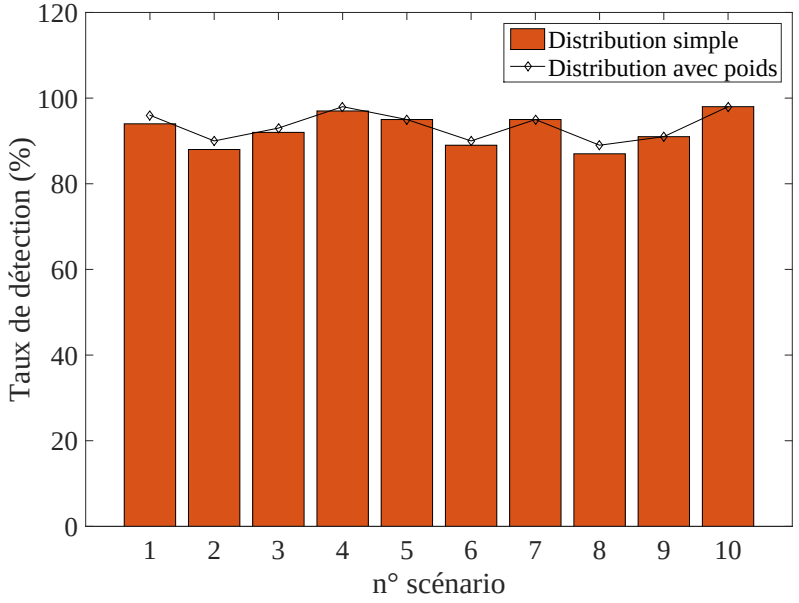



FIGURE 5.13 – Comparaison des taux de detection de défauts pour dix simulations de scénarios différents avec une distribution simple et pondérée du conflit.

construite comme suggérée offre un taux d'amélioration certes moindre mais ouvre de nouvelles perspectives de recherche. La fiabilité ou l'expérience humaine restant des paramètres difficilement quantifiables, le choix des différents facteurs de pondération reste une piste encore ouverte dans le contexte de l'analyse des circuits intégrés.

### 5.5.3/ COMPARAISON ET CONFIRMATION D'HYPOTHÈSE

De par sa flexibilité de modélisation et son implémentation relativement aisée, la théorie de Dempster-Shafer a été notre point de départ dans cette étude. La bibliographie scientifique sur les méthodes de fusion haut niveau faisant état de plusieurs approches possibles, il semble judicieux de comparer les résultats de performances obtenues avec

ceux découlant de ces procédés afin de prouver quantitativement notre hypothèse de départ. En se référant à la TABLE 5.1 nous pouvons d'ores et déjà exclure les approches statistiques en raison du manque d'information mises à disposition dans notre application. Il en va de même pour la théorie des possibilités du fait de la difficulté de modélisation des décisions pouvant fausser le résultat. La seule susceptible d'être comparée est donc celle du vote majoritaire qui contrairement à la théorie de Dempster-Shafer, ne détiendra que deux décisions possibles : défaut ou non défaut, la notion de doute étant exclue de cette approche. Du point de vue implémentation, le vote majoritaire simple ou pondéré revient à faire uniquement des opérations de type binaire et demandent donc peu de ressources matérielles. Afin d'avoir une comparaison viable, les mêmes scénarios de synthèse utilisés avec la théorie de Dempster-Shafer sont exploités. Les performances de décisions peuvent ainsi être mesurées et comparées avec celles obtenues dans les paragraphes précédents. La gestion de la pondération mise à profit reposant sur la fiabilité des appareils de mesure et expériences humaines sera reprise pour la méthode du vote pondéré. L'ensemble des résultats découlant des tests de synthèse est résumé au travers de la FIGURE 5.14.

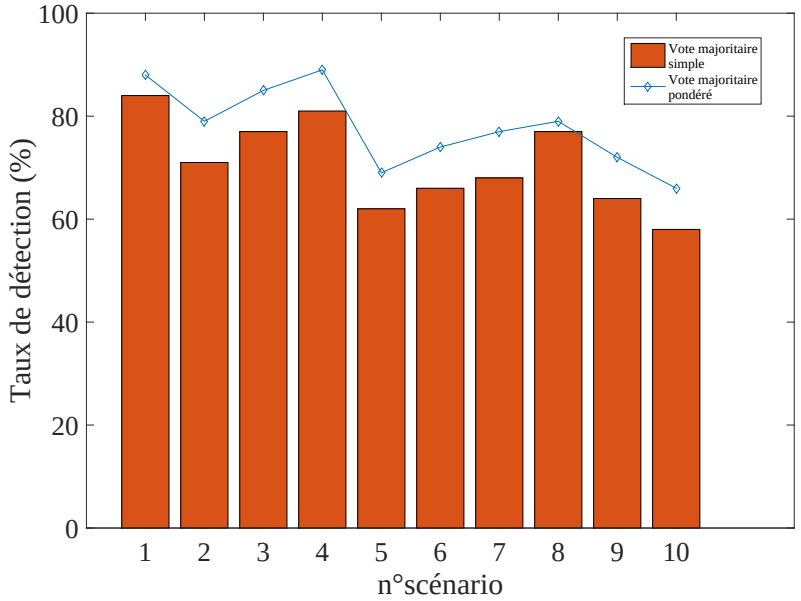



FIGURE 5.14 – Taux de detection de défauts pour dix simulations de scénarios différents obtenus avec la méthode du vote simple (diagramme en barre orange) et pondéré (courbe bleue).

À la vue de ces résultats il est clair que la pondération influe fortement dans ce cas la capacité de détection des anomalies simulées. Néanmoins, les zones où la décision de doute a été émise avec Dempster-Shafer seront associées à une zone en défaut ou alors en non défaut. Cet aspect est une remarque importante car le conflit entre les sources, sous réserve qu'il soit important, peut engendrer une décision erronée. Comparons alors ces performances à celles obtenues avec Dempster-Shafer en superposant les différents graphiques. Le comparatif des résultats de détection est illustré par la FIGURE 5.15.

La superposition des résultats montre le gain non négligeable apporté par Dempste-Shafer. En effet entre 5 et 10% de zones en défauts ou non sont détectées en plus. Cette quantification conforte la supériorité de la théorie de Dempster-Shafer en terme de qualité de décisions, en effet l'hétérogénéité des sources ainsi que la prise en considération du doute et du conflit entre chacune d'elles modélise mieux le comportement humain. Quantitativement elle fournit un encadrement de la décision, ce que ne permet pas la méthode du vote majoritaire qui n'inclue également pas le doute dans la décision finale.

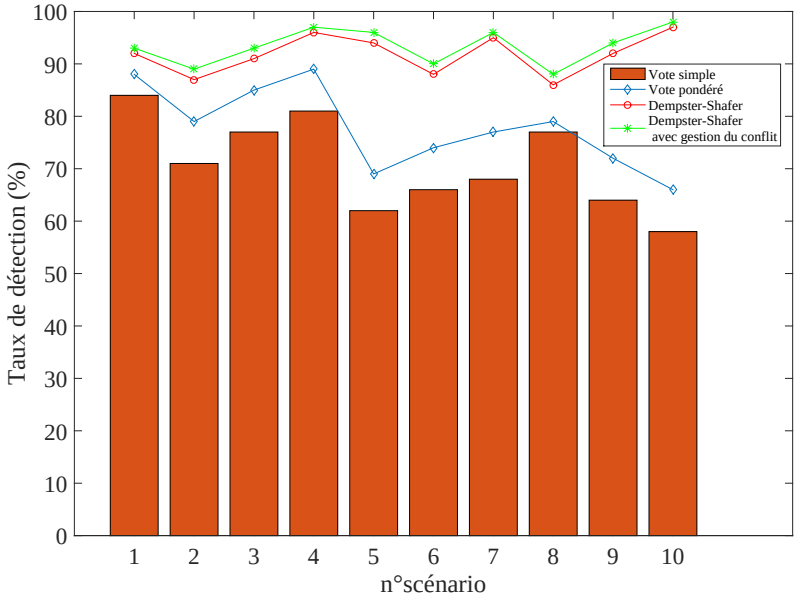



FIGURE 5.15 – Comparaison des taux de detection de défauts pour dix simulations de scénarios différents obtenus avec la méthode du vote simple (diagramme en barre orange) et pondéré (courbe bleue), Dempster-Shafer simple (courbe rouge) et avec gestion du conflit (courbe verte).

## 5.6/ CONCLUSION PARTIELLE

Différents processus de fusion haut niveau ont été comparés de sorte à mettre en avant chacun de leurs avantages et inconvénients. La méthodologie générale de fusion proposée combine à la fois de la combinaison bas et haut niveau. Dans le cadre de l'analyse de défaillances des circuits intégrés et plus précisément dans l'étape délicate de la localisation de défauts, la difficulté de la tâche a été de faire ressortir de manière automatique, via de la fusion bas niveau et intermédiaire, l'ensemble des attributs utiles pouvant être combinés et engendrer des décisions dites partielles.

Ce chapitre a mis en avant l'intérêt d'utilisation de la théorie de Dempster-Shafer dans notre contexte. La diversité des paramètres et en particulier leur hétérogénéité a été la difficulté à surmonter dans l'étape de modélisation du problème. La flexibilité de la méthode choisie a permis d'exploiter les propriétés de divers sources et d'en tirer les attributs pertinents pour aboutir à une prise de décision finale viable et surtout quantifiable pour le diagnostique de l'expert en analyse de défaillances des circuits intégrés.

L'ensemble des travaux de la communauté scientifique a permis une compréhension plus aboutie des différents procédés de fusion en délimitant les limites de chacun. De par le fait certains scientifiques sont encore à la recherche de méthodologies plus avancées combinant plusieurs théories [116]. Cette méthodologie de fusion haut niveau appliquée à la localisation de défauts dans les VLSI a été valorisée par une publication dans l'acte de la conférence internationale IEEE FUSION de 2017 [Ci1] [149].

# 6

# CONCLUSION ET PERSPECTIVES

À l'heure actuelle la fiabilité des composants à haute intégration devient un besoin de plus en plus fréquent dans le contexte industriel. Ceci est d'autant plus vrai dans le domaine du spatial et de la défense étant données les contraintes en termes de résistance matérielle mais aussi budgétaires. La moindre défaillance de circuits dans ce genre de système peut entrainer de lourds dégâts et par voie de conséquences induire des pertes financières non négligeables. Cette phase de localisation de défauts est donc considérée comme étant l'étape majeure du processus d'analyse de défaillances. En effet, cette phase est un élément essentiel dans l'amélioration de la fiabilité des composants et des systèmes car elle permet de mettre en place des solutions correctives.

Les différentes étapes d'une expertise suivant un cheminement séquentiel, chacune d'entre elle est déterminée par le choix de sa prédécesseuse et influera sur le choix de la procédure à suivre pour la suivante. Les données successives du circuit acquises pas à pas via les techniques conventionnelles tendent à converger vers un volume d'information conséquent dont l'exploitation devient de plus en plus complexe en raison du faible rapport signal/bruit présent. Cette difficulté d'analyse de données est corrélée avec l'intégration toujours plus poussée des circuits.

Tout au long de ces trois ans de travaux de thèse, la tâche qui m'a été confiée a été de mettre en œuvre une nouvelle méthodologie d'analyse et de regroupement des diffé-

rentes données pour l'extraction des information utiles. Afin de répondre au mieux aux nombreux et nouveaux défis de l'analyse de défaillance, le travail de recherche présenté dans ce manuscrit repose sur le traitement post-acquisition de l'ensemble des données acquises en émission de lumière et sondage laser au travers d'outils avancés en traitement du signal et de l'image. La corrélation ainsi que le regroupement des attributs extraits de chaque technique d'analyse a été établi grâce à un procédé de fusion de données multi-capteurs qui servira de support décisionnel à l'expert pour la quantification de sa décision. Il est important de préciser que l'intérêt majeur des procédés implémentés a été de les optimiser de manière automatique sans connaissance *a priori* sur les données.

Au travers de ce mémoire, nous avons proposé dans un premier chapitre l'exploration des données temporelles à une seule dimension issue de l'EOP. L'objectif majeur de cette étude a été de prendre en considération l'amélioration du rapport signal/bruit tout en minimisant le temps de traitement mais aussi l'effet invasif du laser autant que faire se peut. Afin d'être en mesure de pouvoir répondre à cette problématique, deux approches de filtrage ont été suggérées. Dans un premier temps nous avons commencé par proposer une méthodologie reposant sur un filtrage à ondelettes discrètes. La bibliographie scientifique ne recense que très peu de contribution sur l'amélioration des signaux EOP même en incluant les optimisations matérielles. Au vu des paramètres connus sur les ondes temporelles acquises, notre approche semble adaptée puisqu'elle ne requiert aucune information *a priori* sur le bruit à limiter. Au contraire, elle permet une estimation automatique de ce dernier pour aboutir finalement à un signal exploitable avec un temps de traitement de l'ordre de quelques secondes comparé à parfois plusieurs minutes avec seulement une intégration par moyennage. Cette nouvelle approche a également permis une diminution significative de la puissance laser nécessaire à l'extraction du signal utile. Bien que cette phase de filtrage requiert encore une combinaison par moyennage,

nous obtenons un rapport signal/bruit multiplié par deux pour un même temps de traitement qu'avec moyennage seul. Cette problématique de temps de traitement remise de nombreuses fois en question dans cette étude, a guidé notre choix vers un algorithme de traitement du signal avancé basé sur l'acquisition comprimée, plus précisément sur l'orthogonal matching pursuit. Cette dernière étude sur les données unidimensionnelles a mis en lumière une méthodologie automatique permettant de s'affranchir de l'étape de moyennage tout en offrant un gain par rapport au filtrage par ondelettes sur des critères de qualité de reconstruction de signal et de traitement global. L'aboutissement de cette étude a été l'industrialisation de la fonction de filtrage par ondelette par la multinationale japonnaise HAMAMATSU Photonics dans le logiciel de leur machine d'analyse [Pi2], option qui sera commercialisée dès septembre 2017. Le procédé par acquisition comprimé quant à lui est encore au statut de brevet [Pi1], mais suscite l'intérêt de plusieurs entreprises concurrentes. En termes de perspectives, il serait intéressant de combiner une des méthodologies de filtrage présentée avec de nouvelles approches récente utilisant une onde monochromatique dans le visible [38, 150, 151]. Comparé au sondage laser classique utilisant un laser dans le proche infrarouge, cette méthode utilise une lumière visible d'environ 500-600 nm et permet d'avoir une meilleure résolution. Cependant étant donné la courbe d'absorption du silicium (cf. FIGURE 2.3(b)), une diminution de l'épaisseur du substrat en silicium est nécessaire. Étant donnée l'utilisation d'un laser visible, l'effet invasif sur le composant s'en voit accrût d'où la perspective d'utilisation de pré-étape de filtrage permettant la visualisation du signal utile tout en diminuant la puissance du laser.

Dans le chapitre suivant nous avons présenté l'ensemble des traitements post-acquisition appliqués aux données de type image et tridimensionnelles. Ces travaux se sont tout d'abord focalisés sur l'amélioration des données extraites en émission de lu-

mière, qui de part leur complexité sont inexploitables de manière directe. Une approche de segmentation automatique par morphologie mathématique sur une projection 2D de ces données a permis d'identifier et d'isoler avec précision chaque zone d'émission. Pour exploiter toutes informations de la base de données 3D, une fusion entre cette dernière et les positions de chaque source lumineuse segmentées a été réalisée. Cette combinaison rend possible l'accès aux ondes temporelles correspondant aux pics dûs aux instants de commutations et ainsi d'utiliser de l'émission de lumière dynamique dans son intégralité. L'utilisation de la morphologie mathématique reste toutefois un sujet ouvert à la discussion car les différents paramètres sont définis certes de manière optimale mais aussi subjective. Des approches de segmentation supervisées sont également possibles avec un apprentissage fourni par l'expert. Néanmoins les cas d'études étant tellement nombreux en émission de lumière, il serait compliqué d'avoir un apprentissage complet répertoriant toutes les situations possibles.

Les informations issues des techniques de sondage laser étant également représentées sous forme d'images avec l'EOFM, l'étude à ce propos a permis d'élargir les limites de cette technique en proposant un procédé de filtrage 2D utilisant la transformée en ondelettes stationnaires. Les différents résultats d'application obtenus ont démontré tout l'intérêt de la méthode au vu des nombreux avantages fournis. En effet il est à présent possible de s'affranchir de fortes puissances laser pour l'obtention d'une image filtrée de qualité mettant en avant les différentes zones symbolisant une activité à une fréquence spécifique. Un ajustement manuel du contraste améliore davantage le rendu de l'image. En plus d'être optimisée de manière semi-automatique, la méthodologie proposée est implémentable en temps réel permettant ainsi une analyse rapide des données qui parfois sont inexploitables en raison d'un fort bruit présent. La définition du choix optimal de l'ondelette mère lors de la décomposition en ondelettes est dépendante de l'utilisateur et

reste encore une question ouverte à ce jour au sein de la communauté scientifique en traitement du signal.

Le début de ce manuscrit a donné un aperçu des résultats issus de l'analyse temporelle des signaux EOP. Le chapitre 4 a quant à lui mis en avant une description de l'analyse spatiale de ce type de données. Ces différentes études ont finalement été l'élément déclencheur de l'étude spatio-temporelle des ces mêmes données. Cette dernière a ainsi mis en évidence, grâce à la fonction d'auto-corrélation, la possibilité d'acquérir l'information temporelle et fréquentielle en une seule acquisition et ainsi de réaliser une cartographie en trois dimensions contenant pour chaque pixel de la zone considérée la fréquence fondamentale et l'onde temporelle associée. Cette analyse spatio-temporelle est conditionnée par le signal en sortie de filtrage, en effet si ce dernier est biaisé l'extraction de la fréquence le sera tout autant. Cette analyse n'étant pas limité à un nombre de fréquences en particulier, il est possible de visualiser finalement toutes les fréquences de travail présentes au sein de la portion de circuit considérée. À ce niveau de l'étude la seule contrainte reste encore de type matérielle, en particulier les performances de lecture/écriture de l'oscilloscope limitant la vitesse de balayage de l'image et donc le temps de traitement global. Malgré les effort réalisés en terme d'optimisation de code, l'utilisation de carte d'acquisition haute cadence remplaçant l'oscilloscope est une des perspectives directe de cette étude dans un futur proche.

Chacun des traitements post-acquisition a mis en relief un ensemble d'informations totalement hétérogènes mais présentant une complémentarité. Il convenait de voir ainsi comment les corréler entre elles. Une approche par fusion haut niveau a donc été une voie prometteuse permettant le couplage entre les données issues de chacune des techniques de localisation de défaut. La flexibilité et la robustesse de la théorie de Demspter-Shafer a permis dans un premier temps, une modélisation aisée de chaque attribut extrait

des données par des fonctions dites de masse, et dans un second temps à leur fusion suivant la règle de combinaison orthogonale. Les résultats de cette fusion aboutissent à une quantification par encadrement de la décision prise apportant ainsi un support décisionnel à l'expert validant ou non ses hypothèses d'expertise de départ. La fusion d'information est une première dans le domaine de la localisation de défauts dans les circuits à forte intégration et en est encore qu'à ses balbutiements. Les perspectives associées à cette étude portent sur l'emploi ou la combinaison de nouvelles méthodologie de fusion haut niveau, ce qui permettra une comparaison pertinente entre chacune d'elle et ainsi de déterminer laquelle est la plus adaptée à notre contexte. Les résultats de notre étude démontrent d'ores et déjà des résultats pertinents et semblent encourageants pour l'avenir.

La physique du semi-conducteur révélant sans cesse de nouveaux défis aux analystes en localisation de défauts, les recherches menées durant cette thèse contribuent à celles réalisées en analyses de défaillances qui elles mêmes contribuent aux avancées des fondeurs pour optimiser leurs procédés de fabrication. En conclusion, l'ensemble des méthodologies proposées répondent en grande partie aux besoins d'amélioration des données mais aussi sur l'optimisation et la validation de l'expertise humaine. Durant ces trois ans de recherche, seules l'émission de lumière et le sondage laser ont été adressées et laissent en suspens d'autres techniques d'analyse de localisation de défaut comme les méthodes magnétiques ou thermiques. Étant donné le nombre encore important de techniques à exploiter, l'approche d'analyse par fusion de données haut niveau couplée à des outils avancés de traitement du signal semble être une voie porteuse que la communauté se doit de considérer comme une mine d'or à exploiter dans l'avenir.

# VALORISATION DES RÉSULTATS

Liste des contributions scientifiques de l'auteur ayant vues le jour durant ces trois ans de thèse :

## REVUES AVEC COMITÉ DE LECTURE

**[R1]** (Sous presse) **A. Boscaro**, S. Jacquir, S. Chef, K. Sanchez, P. Perdu and S. Binczak. Automatic localization of signal sources in photon emission images for integrated circuit analysis. *Signal, Image and Video Processing*, Springer..

**[R2]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu and S. Binczak. Pattern image enhancement by automatic focus correction. *Microelectronics Reliability*, Elsevier, 64 : 299-305, 2017. DOI : 10.1016/j.microrel.2017.07.012.

**[R3]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Melendez, K. Sanchez, P. Perdu and S. Binczak. Automatic process for time-frequency scan of VLSI. *Microelectronics Reliability*, Elsevier, 64 : 299-305, 2016. DOI : 10.1016/j.microrel.2016.07.052.

**[R4]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu and S. Binczak. (2015). Improvement of signal to noise ratio in electro optical probing technique by wavelets filtering. *Microelectronics Reliability*, Elsevier, 55(9) : 1585-1591, 2015. DOI :10.1016/j.microrel.2015.06.100.

## CONFÉRENCES INTERNATIONALES AVEC ACTES

**[Ci1]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu and S. Binczak. 'Automatic defect localization in VLSI circuits : A fusion approach based on the Dempster-Shafer theory. In the International Conference on FUSION, IEEE, 2017, Xi'an, China. DOI : 10.23919/ICIF.2017.8009813

**[Ci2]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu and S. Binczak. Signal and image processing techniques for VLSI failure analysis. Informatics and Computing (ICIC), International Conference on (ICIC), IEEE, 2016, Mataram, Indonesia. DOI : 10.1109/IAC.2016.7905702

**[Ci3]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu and S. Binczak. Improvement of Failure Analysis equipements by incorporating signal/image processing tools. Speed dating for Ph.D Students. In the *27th* European Symposium on Reliability of Electron Devices, Failure Physics and Analysis (ESREF), 2016, Halle, Germany. Programme en ligne

**[Ci4]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, H. Terada, P. Perdu and S. Binczak. Automatic processing scheme for low laser invasiveness electro optical frequency mapping mode. In Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA), 2016 IEEE *23rd* International Symposium on the (pp. 94-99). IEEE., Singapour.DOI : 10.1109/IPFA.2016.7564255

**[Ci5]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu and S. Binczak. Signal detection enhancement thanks to signal/image processing tools. Speed dating for Ph.D Students. In the *26th* European Symposium on Reliability of Electron Devices, Failure Physics and Analysis (ESREF), 2015, Toulouse, France. Programme en ligne

**[Ci6]** **A. Boscaro**, S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu and S. Binczak. Automatic emission spots identification in static and dynamic imaging by research of local maxima. In ISTFA 2014 : Conference Proceedings from the *40th* International Symposium for Testing and Failure Analysis, Houston, Texas, USA (pp. 322-326).Proceeding en ligne.

## PROPRIÉTÉ INTELLECTUELLE

**[Pi1]** Dépôt de brevet en cours : **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu et S. Binczak. Procédé et dispositif de reconstruction d'un signal utile à partir d'un signal acquis bruité. $N^\circ$ FR3047329.

**[Pi2]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu et S. Binczak, Dépôt APP (Agence de Protection des Programmes) et industrialisation d'un logiciel de traitement du signal et des images pour l'amélioration des données issues de l'Electro Optical Probing et Electro Optical Frequency Mapping pour l'analyse de défaillances des circuits intégrés. ***EOP filtering et EOFM filtering***, référencée IDDN.FR.001.110038.000.R.P.2017.000.21100.

## SÉMINAIRES INVITÉ, SANS COMITÉ DE LECTURE

**[Si1]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu et S. Binczak, Failure analysis techniques improvement by using signal/image processing tools, $8^{th}$ European HAMAMATSU Workshop on Photonics Failure Analysis. Hamamatsu Photonics Deutschland GmbH, 22 Mai 2017, Herrsching am Ammersee, Allemagne.

**[Si2]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu et S. Binczak, Signal/Image processing tools for EOP and EOFM data), Présentation à Hamamatsu Photonics, 15-16 Décembre 2016, Hamamatsu, Japon.

**[Si3]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu et S. Binczak, EOFM images enhancement by wavelets filtering, Présentation à Hamamatsu Photonics, 18 Juin 2016, Hamamatsu, Japon.

## ATELIERS NATIONAUX AVEC ACTES, SANS COMITÉ DE LECTURE

**[An1]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu et S. Binczak, Animation d'un micro-atelier et présentation d'implémentation d'outils de traitement du signal et de l'image en analyse de défaillances, $15^{ime}$ Atelier de l'ANADEF, 7-10 Juin 2016, Seignosse, France.

## VULGARISATION SCIENTIFIQUE

**[Vu1]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu et S. Binczak, Amélioration des techniques d'analyses laser Electro Optical Probing par Acquisition Comprimée, Salon du Bourget, 23 Juin 2017, Paris, France.

**[Vu2]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu et S. Binczak, Amélioration du rapport Signal/Bruit en Electro Optical Probing par Acquisition Comprimée, Journées des Jeunes Chercheurs CNES, 12-14 Octobre 2016, Toulouse, France. Programme en ligne

**[Vu3]** **A. Boscaro**, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu et S. Binczak, Identification de l'activité photoélectrique dans les composants électroniques modernes, Congrès Docteurs et Entreprises, 18 Décembre 2014, Belfort, France. Programme en ligne

# GLOSSAIRE

— **ATE :** Automatic Test Equipement.
— **BP :** Basis Pursuit.
— **CCD :** Charged Coupled Device.
— **CI :** Circuit Intégré.
— **CMOS :** Complementarity Metal-Oxyde-Semiconductor. Structure résultante de l'association de transistors NMOS et PMOS.
— **CS :** Compressive Sensing/Sampling.
— **CWT :** Continous Wavelets Transform. Transformation en ondelettes continues.
— **DSP :** Densité spectrale de puissance.
— **DUT :** Device Under Test. Circuit sous test.
— **DWT :** Discrete Wavelets Transform. Transformation en ondelettes discrètes.
— **EMMI :** EMission MIcroscopy. Technique de localisation de défaillance utilisant le principe de l'émission de lumière statique.
— **EOP :** Electro Optical Probing. Technique de localisation de défaillance utilisant le principe du sondage laser en mode point.
— **EOFM :** Electro Optical Frequency Mapping. Technique de localisation de défaillance utilisant le principe du sondage laser en mode image.
— **FIB :** Focus Ion Beam.
— **FPGA :** Field Programmable Gate Array. Réseaux de portes programmables.
— **iCWT :** Inverse Continous Wavelets Transform. Transformation en ondelettes continues inverse.
— **iDWT :** InverseDiscrete Wavelets Transform. Transformation en ondelettes discrètes inverse.
— **InGaAs :** Indium Gallium Arsenic.
— **iSWT :** Inverse Stationnary Wavelets Transform. Transformation en ondelettes stationnaires inverse.
— **LVI :** Laser Voltage Imaging. Autre dénomination de l'EOFM.

— **LVP :** Laser Voltage Probing. Autre dénomination de l'EOP.
— **MCP :** MicroChannel Plates.
— **MCT :** Mercure Cadmium Tellure.
— **MEB :** Microscope Électronique à Balayage.
— **MOSFET :** Metal Oxyde Semiconductor Filed Effect Transistor.
— **MSE :** Mean Square Error.
— **NMOS :** Type de transistor dopé négativement.
— **OMP :** Orthogonal Matching Pursuit. Poursuite orthogonale de cible
— **PICA :** Picosecond Imaging Circuit Emission.
— **PMOS :** Type de transistor dopé positivement.
— **RIP :** Restricted Isometry Property. Propriété d'isométrie restreinte.
— **ROMP :** Regularized Orthogonal Matching Pursuit.
— **RSB :** Rapport signal/bruit.
— **SAMP :** Sparsity Adaptative Matching Pursuit.
— **SIL :** Solid Immersion Lens. Lentille à immersion solide.
— **SQUID :** Superconducting QUantum Interference Device.
— **SSIM :** Structural Similarity Index Measurement.
— **SWT :** Stationnary Wavelets Transform. Transformation en ondelettes stationnaires.
— **TRE :** Time Resolved Emission.
— **TRI :** Time Resolved Imaging. Technique de localisation de défaillances par émission de lumière dynamique.
— **ULSI :** Ultra Large Scale Integration. Circuit Intégré avec plus d'un millions de transistors.
— **VLSI :** Very Large Scale Integration. Circuit Intégré avec plus de cent mille transistors.

# BIBLIOGRAPHIE


**[1]** Kilby J. Turning potential into realities : The invention of the integrated circuit (nobel lecture). *ChemPhysChem*, 2(8-9) :482–489, 2001.

**[2]** Bijan Davari, Robert H Dennard, and Ghavam G Shahidi. Cmos scaling for high performance and low power-the next ten years. *Proceedings of the IEEE*, 83(4) :595–606, 1995.

**[3]** Moore G. Cramming more components onto integrated circuits, reprinted from electronics, volume 38, number 8, april 19, 1965, pp. 114 ff. *IEEE Solid-State Circuits Newsletter*, 3(20) :33–35, 2006.

**[4]** Larry Liu, Yuguo Wang, Hal Edwards, David Sekel, and Dan Corum. Combination of scm/ssrm analysis and nanoprobing technique for soft single bit failure analysis. In *Proc. 30th International Symposium for Testing and Failure Analysis, Worcester*, pages 38–41, 2004.

**[5]** LA Knauss, A Orozco, and SI Woods. Advances in magnetic-based current imaging for high resistance defects and sub-micron resolution. In *Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits, 2004. IPFA 2004. Proceedings of the 11th International Symposium on the*, pages 267–270. IEEE, 2004.

**[6]** Nicolas Courjault, Philippe Perdu, Fulvio Infante, Thierry Lebey, and V Bley. Magnetic imaging for resistive, capacitive and inductive devices ; from theory to piezo actuator failure localization. *Microelectronics Reliability*, 55(9) :1622–1627, 2015.

**[7]** Ch Schmidt, F Altmann, and O Breitenstein. Application of lock-in thermography for failure analysis in integrated circuits using quantitative phase shift analysis. *Materials Science and Engineering : B*, 177(15) :1261–1267, 2012.

**[8]** C Schmidt, F Altmann, C Grosse, A Lindner, and V Gottschalk. Lock-in-thermography for 3-dimensional localization of electrical defects inside complex pa-

ckaged devices. In *Proc. 34th Int. Symp. for Testing and Failure Analysis*, pages 102–107, 2008.

**[9]** O Breitenstein, M Langenkamp, F Altmann, D Katzer, A Lindner, and H Eggers. Microscopic lock-in thermography investigation of leakage sites in integrated circuits. *Review of scientific instruments*, 71(11) :4155–4160, 2000.

**[10]** Celi G. *Etude, applications et améliorations de la technique LVI sur les défauts rencontrés dans les technologies CMOS avancées 45nm et inférieur.* PhD thesis, Université Sciences et Technologies-Bordeaux I, 2013.

**[11]** Soref R and Bennett B. Electrooptical effects in silicon. *IEEE journal of quantum electronics*, 23(1) :123–129, 1987.

**[12]** Boit C. Fundamentals of photon emission (pem) in silicon–electroluminescence for analysis of electronic circuit and device functionality. *Microelectronics Failure Analysis : Desk Reference*, page 356, 2004.

**[13]** Jochen Kölzer, Ch Boit, A Dallmann, G Deboy, J Otto, and D Weinmann. Quantitative emission microscopy. *Journal of Applied Physics*, 71(11) :R23–R41, 1992.

**[14]** Hiroyasu Ishizuka, Masaki Tanaka, Hideaki Konishi, and Hiroshi Ishida. Advanced method of failure analysis using photon spectrum of emission microscopy. In *Int. Symp. for Testing and Failure Analysis (ISTFA)*, pages 13–19, 1990.

**[15]** Tam S. Hot-electron-induced photon and photocarrier generation in silicon mosfet's. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 31(9) :1264–1273, 1984.

**[16]** Khurana N and Chiang CL. Analysis of product hot electron problems by gated emission microscopy. In *Reliability Physics Symposium, 1986. 24th Annual*, pages 189–194. IEEE, 1986.

**[17]** Guillaume Bascoul, Philippe Perdu, A Benigni, Sylvain Dudit, Guillaume Celi, and Dean Lewis. Time resolved imaging : From logical states to events, a new and efficient pattern matching method for vlsi analysis. *Microelectronics Reliability*, 51(9) :1640–1645, 2011.

**[18]** A Weger, S Voldman, F Stellari, Peilin Song, Pia Sanda, and M McManus. Transmission line pulse picosecond imaging circuit analysis methodology for evaluation

of esd and latchup. In *Reliability Physics Symposium Proceedings, 2003. 41st Annual. 2003 IEEE International*, pages 99–104. IEEE, 2003.

**[19]** Bascoul G. *Applications de la cartographie en émission de lumière dynamique (Time Resolved Imaging) pour l'analyse de défaillance des composants VLSI*. PhD thesis, Université Sciences et Technologies-Bordeaux I, 2013.

**[20]** Keldysh LV. The effect of a strong electric field on the optical properties of insulating crystals. *Sov. Phys. JETP*, 7(5) :788–790, 1958.

**[21]** Philippe Perdu, Guillaume Bascoul, Samuel Chef, Guillaume Celi, and Kevin Sanchez. Optical probing (eofm/tri) : a large set of complementary applications for ultimate vlsi. In *Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA), 2013 20th IEEE International Symposium on the*, pages 119–126. IEEE, 2013.

**[22]** Kolachina S. Introduction to laser voltage probing (lvp) of integrated circuits. *Microelectronics Failure Analysis : Desk Reference*, pages 426–430, 2011.

**[23]** Heinrich HK. Picosecond noninvasive optical detection of internal electrical signals in flip-chip-mounted silicon integrated circuits. *IBM journal of research and development*, 34(2.3) :162–172, 1990.

**[24]** Paniccia M. Novel optical probing technique for flip chip packaged microprocessors. In *Test Conference, 1998. Proceedings., International*, pages 740–747. IEEE, 1998.

**[25]** Penzes M et al. Study of 1340 nm continuous emission laser invasiveness on 28 nm advanced technologies. In *42nd International Symposium for Testing and Failure Analysis (November 6-10, 2016)*. Asm, 2016.

**[26]** M Rebaï. *Analyse des circuits intégrés par laser en mode sonde*. PhD thesis, Bordeaux, 2014.

**[27]** Chef S. *Contribution à l'analyse de signaux acquis par émission de photons dynamique pour l'étude de circuits à très haute intégration*. PhD thesis, Dijon, 2014.

**[28]** Ferrigno J. *Caractérisation de circuits intégrés par émission de lumière statique et dynamique*. PhD thesis, Bordeaux 1, 2008.

**[29]** Blanter Ya M and Büttiker Markus. Shot noise in mesoscopic conductors. *Physics reports*, 336(1) :1–166, 2000.

**[30]** Samuel Sanford Shapiro and Martin B Wilk. An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52(3/4) :591–611, 1965.

**[31]** I Objet. Méthodes d'ajustements graphiques : Diagramme quantile–quantile. *Revue MODULAD*, 1(33), 2005.

**[32]** Frank J Massey Jr. The kolmogorov-smirnov test for goodness of fit. *Journal of the American statistical Association*, 46(253) :68–78, 1951.

**[33]** Shinagawa M and Nagatsuma T. An automated electro-optic probing system for ultra-high-speed ic's. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 43(6) :843–847, 1994.

**[34]** Wilsher KR and Lo WK. Practical optical waveform probing of flip-chip cmos devices. In *Test Conference, 1999. Proceedings. International*, pages 932–939. IEEE, 1999.

**[35]** Kenneth R Wilsher, Suresh N Rajan, and William K Lo. Dual-laser voltage probing of ic's, May 18 1999. US Patent 5,905,577.

**[36]** Ulrike Kindereit, Gary Woods, Jing Tian, Uwe Kerst, Rainer Leihkauf, and Christian Boit. Quantitative investigation of laser beam modulation in electrically active devices as used in laser voltage probing. *IEEE Transactions on Device and Materials Reliability*, 7(1) :19–30, 2007.

**[37]** LS Koh, H Marks, LK Ross, CM Chua, and JCH Phang. Laser timing probe with frequency mapping for locating signal maxima. In *Proceedings from the 35th International Symposium for Testing and Failure Analysis (ISTFA)*, pages 33–37, 2009.

**[38]** Joshua Beutler, J Joseph Clement, Mary A Miller, Jeffery Stevens, and Edward I Cole Jr. Visible light lvp on ultra-thinned substrates. In *Proceedings of the 40th International Symposium for Testing and Failure Analysis*, pages 110–114, 2014.

**[39]** Butterworth S. On the theory of filter amplifiers. *Wireless Engineer*, 7(6) :536–541, 1930.

**[40]** Daniels RW. *Approximation methods for electronic filter design : with applications to passive, active, and digital networks*. McGraw-Hill Companies, 1974.

**[41]** Mohinder S Grewal. *Kalman filtering*. Springer, 2011.

**[42]** Walker JS. Tree-adapted wavelet shrinkage. *Advances in Imaging and Electron Physics*, 124 :343–394, 2002.

**[43]** Stephane G Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 11(7) :674–693, 1989.

**[44]** David L Donoho, Iain M Johnstone, Gérard Kerkyacharian, and Dominique Picard. Density estimation by wavelet thresholding. *The Annals of Statistics*, pages 508–539, 1996.

**[45]** David L Donoho and Iain M Johnstone. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage. *Journal of the american statistical association*, 90(432) :1200–1224, 1995.

**[46]** David L Donoho and Iain M Johnstone. Threshold selection for wavelet shrinkage of noisy data. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 1994. Engineering Advances : New Opportunities for Biomedical Engineers. Proceedings of the 16th Annual International Conference of the IEEE*, volume 1, pages A24–A25. IEEE, 1994.

**[47]** Mallat S. *A wavelet tour of signal processing*. Academic press, 1999.

**[48]** Stéphane Mallat. *Une exploration des signaux en ondelettes*. Editions Ecole Polytechnique, 2000.

**[49]** Haupt J and Nowak R. Signal reconstruction from noisy random projections. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(9) :4036–4048, 2006.

**[50]** Jarvis Haupt, Rui Castro, Robert Nowak, Gerald Fudge, and Alex Yeh. Compressive sampling for signal classification. In *Signals, Systems and Computers, 2006. ACSSC'06. Fortieth Asilomar Conference on*, pages 1430–1434. IEEE, 2006.

**[51]** Shen Y and Li S. Sparse signals recovery from noisy measurements by orthogonal matching pursuit. *arXiv preprint arXiv :1105.6177*, 2011.

**[52]** Shen Y and Li S. Sparse signals recovery from noisy measurements by orthogonal matching pursuit. *Inverse Problems & Imaging*, 9(1), 2015.

**[53]** Merhej D. *Intégration de connaissances a priori dans la reconstruction des signaux parcimonieux : Cas particulier de la spectroscopie RMN multidimensionnelle*. PhD thesis, Lyon, INSA, 2012.

**[54]** Emmanuel J Candès et al. Compressive sampling. In *Proceedings of the international congress of mathematicians*, volume 3, pages 1433–1452. Madrid, Spain, 2006.

**[55]** Eksioglu EM and Bayir O. K-svd meets transform learning : transform k-svd. *IEEE signal processing letters*, 21(3) :347–351, 2014.

**[56]** Schnass K. On the identifiability of overcomplete dictionaries via the minimisation principle underlying k-svd. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 37(3) :464–491, 2014.

**[57]** Michal Aharon, Michael Elad, and Alfred Bruckstein. $rmk$-svd : An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation. *IEEE Transactions on signal processing*, 54(11) :4311–4322, 2006.

**[58]** Soussen C. *Algorithmes d'approximation parcimonieuse inspirés d'Orthogonal Least Squares pour les problèmes inverses*. PhD thesis, Université de Lorraine, 2013.

**[59]** Thong T Do, Lu Gan, Nam Nguyen, and Trac D Tran. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing. In *Signals, Systems and Computers, 2008 42nd Asilomar Conference on*, pages 581–587. IEEE, 2008.

**[60]** Tropp JA. Greed is good : Algorithmic results for sparse approximation. *IEEE Transactions on Information theory*, 50(10) :2231–2242, 2004.

**[61]** Emmanuel J Candes, Justin K Romberg, and Terence Tao. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements. *Communications on pure and applied mathematics*, 59(8) :1207–1223, 2006.

**[62]** Tropp JA and Wright SJ. Computational methods for sparse solution of linear inverse problems. *Proceedings of the IEEE*, 98(6) :948–958, 2010.

**[63]** Joel A Tropp and Anna C Gilbert. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. *IEEE Transactions on information theory*, 53(12) :4655–4666, 2007.

**[64]** Bob L Sturm, Mads Grœsb, et al. Comparison of orthogonal matching pursuit implementations. In *Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2012 Proceedings of the 20th European*, pages 220–224. IEEE, 2012.

**[65]** Anthony Boscaro, Sabir Jacquir, Kevin Sanchez, Philippe Perdu, and Stéphane Binczak. Improvement of signal to noise ratio in electro optical probing technique by wavelets filtering. *Microelectronics Reliability*, 55(9) :1585–1591, 2015.

**[66]** Coifman RR and Wickerhauser MV. Entropy-based algorithms for best basis selection. *IEEE Transactions on information theory*, 38(2) :713–718, 1992.

**[67]** Yan-Fang Sang, Dong Wang, and Ji-Chun Wu. Entropy-based method of choosing the decomposition level in wavelet threshold de-noising. *Entropy*, 12(6) :1499–1513, 2010.

**[68]** Khurana N. Image emission microscope with improved image processing capability, March 7 1989. US Patent 4,811,090.

**[69]** Romain Desplats, Alban Eral, Felix Beaudoin, Philippe Perdu, Alain Chion, Ketan Shah, and TR Lundquist. Ic diagnostic with time resolved photon emission and cad auto-channeling. In *International Symposium for Testing and Failure Analysis*, pages 45–55. ASM International ; 1998, 2003.

**[70]** Samuel Chef, Sabir Jacquir, Kevin Sanchez, Philippe Perdu, and Stéphane Binczak. Unsupervised image processing scheme for transistor photon emission analysis in order to identify defect location. *Journal of Electronic Imaging*, 24(1) :013019–013019, 2015.

**[71]** Jitendra Malik, Serge Belongie, Thomas Leung, and Jianbo Shi. Contour and texture analysis for image segmentation. *International journal of computer vision*, 43(1) :7–27, 2001.

**[72]** Isaac Bankman. *Handbook of medical image processing and analysis*. academic press, 2008.

**[73]** Pablo Arbeláez, Bharath Hariharan, Chunhui Gu, Saurabh Gupta, Lubomir Bourdev, and Jitendra Malik. Semantic segmentation using regions and parts. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on*, pages 3378–3385. IEEE, 2012.

**[74]** Srinivasan KS and Ebenezer D. A new fast and efficient decision-based algorithm for removal of high-density impulse noises. *IEEE signal processing letters*, 14(3) :189–192, 2007.

**[75]** Eduardo Abreu, Michael Lightstone, Sanjit K Mitra, and Kaoru Arakawa. A new efficient approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images. *IEEE transactions on image processing*, 5(6) :1012–1025, 1996.

**[76]** T Chen and Wu HR. Adaptive impulse detection using center-weighted median filters. *IEEE Signal Processing Letters*, 8(1) :1–3, 2001.

**[77]** Astola J and Kuosmanen P. *Fundamentals of nonlinear digital filtering*, volume 8. CRC press, 1997.

**[78]** Pitas I and AN Venetsanopoulos. *Nonlinear digital filters : principles and applications*, volume 84. Springer Science & Business Media, 2013.

**[79]** Van Den Boomgaard R and Van Balen R. Methods for fast morphological image transforms using bitmapped binary images. *CVGIP : Graphical Models and Image Processing*, 54(3) :252–258, 1992.

**[80]** H Delacour, A Servonnet, A Perrot, JF Vigezzi, and JM Ramirez. La courbe roc (receiver operating characteristic) : principes et principales applications en biologie clinique. In *Annales de biologie clinique*, volume 63, pages 145–154, 2005.

**[81]** Anthony Boscaro, S Chef, S Jacquir, K Sanchez, P Perdu, and S Binczak. Automatic emission spots identification in static and dynamic imaging by research of local maxima. In *ISTFA 2014 : Conference Proceedings from the 40th International Symposium for Testing and Failure Analysis, Houston, Texas, USA*, pages 322–326, 2014.

**[82]** Samuel Chef, Sabir Jacquir, Philippe Perdu, Kevin Sanchez, and Stéphane Binczak. Spatial correction in dynamic photon emission by affine transformation matrix

estimation. In *Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA), 2014 IEEE 21st International Symposium on the*, pages 118–122. IEEE, 2014.

**[83]** Samuel Chef, Bastien Billiot, Sabir Jacquir, Kevin Sanchez, Philippe Perdu, and Stéphane Binczak. Pattern image enhancement by extended depth of field. *Microelectronics Reliability*, 54(9) :2099–2104, 2014.

**[84]** Andrew D Barbour, Lars Holst, and Svante Janson. *Poisson approximation*. Clarendon Press Oxford, 1992.

**[85]** Lucien Le Cam et al. An approximation theorem for the poisson binomial distribution. *Pacific J. Math*, 10(4) :1181–1197, 1960.

**[86]** Lucien Le Cam. The central limit theorem around 1935. *Statistical science*, pages 78–91, 1986.

**[87]** Nicholas P Costen, Denis M Parker, and Ian Craw. Effects of high-pass and low-pass spatial filtering on face identification. *Attention, Perception, & Psychophysics*, 58(4) :602–612, 1996.

**[88]** Irwin Pollack. Effects of high pass and low pass filtering on the intelligibility of speech in noise. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 20(3) :259–266, 1948.

**[89]** Zhiwei Zhu, Qiang Ji, Kikuo Fujimura, and Kuangchih Lee. Combining kalman filtering and mean shift for real time eye tracking under active ir illumination. In *Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference On*, volume 4, pages 318–321. IEEE, 2002.

**[90]** Larry Matthies, Takeo Kanade, and Richard Szeliski. Kalman filter-based algorithms for estimating depth from image sequences. *International Journal of Computer Vision*, 3(3) :209–238, 1989.

**[91]** Leonid I Rudin, Stanley Osher, and Emad Fatemi. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, 60(1-4) :259–268, 1992.

**[92]** Qi Shan, Jiaya Jia, and Aseem Agarwala. High-quality motion deblurring from a single image. In *Acm transactions on graphics (tog)*, volume 27, page 73. ACM, 2008.

**[93]** Langis Gagnon and Alexandre Jouan. Speckle filtering of sar images : a comparative study between complex-wavelet-based and standard filters. In *Optical Science, Engineering and Instrumentation'97*, pages 80–91. International Society for Optics and Photonics, 1997.

**[94]** Guy P Nason and Bernard W Silverman. The stationary wavelet transform and some statistical applications. In *Wavelets and statistics*, pages 281–299. Springer, 1995.

**[95]** J-C Pesquet, Hamid Krim, and Hervé Carfantan. Time-invariant orthonormal wavelet representations. *IEEE transactions on signal processing*, 44(8) :1964–1970, 1996.

**[96]** XH Wang, Robert SH Istepanian, and Yong Hua Song. Microarray image enhancement by denoising using stationary wavelet transform. *IEEE Transactions on Nanobioscience*, 2(4) :184–189, 2003.

**[97]** Rajesh Naga, S Chandralingam, T Anjaneyulu, and K Satyanarayana. Denoising eog signal using stationary wavelet transform. *Measurement Science Review*, 12(2) :46–51, 2012.

**[98]** AM Osman. Enhancement of photon and neutron images by denoising using stationary wavelet transform. *Armenian Journal of Physics*, 4(3) :154–164, 2011.

**[99]** Zhou Wang, Alan C Bovik, Hamid R Sheikh, and Eero P Simoncelli. Image quality assessment : from error visibility to structural similarity. *IEEE transactions on image processing*, 13(4) :600–612, 2004.

**[100]** Anthony Boscaro, Sabir Jacquir, K Sanchez, H Terada, P Perdu, and Stéphane Binczak. Automatic processing scheme for low laser invasiveness electro optical frequency mapping mode. In *Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA), 2016 IEEE 23rd International Symposium on the*, pages 94–99. IEEE, 2016.

**[101]** Kevin Melendez, K Sanchez, P Perdu, and D Lewis. Fast 3d electro-optical frequency mapping and probing in frequency domain. In *Reliability Physics Symposium (IRPS), 2016 IEEE International*, pages FA–2. IEEE, 2016.

**[102]** James S Vickers. Systems and method for laser voltage imaging, October 16 2015. US Patent App. 14/885,873.

**[103]** E Oran Brigham, E Oran Brigham, JulioJ Rey Pastor, Rey Pastor, Tom M Tom M Apostol, MargaritaMartínez Rodríguez, Miguel RamónMargarita Rodríguez, Miguel Ramón Martínez, C HenryPENNEY Edwards, DAVID EC Henry Edwards, et al. *The fast Fourier transform and its applications*. Number 517.443. Prentice Hall„ 1988.

**[104]** Michael Joseph Cheng, LR Rabiner, AE Rosenberg, and CA McGonegal. Comparative performance study of several pitch detection algorithms. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 58(S1) :S61–S62, 1975.

**[105]** Lawrence Rabiner, Md Cheng, A Rosenberg, and C McGonegal. A comparative performance study of several pitch detection algorithms. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 24(5) :399–418, 1976.

**[106]** William Wu-Shyong Wei. *Time series analysis*. Addison-Wesley publ Reading, 1994.

**[107]** Anthony Boscaro, Sabir Jacquir, Kevin Melendez, Kevin Sanchez, Philippe Perdu, and Stéphane Binczak. Automatic process for time-frequency scan of vlsi. *Microelectronics Reliability*, 64 :299–305, 2016.

**[108]** Otman Basir and Xiaohong Yuan. Engine fault diagnosis based on multi-sensor information fusion using dempster–shafer evidence theory. *Information Fusion*, 8(4) :379–386, 2007.

**[109]** Ning Xiong and Per Svensson. Multi-sensor management for information fusion : issues and approaches. *Information fusion*, 3(2) :163–186, 2002.

**[110]** Suvasini Panigrahi, Amlan Kundu, Shamik Sural, and Arun K Majumdar. Credit card fraud detection : A fusion approach using dempster–shafer theory and bayesian learning. *Information Fusion*, 10(4) :354–363, 2009.

**[111]** Edward Waltz, James Llinas, et al. *Multisensor data fusion*, volume 685. Artech house Boston, 1990.

**[112]** Belur V Dasarathy. Sensor fusion potential exploitation-innovative architectures and illustrative applications. *Proceedings of the IEEE*, 85(1) :24–38, 1997.

**[113]** Pramod K Varshney. Multisensor data fusion. *Electronics & Communication Engineering Journal*, 9(6) :245–253, 1997.

**[114]** Isabelle Bloch, Anthony Hunter, Alain Appriou, André Ayoun, Salem Benferhat, Philippe Besnard, Laurence Cholvy, Roger Cooke, Frédéric Cuppens, Didier Dubois, et al. Fusion : General concepts and characteristics. *International journal of intelligent systems*, 16(10) :1107–1134, 2001.

**[115]** Isabelle Bloch. Fusion d'informations en traitement du signal et des images. *Hermes Science Publication*, 2, 2003.

**[116]** Isabelle Bloch. Fusion d'informations numériques : panorama méthodologique. *Journées Nationales de la Recherche en Robotique*, 2005 :79–88, 2005.

**[117]** Ludmila I Kuncheva, James C Bezdek, and Robert PW Duin. Decision templates for multiple classifier fusion : an experimental comparison. *Pattern recognition*, 34(2) :299–314, 2001.

**[118]** Dymitr Ruta and Bogdan Gabrys. Classifier selection for majority voting. *Information fusion*, 6(1) :63–81, 2005.

**[119]** Josef Kittler and Fuad M. Alkoot. Sum versus vote fusion in multiple classifier systems. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 25(1) :110–115, 2003.

**[120]** Louisa Lam and SY Suen. Application of majority voting to pattern recognition : an analysis of its behavior and performance. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A : Systems and Humans*, 27(5) :553–568, 1997.

**[121]** Lei Xu, Adam Krzyzak, and Ching Y Suen. Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, 22(3) :418–435, 1992.

**[122]** DUDA/HART. *Pattern classification and scene analysis*. John Wiley., 1973.

**[123]** Isabelle Bloch. Incertitude, imprécision et additivité en fusion de données : point de vue historique. *TS. Traitement du signal*, 13(4) :267–288, 1996.

**[124]** Didier J Dubois. *Fuzzy sets and systems : theory and applications*, volume 144. Academic press, 1980.

**[125]** Lotfi Asker Zadeh. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy sets and systems*, 1(1) :3–28, 1978.

**[126]** Robert Fullér and H-J Zimmermann. On computation of the compositional rule of inference under triangular norms. *Fuzzy Sets and Systems*, 51(3) :267–275, 1992.

**[127]** Glenn Shafer et al. *A mathematical theory of evidence*, volume 1. Princeton university press Princeton, 1976.

**[128]** Sylvie Le Hegarat-Mascle, Isabelle Bloch, and Daniel Vidal-Madjar. Application of dempster-shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 35(4) :1018–1031, 1997.

**[129]** Isabelle Bloch. Some aspects of dempster-shafer evidence theory for classification of multi-modality medical images taking partial volume effect into account. *Pattern Recognition Letters*, 17(8) :905–919, 1996.

**[130]** Lotfi A Zadeh. A simple view of the dempster-shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination. *AI magazine*, 7(2) :85, 1986.

**[131]** Kari Sentz and Scott Ferson. *Combination of evidence in Dempster-Shafer theory*, volume 4015. Citeseer, 2002.

**[132]** Jiwen W Guan and David A Bell. *Evidence theory and its applications*. Elsevier Science Inc., 1991.

**[133]** Tribeni Prasad Banerjee and Swagatam Das. Multi-sensor data fusion using support vector machine for motor fault detection. *Information Sciences*, 217 :96–107, 2012.

**[134]** MS Safizadeh and SK Latifi. Using multi-sensor data fusion for vibration fault diagnosis of rolling element bearings by accelerometer and load cell. *Information Fusion*, 18 :1–8, 2014.

**[135]** Thierry Denoeux, Nicole El Zoghby, Véronique Cherfaoui, and Antoine Jouglet. Optimal object association in the dempster–shafer framework. *IEEE transactions on cybernetics*, 44(12) :2521–2531, 2014.

**[136]** Jean Dezert, Deqiang Han, Jean-Marc Tacnet, Simon Carladous, and Yi Yang. Decision-making with belief interval distance. In *International Conference on Belief Functions*, pages 66–74. Springer, 2016.

**[137]** Zhunga Liu, Quan Pan, Jean Dezert, Jun-Wei Han, and You He. Classifier fusion with contextual reliability evaluation. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017.

**[138]** Simon Carladous, Jean-Marc Tacnet, Jean Dezert, Corinne Curt, and Mireille Batton-Hubert. Méthode d'aide à la décision basée sur un raisonnement évidentiel pour évaluer l'efficacité d'un ouvrage torrentiel de stabilisation. In *9e Journées Nationales Fiabilité des Matériaux et des Structures*, page 7p, 2016.

**[139]** Furat Al-Obaidy, Farhang Yazdani, and Farah A Mohammadi. Fault detection using thermal image based on soft computing methods : Comparative study. *Microelectronics Reliability*, 71 :56–64, 2017.

**[140]** Nicolas Courjault, Fulvia Infante, Vincent Bley, Thierry Lebey, and Philippe Perdu. Improvement of 3d current mapping by coupling magnetic microscopy and x-ray computed tomography. In *Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA), 2014 IEEE 21st International Symposium on the*, pages 26–29. IEEE, 2014.

**[141]** LA Zadeh. On the validity of dempster's rule of combination of evidence. electronics research laboratory memorandum no. ucb/erl m79/24. *University of California, Berkeley*, 1979.

**[142]** Jean Dezert, Pei Wang, and Albena Tchamova. On the validity of dempster-shafer theory. In *Information Fusion (FUSION), 2012 15th International Conference on*, pages 655–660. IEEE, 2012.

**[143]** Glenn Shafer. Dempster's rule of combination. *International Journal of Approximate Reasoning*, 79 :26–40, 2016.

**[144]** Albena Tchamova and Jean Dezert. On the behavior of dempster's rule of combination and the foundations of dempster-shafer theory. In *Intelligent Systems (IS), 2012 6th IEEE International Conference*, pages 108–113. IEEE, 2012.

**[145]** Florentin Smarandache and Jean Dezert. *Advances and Applications of DSmT for Information Fusion (Collected works), second volume : Collected Works*, volume 2. Infinite Study, 2006.

**[146]** Albena Tchamova and Tzvetan Semerdjiev. Estimation of target behavior tendencies using dezert-smarandache theory. In *Proc. of the 6th Int. Conf. on Inf. Fusion (Fusion 2003), Cairns, Australia*, 2003.

**[147]** J Dezert and F Smarandache. Proportional conflict redistribution rules for information fusion. *Advances and applications of DSmT for Information Fusion-Collected works*, 2 :3–68, 2006.

**[148]** Zhunga Liu, Quan Pan, Jean Dezert, and Arnaud Martin. Combination of classifiers with optimal weight based on evidential reasoning. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2017.

**[149]** Anthony Boscaro, Sabir Jacquir, Kevin Sanchez, Philippe Perdu, and Stéphane Binczak. Automatic defect localization in vlsi circuits : A fusion approach based on the dempster-shafer theory. In *Information Fusion (Fusion), 2017 20th International Conference on*, pages 1–8. IEEE, 2017.

**[150]** Ulrike Ganesh. Laser voltage probing (lvp)–its value and the race against scaling. *Microelectronics Reliability*, 64 :294–298, 2016.

**[151]** Christian Boit, Rudolf Schlangen, Uwe Kerst, and Ted Lundquist. Physical techniques for chip-backside ic debug in nanotechnologies. *IEEE Design & Test of Computers*, 25(3), 2008.

# TABLE DES FIGURES

2.1 Evolution temporelle du nombre de transitors dans les microprocesseurs d'après la prédiction de Moore. Ce graphique est tiré de [1]. . . . . 6

2.2 Processus général d'analyse de défaillance d'un circuit intégré. . . . . 7

2.3 (a) Vue de coupe d'un circuit intégré de type CMOS avec douze niveaux de métallisation. (b) Courbes représentant la variation du coefficient d'absorption du silicium en fonction de la longueur d'onde. Ces images sont respectivement extraites du site internet de SolidState TECHNOLOGY [2] et de [10]. . . . . 10

2.4 Illustration de la structure en bandes d'énergie dans un semi-conducteur. . 12

2.5 Illustration du phénomène d'émission de lumière dans une jonction p-n. . . 12

2.6 Représentation schématique et en vue de coupe de l'inverseur CMOS. . . 13

2.7 (a) Phase de commutation d'un inverseur CMOS et (b) sa courbe d'émission de photons en fonction du signal d'entrée. . . . . 14

2.8 Schéma du système d'acquisition TriPhemos HAMAMATSU Photonics permettant d'utiliser l'émission de lumière statique et dynamique sur des circuits intégrés (CI). . . . . 15

2.9 Exemple de résultat acquis (image $512 \times 512$ pixels) en émission de lumière statique sur un composant 90 nm avec un grossissement 50X et un temps d'acquisition de 60s. L'image d'émission de photons a été superposée à l'image optique du circuit. . . . . 16

2.10 Représenation du schéma du capteur utilisé en analyse TRI. Cette illustration est issue de [19]. . . . . 17

2.11 (a) Exemple de représentation des données TRI brutes en 3D $(x, y, t)$ et sa projection spatiale (b). . . . . 18

2.12 Schéma de principe des techniques laser sur une structure CMOS. . . . . 19

2.13 Schéma de principe de la plateforme d'expérimentation EOP/EOFM. . . . 20

2.14 Exemple de signal EOP obtenu avec le *TriPhemos*, sur la partie convertisseur analogique numérique d'un microcontrolleur STM32. . . . . 21

2.15 Exemple de résultats en analyse EOFM sur une partie d'un FPGA 65 nm. (a) Image optique, (b) image en amplitude, (c) image en IQ et (d) image en phase. . . . . 22

2.16 Faisceau laser recouvrant plusieurs structures CMOS. Image issue de [26]. 23

3.1 Chaîne de traitement des signaux en sondage laser présente au CNES. . 29

3.2 Représentation de la transformée de Fourier du signal de la FIGURE 2.14. 31

3.3 (a) Illustration du signal de bruit pur $\eta$, de sa transformée de Fourier (b) et de sa densité spectrale de puissance (c). . . . . 31

3.4 Représentation en histogramme de la distribution du bruit observé en FIGURE 3.3(a) et son enveloppe en rouge. . . . . 32

3.5 Représentation du diagramme quantiles-quantiles du bruit observé en FIGURE 3.3(a). . . . . 33

3.6 Schéma de principe du traitement multi-résolution, illustré sur 3 niveaux de décomposition. . . . . 40

3.7 (a) Résultats obtenus après 14s d'acquisition. (Haut) :Signal bruité/ (Centre) : Signal moyénné 10 fois, RSB = 12.7dB/ (Bas) : Signal moyénné+filtré 10 fois, RSB = 26.5dB. (b) Décomposition en ondelettes discrètes sur 4 niveaux du signal bruité en haut à gauche. Sa décomposition représentée par les coefficients d'approximation ($A_4$) et ceux de détails ($D_{1...4}$), le résultat du seuillage automatique en bas à droite, et la reconstitution du signal débruité en haut à droite. . . . . 42

3.8 (a) Evolution du rapport signal/bruit (RSB) en fonction du nombre de moyennes, et (b) Evolution de l'erreur quadratique en fonction du nombre de moyennes. . . . . 44

3.9 Illustration schématique de l'échantillonnage comprimé. . . . . 50

3.10 Schéma bloc du processus de filtrage par acquisition comprimée utilisant l'Orthogonal Matchning Pursuit. . . . . 55

3.11 Résultats du filtrage par acquisition comprimée sur des signaux réels. (a)-(b) : Exemples sur un composant 90 nm Power Wave Modulation (PWM),(c)-(f) : Exemples sur un microcontroller STM32 90 nm. . . . . 57

3.12 Évolution de l'erreur quadratique en fonction du niveau de décomposition pour trois signaux de notre base de données. (a) Évolution pour le signal théorique 1. (b) Évolution pour le signal théorique 2. (c) Évolution pour le signal théorique 3. . . . . 60

3.13 Évolution de l'erreur quadratique et du temps d'exécution en fonction du nombre d'échantillons choisis pour le sous-échantillonnage. . . . . 61

4.1 (a) Projection 2D de la base de données TRI de la FIGURE 2.11(a) acquise sur un composant de type PIC16F684 350-nm. (b) Représentation tridimensionnelle $(x, y, z)$, l'axe $z$ symbolisant l'échelle du niveau d'émission. 72

4.2 (a) Exemple de représentation d'un disk d'Airy en trois dimensions, et (b) sa projection spatiale restreinte à sa partie gausienne. . . . . 73

4.3 Schéma bloc de la méthode de segmentation proposée. . . . . 73

4.4 (a) Projection 2D d'un exemple d'acquisition TRI sur une chaîne d'inverseurs et (b), le résultat après l'application d'un filtre médian de taille $2 \times 2$ pixels. . . . . 74

4.5 Exemple d'application d'une érosion sur une image binaire : (a) image source et (b) résultat après morphologie mathématique utilisant un élément structurant de type « disque » de 2 pixels . . . . . 75

4.6 Exemple d'illustration de l'algorithme de détection et binarisation des maxima locaux. . . . . 75

4.7 Exemple de résultat sur un FPGA de technologie 90 nm. (a) Projection 2D de la base TRI, (b) résultat après filtrage et morphologique mathématique, et (c) l'image résultant après détection des maxima locaux sur l'image (b). 77

4.8 Exemple de résultat sur un microcontrolleur STM32 de technologie 180 nm. (a) Projection 2D de la base TRI, (b) résultat après filtrage et morphologie mathématique, et (c) l'image résultant après détection des maxima locaux sur l'image (b). . . . . 78

4.9 Exemple de résultat sur un microcontrolleur STM32 de technologie 180 nm. (a) Projection 2D de la base TRI et (b) résultat après segmentation superposé à l'image optique du composant (grossissement 50X). . . . . 78

4.10 Taux maximum de détection en fonction de différents types et tailles d'éléments structurants. . . . . 81

4.11 Taux maximum de détection en fonction de différentes tailles de filtre. . . . 81

4.12 (a,d,g) Exemples de projections 2D de données TRI, (b,e,h) leurs délimitations respectives et (c,f,i) les différents résultats de segmentation associés, effectuées avec un élément structurant de type diamand de 3 pixels, ainsi qu'un filtre médian de 3 pixels de voisinage. . . . . 83

4.13 Exemples d'acquisitions en EOFM sur une partie de FPGA de technologie 65nm : (a) image I/Q(In phase/Quadrature) obtenue avec 10% de puissance laser (100 mW en valeur absolue), (b) image I/Q(In phase/Quadrature) de la même zone réalisée avec 100% de puissance laser. . . . . 85

4.14 Exemple d'une acquisition en obscurité, d'une image de bruit pur en mode EOFM avec 100% de puissance laser. . . . . 86

4.15 Histogramme de la distribution des pixels de l'image présentée en FIGURE 4.14. . . . . 87

4.16 Diagramme quantiles-quantiles des échantillons prélevés dans l'image de bruit pur. . . . . 88

4.17 Densité spectrale de puissance de l'ensemble des échantillons prélevés dans l'image de bruit pur. . . . . 88

4.18 Principe de décomposition en SWT sur deux niveaux. . . . . 91

4.19 Exemple de décomposition en ondelettes stationnaires sur trois niveaux, d'une image EOFM acquise sur un FPGA de technologie 65 nm, grossissement 50X et 100% de puissance laser. . . . . 93

4.20 Schéma du principe de filtrage utilisé. . . . . 93

4.21 Exemple de résultat d'images EOFM IQ réalisée avec 100% de puissance laser sur un FPGA 65 nm. (a) Image brute, (b) image débruitée et (c) résultat après filtrage avec amélioration de contraste. . . . . 95

4.22 Evolution du SSIM moyen de notre base de données en fonction du niveau de décomposition, pour trois puissances laser différentes. . . . . 99

4.23 (a) Chaîne d'acquisition laser en mode 2D+temps et (b) illustration des rampes correspondant à la position $x, y$ du laser durant son parcours sur la zone d'intérêt (ROI). . . . . 102

4.24 Schéma du processus d'extraction de la fréquence d'un signal EOP pour un pixel. . . . . 103

4.25 Illustrations schématiques des différents mode de modulation laser : (a) mode synchrone et (b) mode asynchrone. . . . . 105

4.26 (a) Exemple de signal bruité issu de l'expertise d'un composant de type PWM (Pulse Width Modulation). (b) Résultat en sortie de filtrage par ondelettes, (c,d) les transformées de Fourier respectives du signal original et du résultat filtré. (d,e) Résultats respectifs après application de la fonction d'auto-corrélation sur le signal original et le signal filtré. . . . . 106

4.27 (a) Image optique du convertisseur analogique/numérique (zoom 50X, Fréquence de fonctionnement : 100 $kHz$) STM 32 et la zone d'intérêt considérée de taille $32 \times 32$ pixels délimitée par le carré rouge. / (b) Zoom sur la zone d'intérêt / (c) Cartographie spatio-temporelle / (d) Onde temporelle associée au pixel jaune / Laser $1064$ nm. . . . . 108

4.28 (a) Image optique de l'amplificateur LM124 (zoom 50X, Fréquence de fonctionnement : 80 $kHz$) STM 32 et la zone d'intérêt considérée de taille $32 \times 32$ pixels délimitée par le carré rouge. / (b) Zoom sur la zone d'intérêt / (c) Cartographie spatio-temporelle / (d) Onde temporelle associée au pixel jaune / Laser $1064$ nm. . . . . 109

4.29 Données de synthèse modélisant une image de $512 \times 512$ pixels avec un signal par pixel et du bruit blanc gaussien. (b) Cartographies en fréquence réalisées sur les données de synthèses où plusieurs fréquences différentes peuvent être rencontrées. . . . . 110

5.1 Architecture du principe de fusion. . . . . 116

5.2 Architectures de fusion : (a) système centralisé et (b) décentralisé. . . . . 118

5.3 (a) Détection des changements de niveaux sur un signal EOP (zones orange) et (b) principe de fusion de données EMMI/TRI brutes pour la visualisation des temps où se produisent les instants de commutations. . . 119

5.4 (a) Exemple de résultat d'image EOFM filtré et (b) détection des centres de gravité de chaque zone d'intérêt. . . . . 120

5.5 (a) Exemple de résultat d'image EMMI et (b) image des zones d'émission segmentées et détection des centres de gravité de chacune. . . . . 120

5.6 (Haut) Signal filtré issu de l'EOP et (bas) détection des pics de la dérivée du signal. . . . . 121

5.7 Exemple de détection des instants de commutation dans une onde temporelle TRI. . . . . 122

5.8 Exemple de correspondance entre les vecteurs attributs des données EOP et TRI. . . . . 131

5.9 Exemple de correspondance entre les vecteurs attributs des données EOFM et EEMI. . . . . 132

5.10 Correspondance des résultats issus de l'EOP avec ceux acquis en TRI. . . 138

5.11 Correspondance des résultats issus de l'EOFM avec ceux acquis en EMMI. 139

5.12 Taux de detection de défauts pour dix simulations de scénarios différents. 141

5.13 Comparaison des taux de detection de défauts pour dix simulations de scénarios différents avec une distribution simple et pondérée du conflit. . . 144

5.14 Taux de detection de défauts pour dix simulations de scénarios différents obtenus avec la méthode du vote simple (diagramme en barre orange) et pondéré (courbe bleue). . . . . 145

5.15 Comparaison des taux de detection de défauts pour dix simulations de scénarios différents obtenus avec la méthode du vote simple (diagramme en barre orange) et pondéré (courbe bleue), Dempster-Shafer simple (courbe rouge) et avec gestion du conflit (courbe verte). . . . . 146

A.1 (a) Illustration d'un bruit pur $\eta_1$ extrait sur une zone de non fonctionnement sur un microcontrolleur STM32 90 nm, de son histogramme (b) et de la représentation de son diagramme quantiles-quantiles (c). . . . . 189

A.2 (a) Illustration d'un bruit pur $\eta_2$ extrait sur une zone de non fonctionnement sur un microcontrolleur STM32 90 nm, de son histogramme (b) et de la représentation de son diagramme quantiles-quantiles (c). . . . . 190

A.3 (a) Illustration d'un bruit pur $\eta_3$ extrait sur une zone de non fonctionnement sur un microcontrolleur STM32 90 nm, de son histogramme (b) et de la représentation de son diagramme quantiles-quantiles (c). . . . . 190

A.4 (a) Illustration d'un bruit pur $\eta_4$ extrait sur une zone de non fonctionnement sur un composant PWM 180 nm, de son histogramme (b) et de la représentation de son diagramme quantiles-quantiles (c). . . . . 191

A.5 (a) Illustration d'un bruit pur $\eta_5$ extrait sur une zone de non fonctionnement sur un composant PWM 180 nm, de son histogramme (b) et de la représentation de son diagramme quantiles-quantiles (c). . . . . 191

A.6 Base de données de signaux bruités théoriques comprenant plusieurs ondes temporelles de type créneau avec différentes largeurs d'impulsions. Valeur écart-type du bruit $Var_\eta = 1.5$. . . . . 192

B.1 Base de données d'images de synthèses représentant les cas les plus fréquents rencontrés lors d'acquisitions en émission de lumière statique . 193

C.1 Représentation d'un composant simulé contenant plusieurs structures de zones d'intérêt. . . . . 195

C.2 Exemple de résultat de fusion décisionnelle simulé illustrant les trois types de décisions pouvant être obtenus. . . . . 196

D.1 Affichage de l'interface lors de son exécution. . . . . 198

D.2 Choix de la taille du voisinage du filtre médian et affichage du résultat de segmentation. . . . . 198

D.3 Affichage des zones d'émissions en trois dimensions ainsi que l'onde temporelle correspondant au choix de l'utilisateur. . . . . 199

D.4 Affichage de l'interface lors de son exécution. . . . . 200

D.5 Étape de filtrage de l'image considérée. . . . . 201

D.6 Étape d'ajustement du contraste en mode automatique (a)/manuel(c) sur toute l'image ou par zone cadrée (b). . . . . 202

# LISTE DES TABLES

2.1 Récapitulatifs des attributs extraits par les techniques EOP/EOFM/EMMI/TRI ainsi que leurs inconvénients respectifs. . . . . 25

3.1 Résultats sur la base de données, du nombre d'acquisitions nécessaires à l'obtention d'un signal exploitable, et temps d'exécution associé. . . . . 45

3.2 Valeur de l'erreur quadratique pour chaque signal de la base de donnée, en fonction du choix de l'ondelette mère. . . . . 47

3.3 Tableau comparatif des temps d'exécution et du nombre de paramètres à estimer pour différents algorithmes d'acquisition comprimée. . . . . 53

3.4 Rapport signal/bruit de l'ensemble de la base de données de signaux déterminé pour chaque type et taille d'ondelette mère. . . . . 59

3.5 Tableau récapitulatif des deux algorithmes de filtrage étudiés. . . . . 62

3.6 Tableau comparatif des complexités algorithmiques pour les deux méthodes de filtrage présentées. . . . . 62

3.7 Résultats des temps de traitement pour les 10 signaux de notre base de données. Les paramètres utilisés pour le filtrage à ondelettes et moyennage sont : une ondelette mère $sym4$ et un niveau de décomposition valant 5. Pour l'acquisition comprimée les paramètres sont les mêmes excepté le nombre d'échantillons utiles passant de 10000 à 2000 points. . . . . 63

4.1 Taux de succès du procédé de segmentation appliqué à dix cas réels. . . . 82

4.2 SSIM de l'ensemble du dataset d'images EOFM, déterminé pour chaque type et taille d'ondelette mère. Les valeurs en gras représentant le SSIM maximum obtenu pour chaque image. . . . . 97

4.3 Temps d'exécutions du procédé de filtrage en fonction du type d'ondelette mère. . . . . 99

4.4 Avantages et inconvénients de chaque type de modulation laser. . . . . 110

4.5 Comparaison des temps d'exécution pour les modes de modulation asynchrone et synchrone pour différentes tailles d'images. . . . . 111

5.1 Comparaison des méthodes de fusion haut niveau. . . . . 128

5.2 Resultats d'application suivant la règle combinatoire de Dempster-Shafer. 133

5.3 Resultats d'application suivant la règle combinatoire de Dempster-Shafer avec inclusion de l'avis d'un seul expert modélisé par la masse $m_3$. . . . . 135

# A

# TESTS D'ADÉQUATION À LA LOI NORMALE ET BASE DE DONNÉES DE SIGNAUX BRUITÉS THÉORIQUES

## A.1/ TESTS DE NORMALITÉ

Dans cette première partie d'annexe, nous présenterons plusieurs tests de normalité effectués avec différentes mesures de bruit pur. Ces tests sont caractérisés respectivement par l'enveloppe de l'histogramme et par un diagramme quantiles-quantiles. Les figures qui vont suivre illustrent chacun de ces tests :

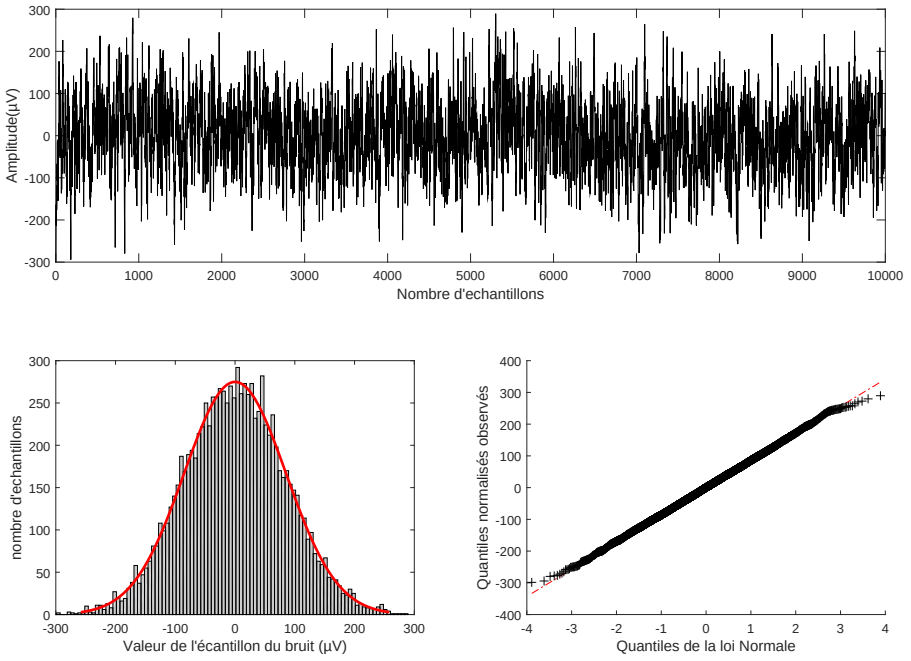



FIGURE A.1 – (a) Illustration d'un bruit pur $\eta_1$ extrait sur une zone de non fonctionnement sur un microcontrolleur STM32 90 nm, de son histogramme (b) et de la représentation de son diagramme quantiles-quantiles (c).

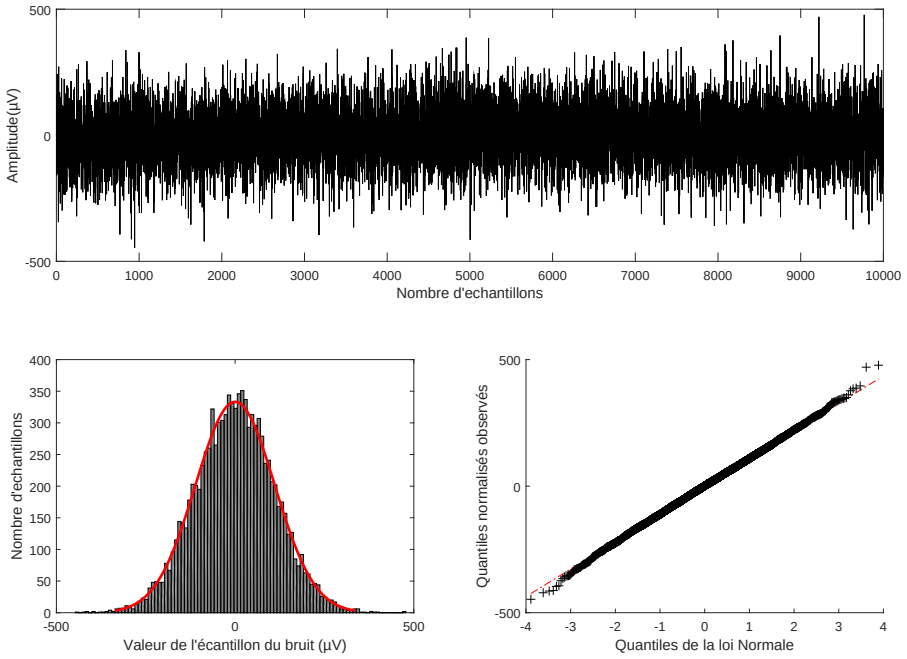



FIGURE A.2 – (a) Illustration d'un bruit pur $\eta_2$ extrait sur une zone de non fonctionnement sur un microcontrolleur STM32 90 nm, de son histogramme (b) et de la représentation de son diagramme quantiles-quantiles (c).

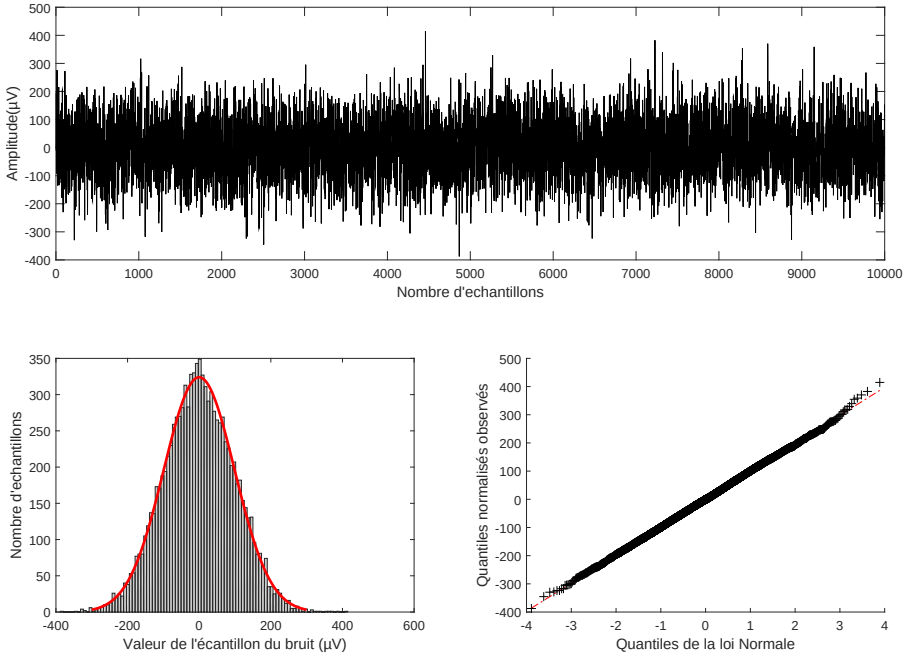



FIGURE A.3 – (a) Illustration d'un bruit pur $\eta_3$ extrait sur une zone de non fonctionnement sur un microcontrolleur STM32 90 nm, de son histogramme (b) et de la représentation de son diagramme quantiles-quantiles (c).

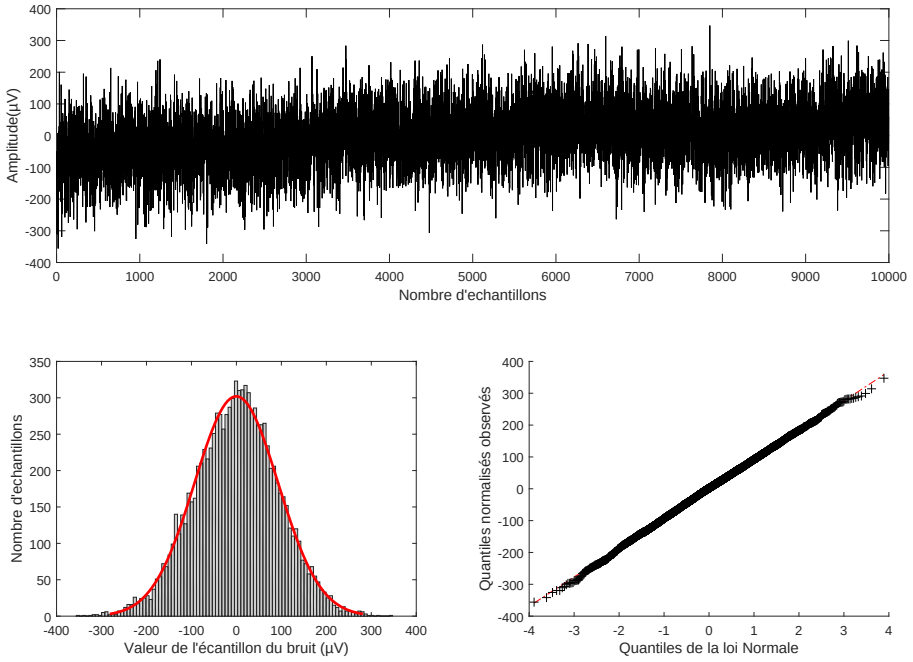



FIGURE A.4 – (a) Illustration d'un bruit pur $\eta_4$ extrait sur une zone de non fonctionnement sur un composant PWM 180 nm, de son histogramme (b) et de la représentation de son diagramme quantiles-quantiles (c).

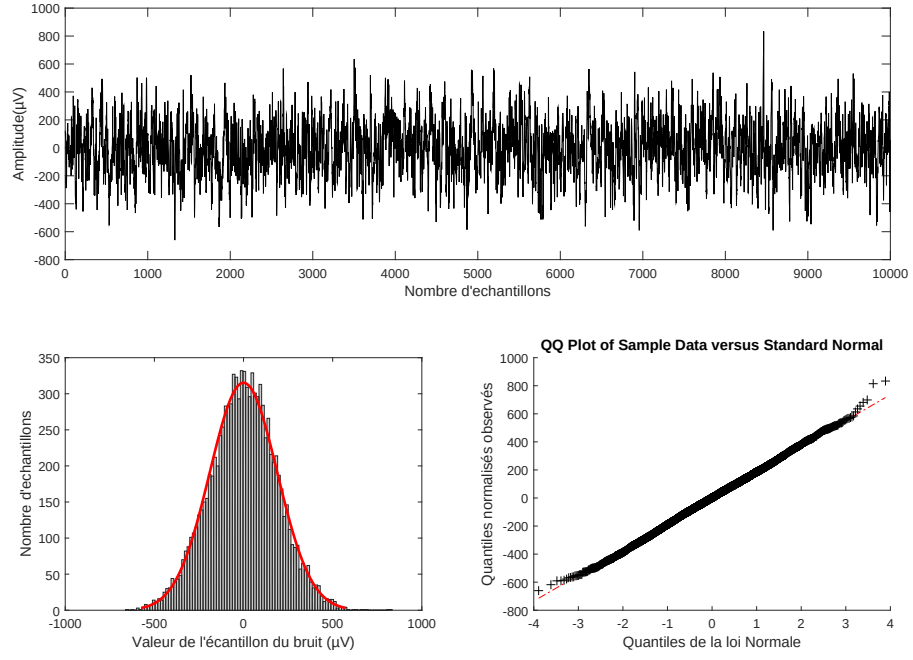



FIGURE A.5 – (a) Illustration d'un bruit pur $\eta_5$ extrait sur une zone de non fonctionnement sur un composant PWM 180 nm, de son histogramme (b) et de la représentation de son diagramme quantiles-quantiles (c).

## A.2/ BASE DE DONNÉES SIGNAUX THÉORIQUES BRUITÉS

La seconde partie de cette annexe, illustre l'ensemble des signaux théoriques utilisés pour caractériser la méthode suggérée pour le filtrage par acquisition comprimée :

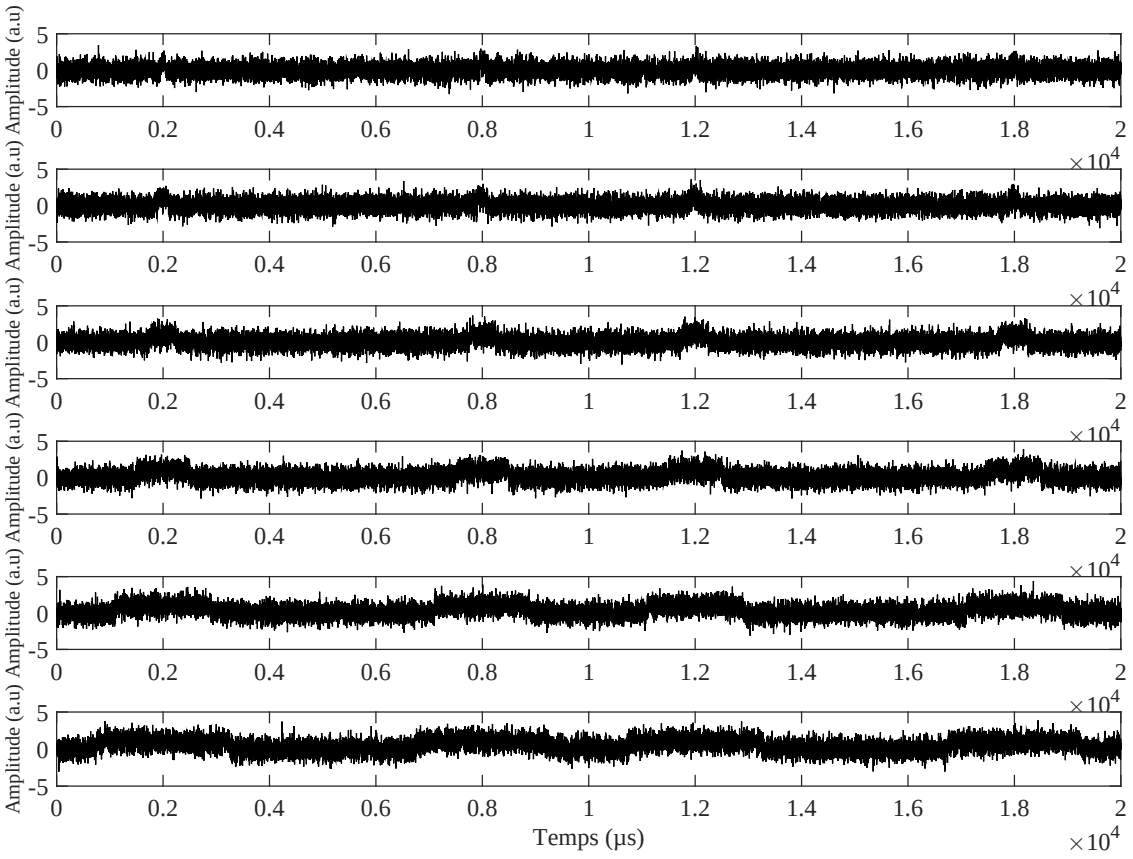



FIGURE A.6 – Base de données de signaux bruités théoriques comprenant plusieurs ondes temporelles de type créneau avec différentes largeurs d'impulsions. Valeur écart-type du bruit $Var_\eta = 1.5$.

# B

# BASE DE DONNÉES D'IMAGES DE SYNTHÈSE TRI

Dans cette annexe, nous présentons la série d'images de synthèses crées spécifiquement pour observer l'influence des différents paramètres utilisés dans le processus de segmentation par maxima locaux.

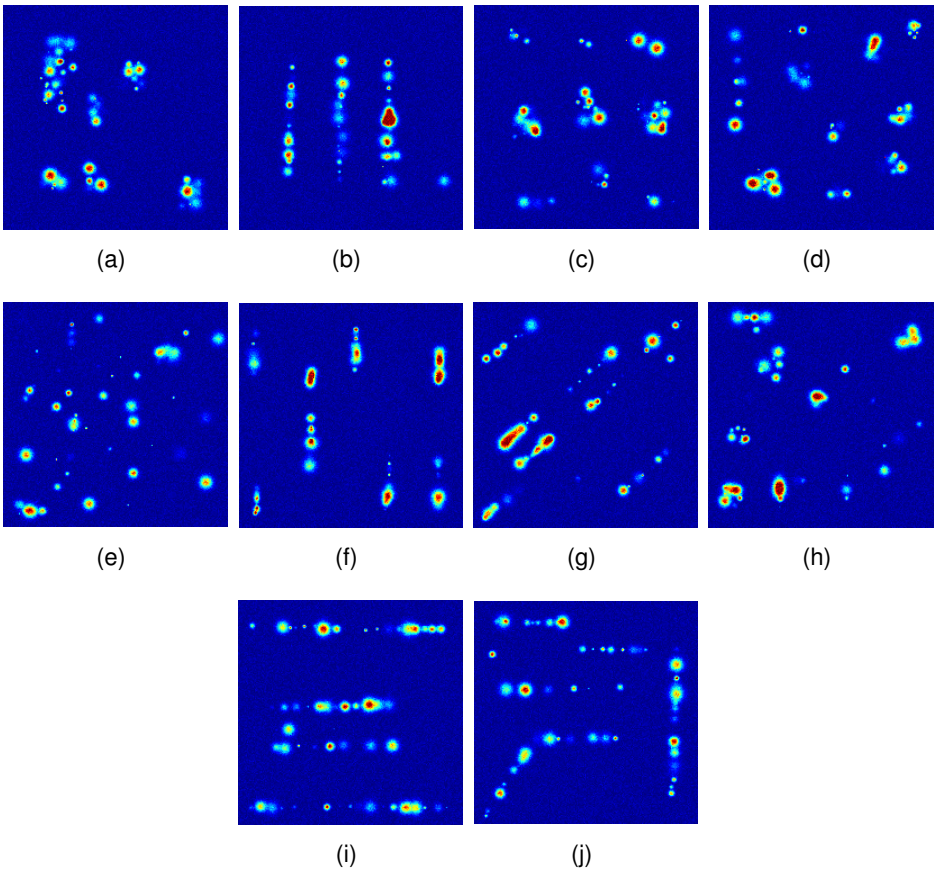



FIGURE B.1 – Base de données d'images de synthèses représentant les cas les plus fréquents rencontrés lors d'acquisitions en émission de lumière statique

# C

# SIMULATIONS DE ZONES D'INTÉRÊTS SUR COMPOSANT MODÉLISÉ

Dans cette annexe, nous détaillons la phase de simulation de zones d'intérêts sur composant sain ou en défaut pour démontrer les performances de la méthode de fusion proposée. La première étape a été de simuler ces zones sous formes de structures contenant chacune un signal EOP, un signal TRI, les coordonnées du barycentre d'une zone d'émission EOFM et EMMI. Un exemple de ce type de simulation est représenté par la FIGURE C.1 et le prototype de la structure.

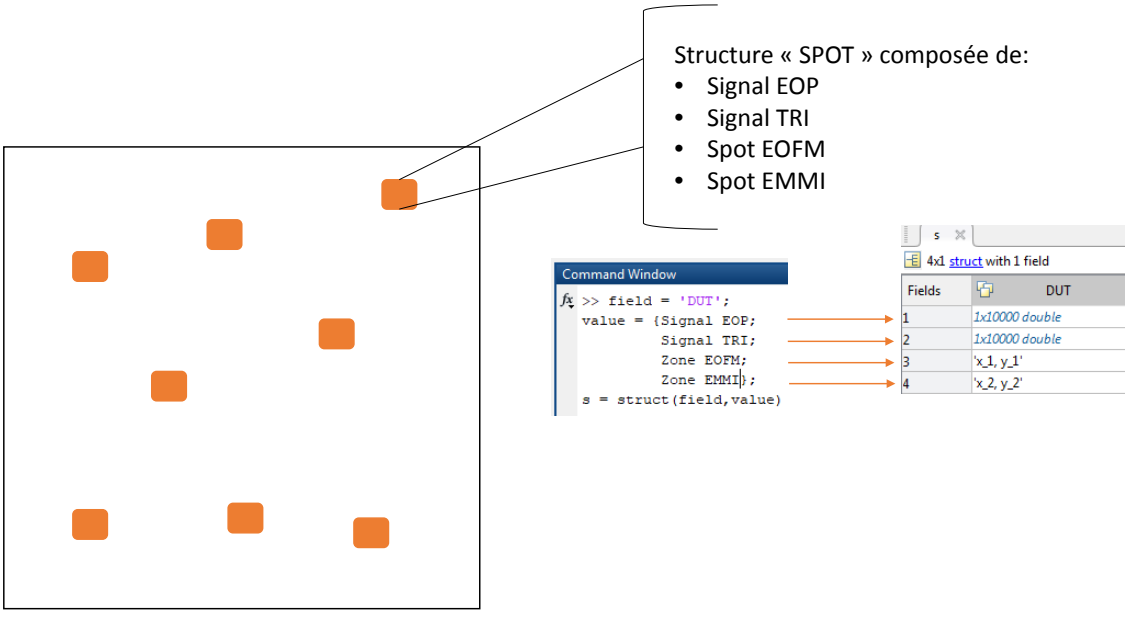



FIGURE C.1 – Représentation d'un composant simulé contenant plusieurs structures de zones d'intérêt.

Une fois les zones simulées sur le composant de synthèse, la procédure d'amélioration des données signaux et images peut avoir lieu pour enchaîner vers la phase de mise en référentiel commun. L'étape de fusion intermédiaire réalisée, les fonctions de masses $m_{EOP/TRI}$ et $m_{EOFM/EMMI}$ peuvent ainsi être calculées.

Les différentes masses calculées deviennent ainsi les entrées de la règle de décisionnelle. Une fois la règle de Demspter-Shafer appliquée à ces dernières, il en résulte l'image du composant simulée avec des différentes couleurs indiquant les décisions ***défaut*** (rouge), ***non défaut*** (bleu) ou alors ***doute*** (vert). Un exemple de résultat de ce type de simulation est illustré en FIGURE C.2.

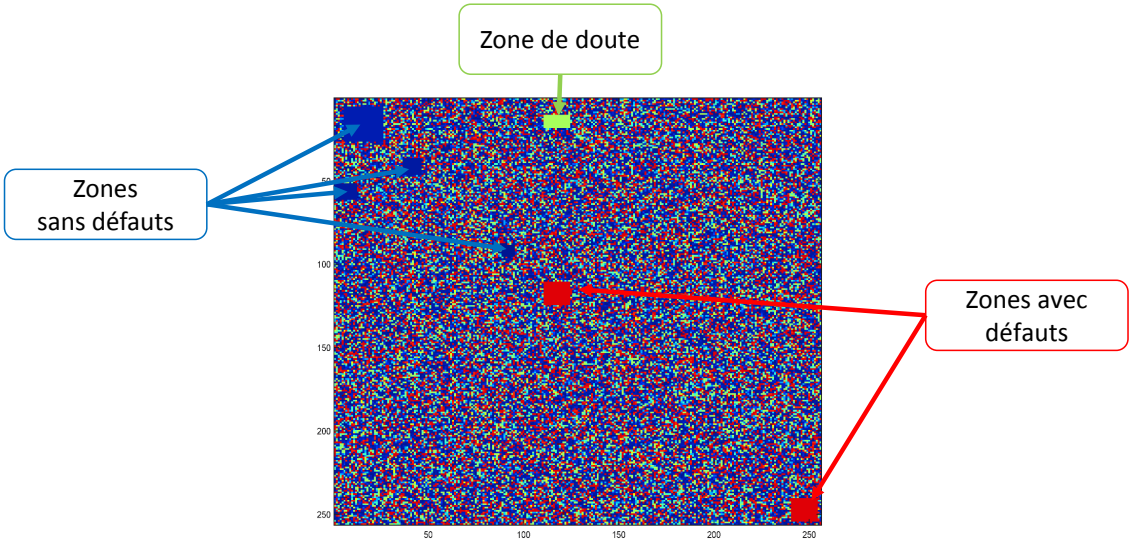



FIGURE C.2 – Exemple de résultat de fusion décisionnelle simulé illustrant les trois types de décisions pouvant être obtenus.

# D

# RÉALISATION D'INTERFACES GRAPHIQUES

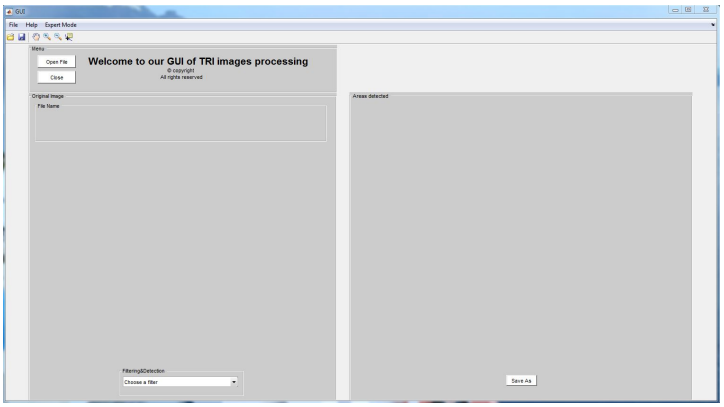
Les traitements des images acquises en émission de lumière et sondage laser présentés dans ces travaux de thèse ont fait l'objet d'un développement sous forme d'interfaces graphiques dans le but de servir de démonstrateur lors d'entretiens avec les industriels et les chercheurs du domaine. Une part du temps de ces travaux de recherche a été consacré à leurs développements, afin d'appréhender au mieux l'utilisateur et ses tâches. Ce genre d'interface se doit d'être à la fois ergonomique et intuitive mais également conçue de sorte à fournir à l'utilisateur un résultat rapide et simple d'interprétation dans le but d'optimiser au mieux le diagnostique du composant. Cette annexe présente les différentes étapes d'utilisation de chacune d'elles.

Nous rappelons que les fonctions incorporées dans ces interfaces sont toutes sous copropriété CNES/UBFC via des licences logiciels.

## D.1/ TRAITEMENT DES IMAGES EN ÉMISSION DE LUMIÈRE

1. Étape 1 : Lancement de l'interface et affichage des données TRI en deux dimensions.

   Une fois le l'interface lancée, l'utilisateur peut charger les données TRI de son choix et d'en visualiser la projection en deux dimensions illustrant les différentes zones d'activités de la zone du circuit considérée avec une échelle de couleur adaptée. Une fois l'affichage des données établie, l'utilisateur n'a plus qu'à choisir le niveau de filtrage qu'il souhaite appliquer.

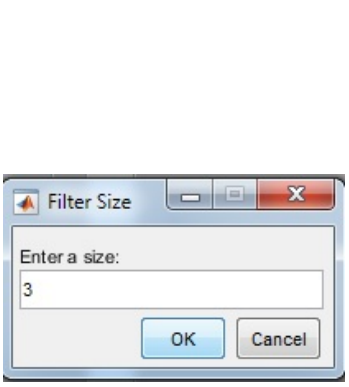



(a)

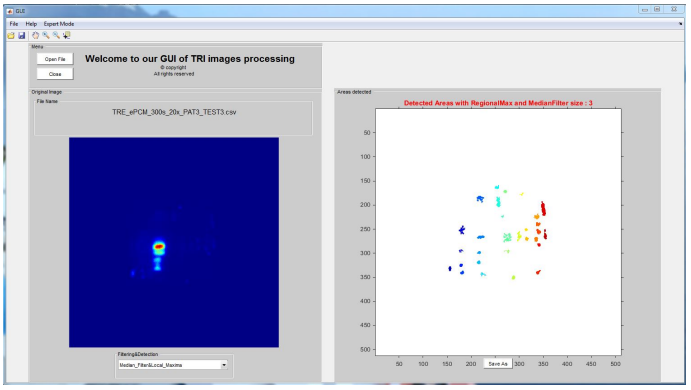
(b)

FIGURE D.1 – Affichage de l'interface lors de son exécution.

**2.** Étape 2 : L'utilisateur sélectionne une taille pour le voisinage du filtre médian à appliquer.



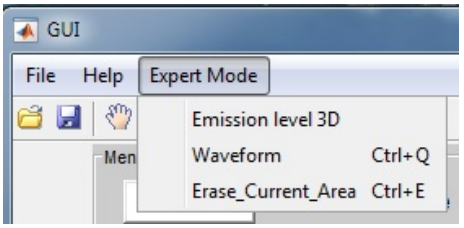

(a)



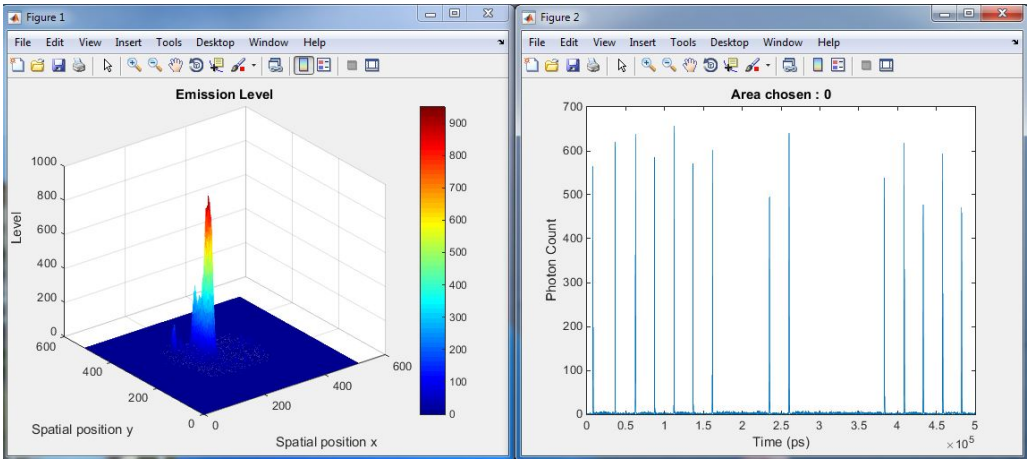

(b)

FIGURE D.2 – Choix de la taille du voisinage du filtre médian et affichage du résultat de segmentation.

**3.** Étape 3 : Un mode expert est disponible pour visualiser les pics d'émissions en trois dimensions, ainsi que l'onde temporelle correspondant à une zone d'intérêt choisie au préalable par l'utilisateur grâce à un outils de sélection.




(a)




(b)

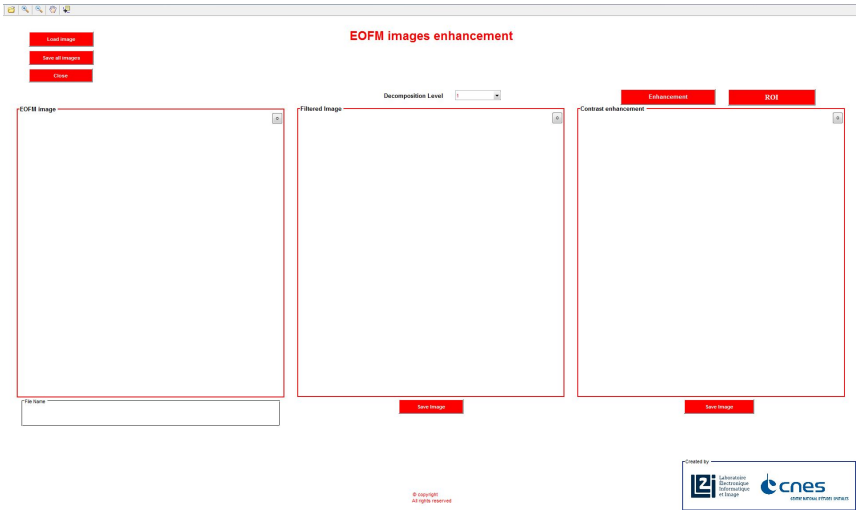
FIGURE D.3 – Affichage des zones d'émissions en trois dimensions ainsi que l'onde temporelle correspondant au choix de l'utilisateur.

## D.2/ INTERFACE TRAITEMENT DES IMAGES EN SONDAGE LASER (EOFM)

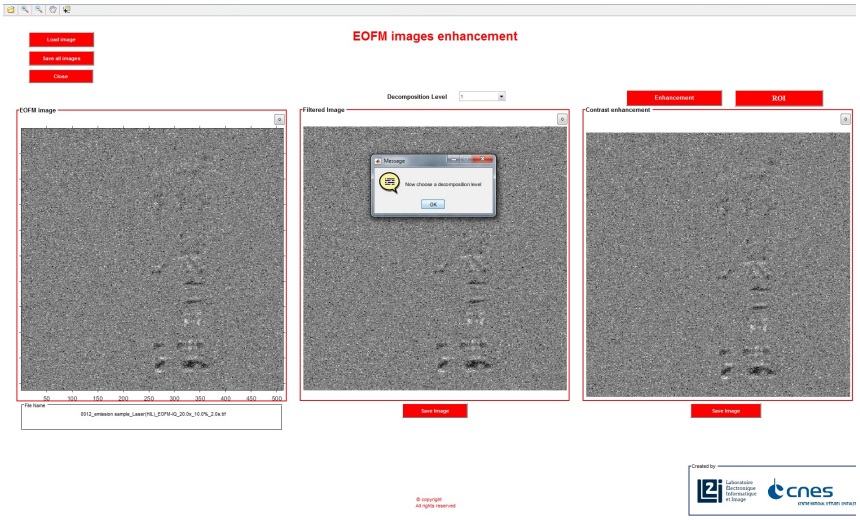
Cette partie illustre le mode d'emploi de l'interface réalisée pour le traitement des images EOFM :

**1.** Étape 1 : Lancement de l'interface et affichage de l'image à traiter.

Dès l'exécution du programme, l'utilisateur aura à sa disposition la possibilité de charger depuis n'importe quel répertoire l'image qu'il souhaite traiter et verra apparaitre le séquencement de la procédure à suivre.




(a)

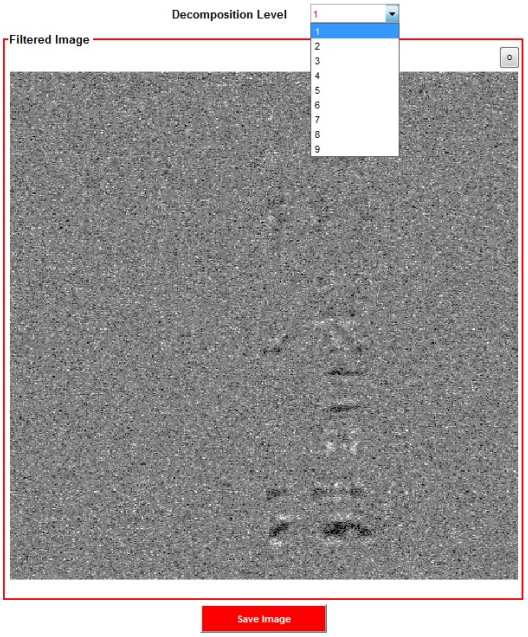



(b)

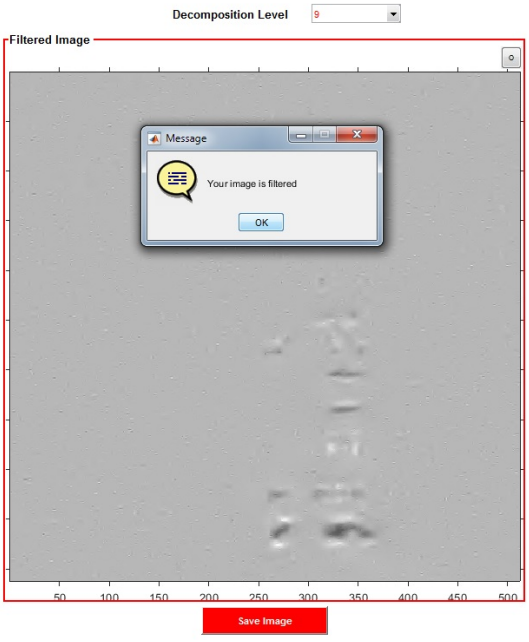
FIGURE D.4 – Affichage de l'interface lors de son exécution.

**2.** Étape 2 : Choix du niveau de décomposition et affichage de l'image filtrée.

Une fois l'image sélectionnée, il sera automatiquement demandé à l'utilisateur de choisir un niveau de décomposition correspondant au niveau de filtrage désiré. Les niveaux sont disponibles dans la barre de choix au dessus de l'image à filtrer.




(a)

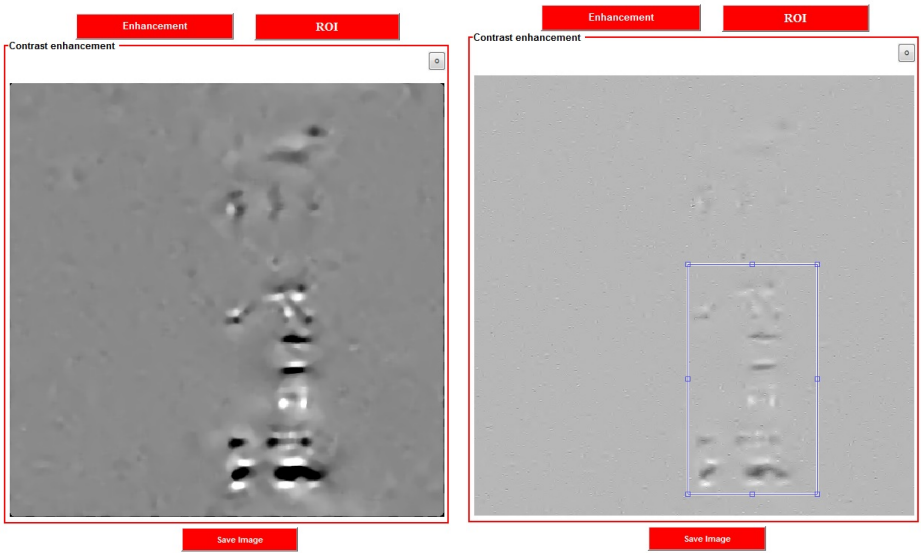



(b)

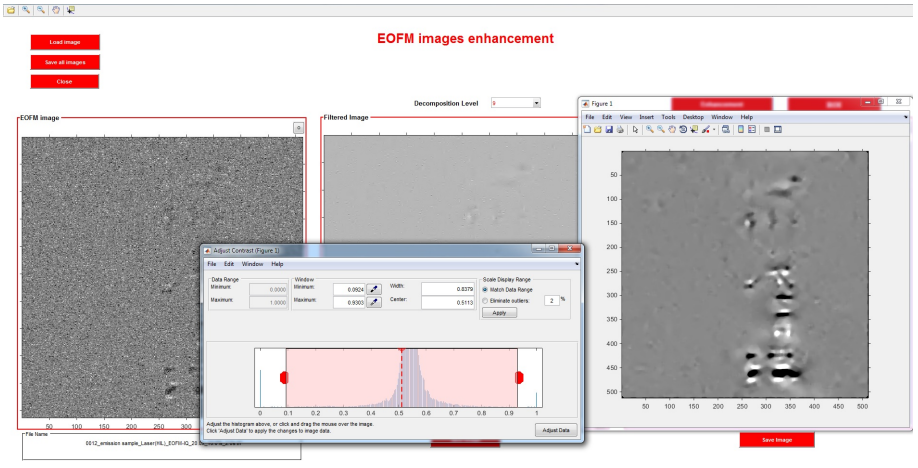
FIGURE D.5 – Étape de filtrage de l'image considérée.

**3.** Étape 3 : Ajustement du contraste.

Le processus de traitement des images EOFM est achevé par l'ajustement du contraste pour faire apparaître les différentes zones d'intérêt. L'utilisateur dispose de trois modes d'ajustements : le mode automatique sur toute l'image, un ajustement manuel sur l'histogramme ou alors un ajustement sur une zone définie par l'utilisateur.




(a) (b)




(c)

FIGURE D.6 – Étape d'ajustement du contraste en mode automatique (a)/manuel(c) sur toute l'image ou par zone cadrée (b).

## Résumé :

Ce manuscrit de thèse illustre l'ensemble des travaux de recherche répondant aux problématiques de traitement des données issues des techniques de localisation de défauts. Cette phase de localisation étant une étape déterminante dans le processus d'analyse de défaillances des circuits submicroniques, il est primordial que l'analyste exploite les résultats de l'émission de lumière et du sondage laser. Cependant, ce procédé d'expertise reste séquentiel et dépend uniquement du jugement de l'expert. Cela induit une probabilité de localisation non quantifiée. Afin de pallier ces différents défis, nous avons développé tout au long de cette thèse, une méthodologie d'analyse multimodale et multicritères exploitant le caractère hétérogène et complémentaire des techniques d'émission de lumière et de sondage laser. Ce type d'analyse reposera sur des outils de haut niveau tels que le traitement du signal et la fusion de données, pour au final apporter une aide décisionnelle à l'expert à la fois qualitative et quantitative.
Dans un premier temps, nous détaillerons l'ensemble des traitements utilisés en post-acquisition pour l'amélioration des données 1D et 2D. Par la suite, l'analyse spatio-temporelle des données en sondage laser sera explicitée. L'aide décisionnelle fera l'objet de la dernière partie de ce manuscrit, illustrant la méthode de fusion de données utilisée ainsi que des résultats de validation.

**Mots-clés :** Analyse de défaillances, circuits intégrés, localisation de défauts, analyse multimodale et multi-critères, traitement du signal/images, fusion de données.

## Abstract:

The purpose of this manuscript is to exhibit the research work solving the issue of data processing stem from defect localization techniques. This step being decisive in the failure analysis process, scientists have to harness data coming from light emission and laser techniques. Nevertheless, this analysis process is sequential and only depends on the expert's decision. This factor leads to a not quantified probability of localization. Consequently to solve these issues, a multimodal and multicriteria analysis has been developped, taking advantage of the heterogeneous and complementary nature of light emission and laser probing techniques. This kind of process is based on advanced level tools such as signal/image processing and data fusion. The final aim being to provide a quantitive and qualitative decision help for the experts.
The first part of this manuscript is dedicated to the description of the entire process for 1D and 2D data enhancement. Thereafter, the spatio-temporal analysis of laser probing waveforms will be tackled. Finally, the last part highlights the decision support brought by data fusion.

**Keywords:** Failure analysis, VLSI, defect localization, multimodal and multicriteria analysis, signal/image processins, data fusion.

SPIM

■ École doctorale SPIM - Université de Bourgogne/UFR ST BP 47870 F - 21078 Dijon cedex
■ tél. +33 (0)3 80 39 59 10 ■ ed-spim@univ-fcomte.fr ■ www.ed-spim.univ-fcomte.fr

UNIVERSITÉ DE BOURGOGNE