

N° d'ordre : 3660

THÈSE

PRESENTÉE A

L'UNIVERSITÉ BORDEAUX I

ÉCOLE DOCTORALE DES SCIENCES PHYSIQUES ET DE L'INGÉNIEUR

En cotutelle avec

L'Université Technique de Cluj-NAPOCA (Roumanie)

Par **Sorin POP**

POUR OBTENIR LE GRADE DE

DOCTEUR

SPÉCIALITÉ : Automatique, Productique, Signal et Images

MODÈLES DE FUSION ET DIFFUSION PAR ÉQUATIONS AUX DÉRIVÉES PARTIELLES : APPLICATION À LA SISMIQUE AZIMUTALE

Soutenue le 11 novembre 2008

Après avis de :

MM. Jocelyn CHANUSSOT	Professeur – ENSIEG / Institut National Polytechnique de Grenoble	Rapporteurs
Ioan NAFORNITA	Professeur – Université Polytechnique de TIMISOARA (Roumanie)	

Devant la commission d'examen formée de :

MM. Aurel VLAICU	Vice-Recteur – Université Technique de Cluj-Napoca (Roumanie)	Président Rapporteur
Olivier LAVIALLE	Professeur – ENITA de Bordeaux	
Mme. Monica BORDA	Professeur – Université Technique de Cluj-Napoca (Roumanie)	Examineurs
MM. Pierre BAYLOU	Professeur émérite – ENSEIRB Bordeaux	
Jocelyn CHANUSSOT	Professeur – ENSIEG / Institut National Polytechnique de Grenoble	Invité
Ioan NAFORNITA	Professeur – Université Polytechnique de TIMISOARA (Roumanie)	
Romulus TEREDES	Maître de Conférences – Université Technique de Cluj-Napoca	

REMERCIEMENTS

Le travail présenté dans ce mémoire est issu d'une collaboration entre l'Université Technique de Cluj-Napoca, Roumanie et l'Université Bordeaux I, France, sous la forme d'une convention de cotutelle de thèse. L'activité de recherche s'est déroulée au sein du Laboratoire d'Analyse des Signaux et Images Sismiques (LASIS) partie de l'Equipe Signal et Image du Laboratoire de l'Intégration du Matériau au Système (IMS - UMR5218) et au laboratoire de la Théorie de Transmission de l'Information du département de Communication de l'Université Technique de Cluj-Napoca.

Je tiens d'abord à remercier Madame Monica Borda, professeur à l'Université Technique de Cluj-Napoca et Monsieur Pierre Baylou professeur à l'ENSEIRB, qui m'ont encadré et conseillé judicieusement durant ces 4 années. Je leur suis particulièrement reconnaissant pour le soutien toujours pertinent, pour leur disponibilité et l'intérêt manifesté envers mon travail. Mis à part l'aspect scientifique, je leur exprime également toute ma gratitude pour avoir assuré le meilleur cadre pour le déroulement de ce travail. J'admire aussi l'esprit combatif et la gentillesse de Madame Monica Borda et l'esprit toujours jeune de Monsieur Pierre Baylou qui n'arrête jamais de chercher les défis.

Mes remerciements les plus vifs et les plus sincères vont à Monsieur Olivier Laviolle, Professeur à l'ENITA de Bordeaux, qui a co-encadré et soutenu ces travaux de recherche, tant pour ses idées précieuses que pour ses encouragements continus et conseils pertinents tout au long de ces années. Sans son appui, qui dépasse largement le cadre professionnel, cette thèse n'aurait pas eu son « happy ending ». Je tiens à remarquer le milieu amical que Monsieur Olivier Laviolle crée pour ses étudiants, qui assure ainsi un cadre tranquille, propice à l'activité de recherche.

Je remercie tout particulièrement Monsieur Romulus Terebeș, Maître de Conférence à l'Université Technique de Cluj-Napoca, le premier docteur de ces deux universités (Université Technique de Cluj-Napoca et Université Bordeaux I) pour les discussions agréables mais toujours chargées de contenu substantielles. Je ne cache pas que la relation d'amitié entre nous a été une des raisons pour laquelle j'ai choisi de continuer la carrière dans le cadre de l'Université Technique.

J'espère que la collaboration avec ces quatre enseignants continuera encore longtemps.

J'adresse également mes remerciements à Monsieur A. Vlaicu, professeur à l'Université Technique de Cluj-Napoca, vice-recteur de l'université, pour m'avoir fait l'honneur d'être le président de mon jury.

Je tiens à remercier aussi Monsieur I. Naforniță, professeur à l'Université Politehnica de Timisoara et Monsieur J. Chanussot, professeur à Grenoble INP, rapporteurs de cette thèse qui ont accepté de lire et de juger mon manuscrit. Je leur suis reconnaissant pour leur participation à cette soutenance, malgré les longues distances qui les séparaient de Cluj-Napoca.

J'exprime toute ma reconnaissance à Monsieur M. Najim, professeur à l'ENSEIRB et directeur de l'Equipe Signal et Image pour m'avoir accueilli dans son laboratoire et pour m'avoir offert les meilleures conditions de travail possibles durant toute la période de préparation de la thèse en France.

Je remercie également Monsieur N. Keskes, directeur de recherche, et Monsieur S. Guillon, ingénieur de recherche à TOTAL, qui ont permis de valoriser les méthodes développées à travers une validation des performances sur des données sismiques réelles. J'apprécie sincèrement l'accueil qu'ils m'ont réservé pendant ma visite à Pau.

J'exprime aussi ma gratitude envers les divers organismes qui ont soutenu financièrement mes séjours en France : le laboratoire, EGIDE et la Communauté européenne à travers le programme ERASMUS.

Je n'oublierai pas de remercier mes collègues de l'Equipe Signal et Image et de l'Université Technique de Cluj-Napoca, permanents ou doctorants, pour leur aide, leurs encouragements et les fructueuses discussions que nous avons eues ensemble.

Je tiens également à remercier mes amis de Cluj-Napoca et de Bordeaux pour leur soutien quotidien, leur aide, leur fidélité et tous les bons moments que nous avons passé ensemble. Enfin, je ne peux pas omettre de cette liste de remerciements, ma famille qui m'a soutenu constamment dans toutes mes décisions.

TABLE DE MATIÈRES

INTRODUCTION	7
CHAPITRE 1 FUSION D'IMAGES	10
1.1 FUSION DE DONNÉES	10
1.1.1 Définitions et objectifs.....	10
1.1.2 Classification des méthodes de fusion.....	12
1.2 FUSION D'IMAGES DE BAS NIVEAU	15
1.2.1 Particularités de la fusion bas niveau.....	15
1.2.2 Domaines d'application.....	16
1.3 ALGORITHMES DE FUSION BAS NIVEAU.....	17
1.3.1 Combinaisons de poids.....	17
1.3.2 Espace de couleurs.....	18
1.3.3 Méthodes multi-résolution.....	20
1.3.3.1 Analyse et synthèse pour les techniques multi-résolution	20
1.3.3.2 Méthodes pyramidales.....	21
Pyramides Gaussienne et Laplacienne	23
Pyramides des contrastes.....	25
Pyramide FSD (Filter-Substract-Decimate)	25
Pyramide de gradients.....	25
1.3.3.3 Transformées en ondelettes	26
DWT (Discrete Wavelets Transform)	26
SIDWT (Shift Invariante Discrete Wavelet Transform).....	28
Autres transformées en ondelettes utilisées dans la fusion.....	28
Transformées en ondelettes pour des images bruitées.....	29
1.3.3.4 Critères de fusion pour les techniques multi-résolution.....	31
1.4 MESURES DE QUALITÉ	33
1.4.1 Mesures de qualité pour le cas où une image référence existe	34
1.4.2 Facteur de qualité fondé sur la fréquence spatiale	35
1.4.3 Mesures de qualité proposées par Piella	36
1.4.4 Evaluation de la performance d'un système de fusion proposée par Xydeas et Petrovic	37
1.4.5 Evaluation de la performance d'un système de fusion de données bruitées proposée par Petrovic et Xydeas.....	40
1.4.6 Mesures de pertinence.....	41
1.5 CONCLUSIONS.....	41
CHAPITRE 2 EQUATIONS AUX DÉRIVÉES PARTIELLES POUR LE FILTRAGE ET LE REHAUSSEMENT D'IMAGE	43
2.1 INTRODUCTION	43
2.2 FILTRAGE LINÉAIRE ET ANALYSE MULTI-ÉCHELLE.....	44
2.2.1 Analyse multi-échelle	44
2.2.2 Filtrage linéaire	45
2.2.3 Filtrage linéaire fondé sur la diffusion	46
2.3 FILTRAGE NON LINÉAIRE : LE MODÈLE CLASSIQUE DE PERONA ET MALIK	47
2.3.1 Principe.....	47
2.3.2 Interprétation directionnelle	49
2.3.3 Choix des paramètres.....	51
2.3.4 Limitations du modèle	52
2.3.5 Schéma numérique	52
2.3.6 Versions régularisées.....	54
2.4 DIFFUSION NON-LINÉAIRE INCLUANT UN PROCESSUS DE REHAUSSEMENT	55
2.4.1 Forward and Backward Diffusion (FAB).....	55
2.4.2 Filtres de choc.....	57
2.4.3 Approches unificatrices et variationnelles	59
2.5 DIFFUSION ANISOTROPE.....	61
2.5.1 Diffusion tensorielle : CED - Coherence Enhancing Diffusion	62
2.5.2 Modèles 1D et 1D/2D de Terebes	65
2.6 MÉTHODES VARIATIONNELLES POUR LA FUSION.....	68

2.6.1	<i>Méthode proposée par Socolinsky</i>	69
2.6.2	<i>Améliorations de la méthode de Socolinsky proposées par Wang et al.</i>	71
2.6.3	<i>Méthode proposée par John et Vorantsov</i>	72
2.6.4	<i>Méthode variationnelle dédiée aux images satellitaires multispectrales</i>	75
2.7	CONCLUSIONS.....	76
CHAPITRE 3 FUSION ET DIFFUSION PAR EDP		77
3.1	MOTIVATION	77
3.2	FUSION D'IMAGES PAR EDP.....	78
3.2.1	<i>Terme de fusion</i>	78
3.2.2	<i>Régularisation du processus de fusion</i>	84
3.2.3	<i>Modèle complet de fusion</i>	88
3.2.4	<i>Comportement du modèle : stabilité et convergence</i>	89
3.3	COMPARAISON DES MÉTHODES DE FUSION SUR DES IMAGES NON-BRUITÉES.....	95
3.3.1	<i>Protocole expérimental</i>	96
3.3.1.1	Choix du facteur de qualité.....	96
3.3.1.2	Choix des méthodes de fusion et des paramètres à optimiser	97
3.3.1.3	Choix des applications.....	100
3.3.2	<i>Elimination du flou</i>	101
3.3.3	<i>Fusion multi-capteurs (application médicale)</i>	104
3.3.4	<i>Résultats sur images satellitaires</i>	106
3.3.5	<i>Résultats sur images de synthèse</i>	108
3.4	FUSION D'IMAGES BRUITÉES PAR EDP.....	111
3.4.1	<i>Modèles de fusion-diffusion</i>	111
3.4.2	<i>Résultats et comparaisons des méthodes de fusion et de filtrage sur des images bruitées</i>	116
3.5	CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES.....	123
CHAPITRE 4 FUSION ET DIFFUSION PAR EDP POUR LA SISMIQUE AZIMUTALE.....		125
4.1	L'IMAGERIE SISMIQUE DE RÉFLEXION	125
4.2	MÉTHODES DE DIFFUSION DÉDIÉES AUX DONNÉES SISMIQUES	129
4.2.1	<i>Filtrage adaptatif et diffusion sectorielle pour les données sismiques</i>	129
4.2.2	<i>Seismic Fault Preserving Diffusion (SFPD)</i>	131
4.2.2.1	Modèles CED 3D	131
4.2.2.2	Mesure de confiance pour les données sismiques 3D.....	134
4.2.2.3	Le modèle CED adapté aux données sismiques (SFPD)	136
4.2.2.4	Résultats expérimentaux.....	138
4.2.3	<i>3D Directional Diffusion (3D³)</i>	141
4.3	MODÈLE DE FUSION-DIFFUSION 3D.....	146
4.3.1	<i>Extension 3D du modèle de fusion-diffusion 2D</i>	146
4.3.2	<i>Résultats et comparaisons avec d'autres méthodes de fusion intégrant un processus de filtrage</i>	147
4.4	CONCLUSIONS.....	154
CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES		156
ANNEXE 1. RÉOLUTION NUMÉRIQUE POUR LES MODÈLES TENSORIELS 3D		159
ANNEXE 2. CALCUL DES VALEURS ET VECTEURS PROPRES POUR LE MODÈLE CED DE WEICKERT DANS LE CAS 3D		161
ANNEXE 3. JEUX DE PARAMÈTRES POUR ÉLIMINATION DU FLOU (§3.3.2).....		164
ANNEXE 4. JEUX DE PARAMÈTRES POUR L'APPLICATION MÉDICALE (§3.3.3).....		166
ANNEXE 5. JEUX DE PARAMÈTRES POUR LES IMAGES SATELLITAIRES (§3.3.4).....		168
ANNEXE 6. JEUX DE PARAMÈTRES POUR LES IMAGES DE SYNTHÈSE (§3.3.6).....		170
ANNEXE 7. JEUX DE PARAMÈTRES POUR LES IMAGES BRUITÉES (§3.4.2 – TABLEAU 3.11)..		171
ANNEXE 8. JEUX DE PARAMÈTRES POUR LES IMAGES DE SYNTHÈSE BRUITÉES (§3.4.2 – TABLEAU 3.12)		178
ANNEXE 9. JEUX DE PARAMÈTRES POUR LES BLOCS DE SYNTHÈSE BRUITÉES (§4.3.2 – TABLEAUX 4.3 ET 4.4).....		182
BIBLIOGRAPHIE		186

Introduction

Ce mémoire porte sur le développement de nouvelles méthodes de fusion d'image à partir d'un formalisme à base d'Equations aux Dérivées Partielles (EDP).

Les méthodes fondées sur les EDPs, notamment les méthodes dédiées au filtrage et au rehaussement, sont devenues des outils largement répandus dans le domaine du traitement d'images. Au sein du groupe Signal de l'UMR IMS, le développement de nouvelles méthodes de traitement basé sur les EDP est une activité centrale. Cette activité a débuté à travers une première thèse générale sur les modèles de diffusion 2D particulièrement dédiés aux images présentant des structures orientées. Des modèles de diffusion 3D pour la sismique ont été ensuite développés au travers d'une seconde thèse dans le cadre du laboratoire commun LASIS avec le groupe pétrolier Total. Cette expérience dans le filtrage par EDP est à la base des travaux développés dans cette thèse, l'axe central étant l'extension de ces modèles EDP vers des problématiques de fusion.

Nous avons développé notre approche dédiée à la fusion en nous appuyant sur l'idée de processus de rehaussement contenu dans la plupart des modèles classiques de diffusion. L'objectif de rehaussement des contours est assimilable à l'un des objectifs de la fusion : l'information pertinente (équivalente aux contours) doit être retrouvée dans l'image résultante.

De manière générale, le rehaussement des contours passe par l'utilisation d'une équation inverse. Dans notre modèle de fusion, l'évolution de chaque image d'entrée est conduite par une telle équation. Cette équation unique doit nécessairement être accompagnée d'un détecteur global d'information utile qui permet de sélectionner le signal à injecter. De plus, une équation de diffusion inverse, comme toute déconvolution gaussienne, soulève des problèmes de stabilité et de régularisation de la solution. Pour contrecarrer ces problèmes, un terme de régularisation doit également être intégré au modèle.

Le modèle complet de fusion par EDP est finalement assimilable à un système évolutif coopératif, où l'information contenue dans chaque image de départ évolue vers l'information utile aboutissant à la convergence du processus.

L'objectif est, bien entendu, de réaliser un modèle de fusion par EDP dont l'efficacité est comparable aux méthodes classiques de fusion. Cependant, notons que l'intérêt essentiel d'une telle approche est de traiter tout naturellement avec ce formalisme des données bruitées en associant deux processus : fusion – diffusion. Un autre avantage de ce formalisme est son adaptation immédiate à différents types de données en jouant sur les EDP mises en œuvre.

L'application des modèles de fusion-diffusion aux données sismiques est à l'origine de ce travail. En particulier, les données relevant de la sismique azimutale se présentent sous la forme d'un ensemble de blocs 3D représentant la même zone souterraine résultant d'une acquisition par « sismique réflexion » selon plusieurs orientations (ou azimuts). Pour répondre aux besoins de filtrage de ces données sismiques affectées par du bruit d'acquisition, nous avons proposé deux méthodes originales de diffusion 3D. Nous présenterons dans ce mémoire l'approche de fusion 3D intégrant une de ces méthodes nommée SFPD (Seismic Fault Preserving Diffusion) telle que nous l'avons proposé à notre partenaire industriel et qui a fait l'objet d'un transfert au cours du printemps 2008.

Ce mémoire comporte 4 chapitres : 2 chapitres bibliographiques sur les 2 domaines au centre de notre problématique : la fusion et les EDP ; un chapitre consacré à la description de notre modèle de fusion par EDP et un chapitre final dédié au traitement des données sismiques par fusion - diffusion.

Le Chapitre 1 introduit succinctement les concepts généraux de la fusion de données avant de se centrer sur la thématique de la fusion d'image et en particulier la fusion d'image de bas niveau. Nous présenterons les méthodes de fusion classiques, comme celles employant une décomposition pyramidale ou une transformée en ondelette ainsi que leurs différents critères de fusion. Certaines de ces méthodes peuvent être adaptées à la fusion d'images bruitées - un point central de notre travail. Une partie importante de ce chapitre est consacrée à la présentation des mesures de qualité permettant de quantifier l'efficacité d'une méthode de fusion. Si pour le cas de données non-bruitées la littérature est assez riche en facteur de qualité impliquant ou non une image référence, dans le cas de données bruitées les facteurs de qualité s'appuient nécessairement sur une image référence.

Le Chapitre 2 est dédié aux traitements d'images à base d'EDP. Le filtrage est le domaine où ce formalisme est le plus répandu. Nous présenterons les modèles classiques : la diffusion isotrope, le modèle non-linéaire de Perona et Malik ou le modèle tensoriel de Weickert, mais aussi les modèles de filtrage moins classiques mais qui ont influencé notre réflexion pour construire les approches originales de fusion ou de diffusion.

La fin du chapitre est consacrée aux rares méthodes abordant les problématiques de fusion par EDP. Les approches que nous décrivons sont fondées sur la minimisation d'une fonctionnelle. Elles proposent des solutions pour l'élimination du bruit qui seront également décrites et analysées dans ce chapitre ainsi que dans le chapitre 3.

Le Chapitre 3 est consacré à la présentation progressive de notre modèle EDP de fusion, constitué par le terme de fusion (diffusion inverse isotrope), le terme de régularisation et une contrainte sur les niveaux de gris. Les images d'entrée étant considérées comme les conditions initiales du modèle et leur évolution dépendant les unes des autres. Le maximum du gradient observé localement constitue l'information utile qui induit l'évolution du processus coopératif. Nous proposons deux discrétisations de ce maximum, générant deux modèles discrets présentant des différences en terme de vitesse de convergence des images vers l'image solution.

Le modèle continu avec ses deux discrétisations permet de ne pas introduire d'artéfacts et conduit aux comportements désirés : amélioration, injection totale et préservation de l'information utile. Le fonctionnement de notre fusion est illustré au travers d'exemples empruntés à des domaines d'application classiques et sur des images de synthèse. La comparaison avec les méthodes classiques de fusion est menée au moyen d'un facteur de qualité. Ce facteur est également utilisé dans la recherche supervisée du jeu de paramètres optimal pour chaque méthode étudiée.

Dans le cas d'images bruitées, l'idée est d'ajouter un terme de diffusion qui élimine efficacement le bruit. Le choix du terme de diffusion peut reposer sur la multitude des modèles existants dans la littérature. Les solutions proposées sont étudiées dans la suite de ce chapitre 3. Le chapitre se poursuit par la comparaison entre nos modèles de fusion-diffusion et les méthodes de fusion qui prennent en charge le bruit, notamment celles fondées sur la transformée en ondelette ou sur les EDP. Nous présenterons également une amélioration de la méthode de fusion EDP de Socolinsky en intégrant le terme de diffusion utilisé dans notre modèle. Les méthodes ont été testées sur deux applications présentant des images corrompues par un bruit blanc gaussien de faible et de forte intensité.

Le Chapitre 4 est entièrement dédié à l'application qui est à l'origine de cette thèse : l'utilisation des modèles de fusion et de diffusion dans le domaine sismique. Nous présenterons quelques généralités sur la sismique azimutale avant de décrire le comportement des deux modèles 3D de diffusion proposés : 3D³ (3D Directional Diffusion) et SFPD (Seismic Fault Preserving Diffusion). Le modèle 3D³ est l'extension directe du filtre anisotrope 1D de Terebes qui utilise la dérivée directionnelle dans la gestion de la diffusion. Le modèle SFPD inspiré par un modèle tensoriel est adapté localement de manière à obtenir un processus de diffusion 1D au voisinage des failles, et un processus de lissage 2D le long des horizons sismiques. Des indications précisant les stratégies d'implantation sont données dans ce chapitre et dans les annexes 1 et 2.

A partir de blocs de synthèse, nous comparons le modèle de fusion-diffusion 3D que nous proposons aux extensions 3D des modèles de fusion décrits dans le chapitre précédent. Enfin, des résultats sur des blocs sismiques réels vont permettre d'illustrer l'utilité de nos travaux.

Chapitre 1

Fusion d'images

L'objectif de ce premier chapitre est de présenter dans un premier temps les concepts généraux de la fusion de données. Ensuite, nous nous intéresserons particulièrement aux travaux développés jusqu'à aujourd'hui autour du cas spécifique de la fusion bas niveau, aussi appelée fusion au niveau du signal, (ou donnée, pixel).

Nous évoquerons les méthodes les plus classiques de la littérature en détaillant spécifiquement celles qui prennent en compte la fusion d'images bruitées. Enfin nous présenterons les approches proposées pour évaluer la qualité des résultats de fusion ; ces approches nous seront utiles dans la suite du document pour évaluer la qualité de nos propres résultats et la comparer ainsi à certaines méthodes de référence.

Notons enfin que récemment quelques approches de fusion fondées sur des formalismes variationnels et à base d'Equations aux Dérivées Partielles ont été proposées. Ces méthodes, qui se positionnent parfaitement dans le champ scientifique traité dans cette thèse seront exposées au chapitre 2 consacré aux EDP pour la diffusion et la fusion.

1.1 Fusion de données

1.1.1 Définitions et objectifs

La fusion des données est un objet de recherche dans le domaine du traitement des images depuis le début des années 80 [GoN07]. La problématique de fusion a fait son apparition dans le cadre d'applications en imagerie aérienne et satellitaire et en imagerie médicale. Les raisons de ce développement sont liées à la diversité croissante des techniques d'acquisition d'image et au fait que l'optimisation d'une prise de décision passe, en général, par l'utilisation conjointe et complémentaire de ces différentes sources d'information.

Plus généralement, la fusion de données est un domaine pour lequel l'ensemble des aspects fondamentaux est encore en cours de développement. Pour cette raison on peut trouver dans la littérature différents termes pour désigner les mêmes concepts. Les substantifs comme : « intégration » ou « mélange » (« integration » ou « merging ») en sont un exemple ; l'ensemble du domaine, la fusion de données, est également nommé « fusion d'informations » (« information fusion »).

La nécessité de standardiser et de proposer un cadre général pour la fusion des données est apparue dans le domaine militaire au début des années 1990, pour se propager par la suite vers d'autres domaines [www1]. Dans les domaines de la prévision météo ou de la télédétection, des concepts de combinaison, de mélange ou de fusion de diverses sources dans le but d'obtenir un seul résultat ont été développés avant même ces formalisations [Wal99a,b].

La fusion de données étant un domaine multidisciplinaire, la formalisation des concepts est d'autant plus nécessaire. Le cadre formel, qui établit la définition et la terminologie afférentes à la fusion doit conduire à une meilleure compréhension des

propriétés de celle-ci. L'utilisation des mêmes notions, qui décrivent les mêmes outils, méthodologies, connaissances, etc., permet de partager plus facilement des informations pertinentes avec la communauté scientifique concernée par la fusion de données. Ce vocabulaire commun permet aussi une meilleure coopération entre les différents domaines d'application de la fusion.

Malgré le concept général, facile à comprendre, une définition claire englobant tous les aspects essentiels de la fusion s'avère délicate à établir. En particulier, cette définition doit englober l'ensemble des caractéristiques de la fusion de données : les types de sources d'entrée ou de sortie, la modalité d'acquisition, le processus de combinaison, les outils et/ou les méthodes mathématique nécessaires, le critère de qualité permettant l'évaluation des résultats, etc.

Plusieurs scientifiques ont essayé de proposer une définition formelle de la fusion. La plupart d'entre eux ont limité leur définition au cadre restreint de leur domaine d'application.

Du point de vue du traitement de l'image, la fusion est décrite par Pohl et Van Genderen [PoG98] comme « *la combinaison de plusieurs images pour former une nouvelle image en employant un certain algorithme* ». Cette définition exprime le concept de la fusion d'images, sans inclure de notion de fiabilité. En plus, elle est limitée aux algorithmes.

Une définition qui intègre la notion de qualité est donnée par Mangolini [Man94] ; pour cet auteur, la fusion consiste en « *un ensemble de méthodes, d'outils et de moyens utilisant des données provenant de diverses sources de nature différente, afin d'augmenter la qualité de l'information demandée.* » Ici, la fusion de données est synonyme de fusion d'informations. « *La fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'aider à la prise de décision* » selon la définition proposée par Bloch en 2003 [Blo03].

On trouvera aussi dans [Wal99a,b][www1], d'autres définitions ayant toutes leurs points forts ou leurs inconvénients. A son tour, Wald a proposé une définition assez complète, mais qui ne permet pas d'expliquer clairement la notion de fiabilité attendue: « *La fusion de données constitue un cadre formel dans lequel s'expriment les moyens et les techniques permettant l'alliance des données provenant de sources diverses. Elle vise à obtenir une information de meilleure qualité ; la définition précise d'une "meilleure qualité" dépendra de l'application.* » Cette définition entre autres concepts a été établie au sein du groupe de travail EARSel, (the European affiliate of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing) [www2].

Au-delà de ces définitions variées, notons que l'objectif premier de la fusion est d'extraire toutes les caractéristiques pertinentes des sources pour les intégrer dans une seule ou plusieurs sorties. Cette donnée synthétisée conduit à une interprétation manuelle ou automatique facilitée par rapport à celle effectuée sur les données d'entrée, la fusion augmentant la qualité et réduisant l'ambiguïté du résultat.

Un objectif corollaire est de réduire les redondances contenues dans les informations issues de plusieurs sources ; ainsi, l'espace de stockage des données est diminué. L'objectif de la fusion est de transformer ces redondances en informations utiles pour une certaine application. La réduction de la quantité de données doit donc permettre une extension du domaine d'observation en temps, espace et/ou fréquence.

En ce qui concerne encore les objectifs, les systèmes de fusion doivent bien entendu être robustes et fiables. Le système doit demeurer opérationnel lorsqu'une des sources est déficiente.

1.1.2 Classification des méthodes de fusion

La fusion de données se traduit par « la combinaison » de plusieurs sources dans le but de produire une sortie. Ainsi, la fusion peut se réduire à une architecture avec des multiples entrées et une seule sortie (Fig. 1.1a). Néanmoins, nous pouvons également imaginer une architecture avec de multiples sorties (Fig. 1.1b), conduisant à un type unique ou différents types d'informations.

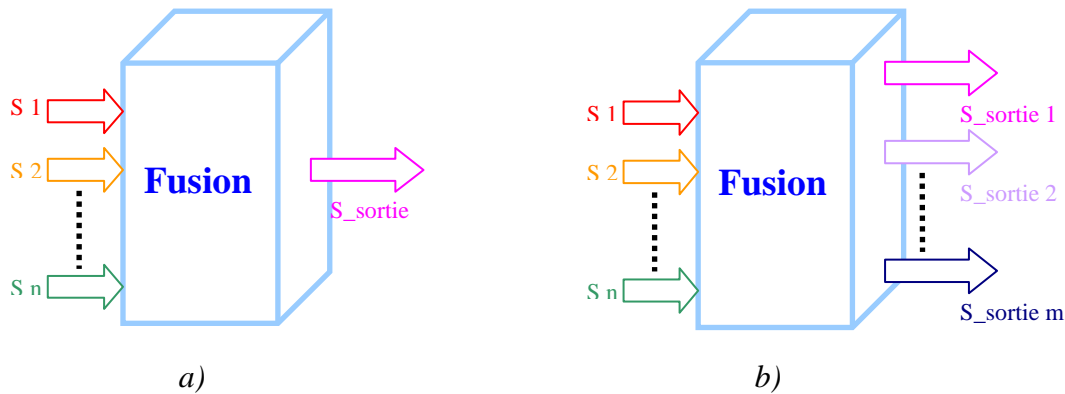


Figure 1.1 : Architectures possibles selon le nombre de sorties

Dans cette approche de type « boîte noire », une sortie est obtenue par la fusion de toutes les sources d'entrée ou d'une partie d'entre elles. En général, ces sources d'entrée sont fortement redondantes, mais elles peuvent aussi être complémentaires.

Les sources peuvent être le résultat produit par différents capteurs, mais il est aussi possible qu'un seul capteur génère les sources à fusionner. Cette deuxième variante est réalisable si un senseur surveille un objet (scène – dans le cas des images) et produit un signal (image) à différents instants [Sam03] [PoG98]. En plus de cette variance temporelle, la présence d'une variance spatiale est également possible ; ce sera d'ailleurs le cadre de l'application principale évoquée dans ce mémoire, à savoir la fusion de données sismiques azimutales que nous présentons un peu plus loin dans ce chapitre et beaucoup plus en détail au chapitre 4. Les données d'entrée peuvent également provenir d'un capteur qui fonctionne selon différentes fréquences comme dans le cas de l'imagerie satellitaire. Selon le cas, différents types de fusion peuvent donc être rencontrés : la fusion temporelle [SFM⁺02], la fusion spatiale ou la fusion spectrale.

Depuis quelques années, dans le domaine de l'imagerie, il existe des capteurs à large bande spectrale qui fournissent une image déjà fusionnée. Les images produites intègrent, par exemple, les signaux émanant du spectre visible avec ceux obtenus dans l'infrarouge. Burt et Kolczynski [BuK93] considèrent qu'une image obtenue par ce moyen contient moins d'informations utiles qu'une image provenant de la fusion de deux images obtenues dans le domaine visible et infrarouge.

La fusion de données peut prendre différents noms qui dépendent du type des données fusionnées, du domaine d'application ou de la technique appliquée, etc. Mais, la classification la plus fréquente est celle qui tient compte du niveau de fusion. Ainsi, la division en trois niveaux est largement acceptée: la fusion de haut niveau, la fusion de niveau intermédiaire et celle de bas niveau [GoN07][PoG98][Pie03a,b]. Ces niveaux sont différenciés par leur contenu sémantique, qui est parfois délicat à déterminer.

Le haut niveau est un niveau possédant un contenu sémantique élevé, et la fusion à ce niveau est également nommée « fusion de décisions ou d'objets » (Fig. 1.2 – en bas). La

fusion s'applique entre les objets (ou les décisions) qui sont au préalable extraits et caractérisés (object recognition). Une opération d'extraction des attributs (feature extraction) est réalisée pour chaque capteur (source). Des connaissances a priori peuvent être injectées pour améliorer encore la décision finale.

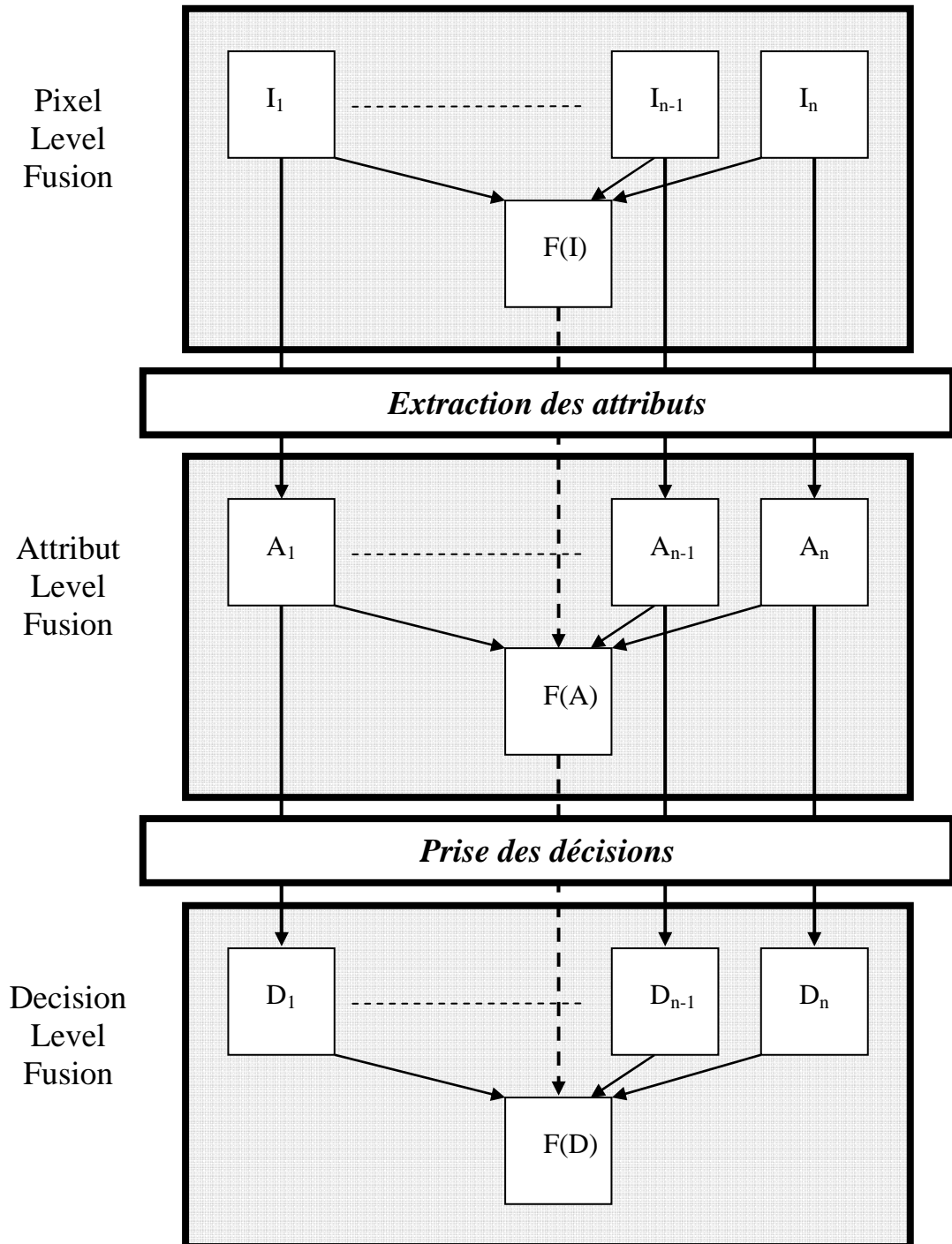


Figure 1.2 : Les niveaux de fusion

Par exemple, un système automatique de prise de décision peut utiliser le schéma de fusion de haut niveau. Dans le cas de la fusion d'images, les attributs extraits, comme les contours, les lignes droites, les coins ou les autres formes, la texture, etc., peuvent générer des

objets (décisions) ayant un contenu sémantique plus élevé. Dans la figure 1.2, à chaque attribut est associée une décision dans une étape de « prise de décision », mais d'autres configurations sont possibles : un attribut peut générer plusieurs décisions ou plusieurs attributs peuvent générer une seule décision. Pour prendre la décision finale, ces objets sont fusionnés par certaines méthodes mathématiques comme les méthodes de vote [Mar05], les méthodes statistiques [ShP96], les méthodes probabilistes (Bayes [Moh02][VRT⁺06]), les méthodes basées sur la théorie des fonctions de croyance (Dempster-Shafer [RTCK05][SGY⁺07][VRT⁺06] ou Dezert-Smarandache-DSmT [DeS04]) ou encore celles basées sur la théorie de la logique floue [Val01][VMBN03], etc. Il est possible aussi d'employer des systèmes experts inspirés des réseaux de neurones [WGF⁺97][WMLP05][WaM07].

La fusion de niveau intermédiaire est appliquée sur les caractéristiques extraites de capteurs. Ensuite, un seul attribut est généré (Fig. 1.2 - deuxième étage). En se fondant uniquement sur cet attribut -F(A)- des experts ou des systèmes automatiques peuvent prendre une décision finale. Cette fusion porte le nom de « feature fusion ». Les techniques de fusion de haut niveau sont utilisées aussi dans ce niveau intermédiaire [SGH02][YVK01].

Dans le cas d'une fusion de bas niveau, les deux dernières étapes d'extraction des attributs et de prise de décision peuvent manquer. Habituellement, les données fusionnées sont transmises, pour être interprétées, à des experts. C'est un cas fréquent en fusion d'images, où les images fusionnées peuvent directement être interprétées par les spécialistes.

Un autre résultat indiquant le degré de confiance dans le résultat de la fusion, peut être généré et améliorer ainsi le système. Cette idée est applicable pour tous les niveaux de fusion. Dans la section 1.4, nous mentionnerons quelques-uns de ces facteurs qui permettent de mesurer la qualité du résultat fourni.

A part certaines techniques de haut niveau, des procédures, pour la plupart mathématiques, sont utilisées spécifiquement pour ce niveau : l'ACP (Analyse en composantes principales), différentes transformations en fréquence, des méthodes issues de la théorie des ondelettes, d'autres approches fondées sur des schémas de décomposition multi niveaux (pyramides), etc. Dans les sections suivantes, nous détaillerons un nombre de ces méthodes pour la fusion d'images.

La fusion bas niveau (au niveau des pixels), considérée comme le niveau le plus faible d'abstraction, est la fusion la plus répandue. Cette fusion est intéressante parce qu'elle utilise les données originelles, sans aucun traitement supplémentaire (mis à part les recalages éventuels). De plus, les algorithmes sont rapides et faciles à implanter. Mais, le choix du niveau de fusion dépend aussi de l'application, des outils, du type des données, etc.

Wald [Wal99a] souligne que la notion de pixel n'a pas un contenu sémantique, et il propose de le remplacer par les notions de mesure, d'observation ou de signal. Le pixel est seulement un support d'information, tout comme l'échantillon dans le cas 1D ou le voxel dans le cas 3D. Dans le cas d'image en niveaux de gris cette information est la luminance. On peut définir ainsi la fonction suivante : $U_t: R^2 \rightarrow R$ où $U_0(x,y)$ est le niveau de gris associé à un pixel de coordonnées (x,y) au temps $t=0$. Pour les images couleur les pixels contiennent aussi des informations de chrominance. Le cas des images couleur n'est pas traité dans ce mémoire. Notons cependant que dans la mesure où la notion de « pixel-level fusion » est largement répandue, nous l'utiliserons parfois dans ce document.

1.2 Fusion d'images de bas niveau

1.2.1 Particularités de la fusion bas niveau

Le développement extraordinaire de la microélectronique, des télécommunications et de la technologie des capteurs a rendu possible l'émergence d'une grande diversité de techniques d'acquisition et donc d'une grande diversité d'images produites. La fusion d'images est née du besoin d'intégrer ces différentes images dans une collection réduite d'images voire dans une seule image. L'image engendrée par le processus de fusion doit être mieux adaptée à la tâche spécifique de l'application concernée que les images de départ considérées individuellement. Habituellement, l'image fusionnée est l'objet d'une opération d'interprétation automatique ou d'une interprétation réalisée par un spécialiste.

La définition de Wald [Wal99a] stipule que l'image fusionnée doit appartenir à une classe d'images de « meilleure qualité » que les images sources. Cette notion de « meilleure qualité » dont la définition varie d'une application à l'autre, est parfois difficile à formaliser dans un cadre mathématique. Si nous cherchons à préciser ce concept, nous pouvons dire que toutes les informations pertinentes (« salient ») contenues dans les images d'entrée doivent être présentes dans l'image fusionnée. Il reste cependant à établir quelles sont les informations pertinentes pour chaque application.

Ainsi, l'algorithme de fusion doit respecter certaines exigences [Roc97] pour aboutir à cette « meilleure qualité » :

- l'algorithme doit conserver les informations pertinentes présentes dans les images d'entrée,
- l'algorithme ne doit pas introduire d'artefact ou d'inconsistance qui peuvent perturber un observateur humain ou un processus de reconnaissance,
- l'algorithme doit être robuste, fiable et il doit avoir la capacité à tolérer les imperfections comme le bruit ou des décalages spatiaux.

En plus de la difficulté à établir quelles sont les informations pertinentes, d'autres problèmes peuvent apparaître dans les images d'entrée, comme des zones possédant des contrastes inversés, des informations différentes dans la même zone, du bruit, etc. Pour les besoins de l'application, l'algorithme doit tenir compte de tous ces problèmes, pour s'en affranchir et pour générer l'image la plus naturelle possible.

Une caractéristique essentielle des sources d'entrée (l'association) est qu'elles sont supposées représenter le même objet (information). Dans le cas de la fusion d'images, les sources (i.e. les images) doivent représenter la même scène.

La représentation de la même scène ne suffit pas à initier un processus de fusion. Les images doivent être recalées spatialement (en anglais : registration process). Les pixels situés aux mêmes coordonnées dans les images d'entrée doivent correspondre au même endroit de la scène. Souvent, des recalages au niveau sub-pixel doivent être réalisés. Cette opération, qui emploie des méthodes mathématiques et des techniques spécifiques, est considérée comme un prétraitement de la fusion et ne sera pas abordée dans ce document. Des états de l'art sur ces techniques sont disponibles [Bro92][MaV98][ZiF03]. Nous considérons que ce prétraitement essentiel est déjà réalisé pour toutes les applications évoquées dans ce mémoire.

1.2.2 Domaines d'application

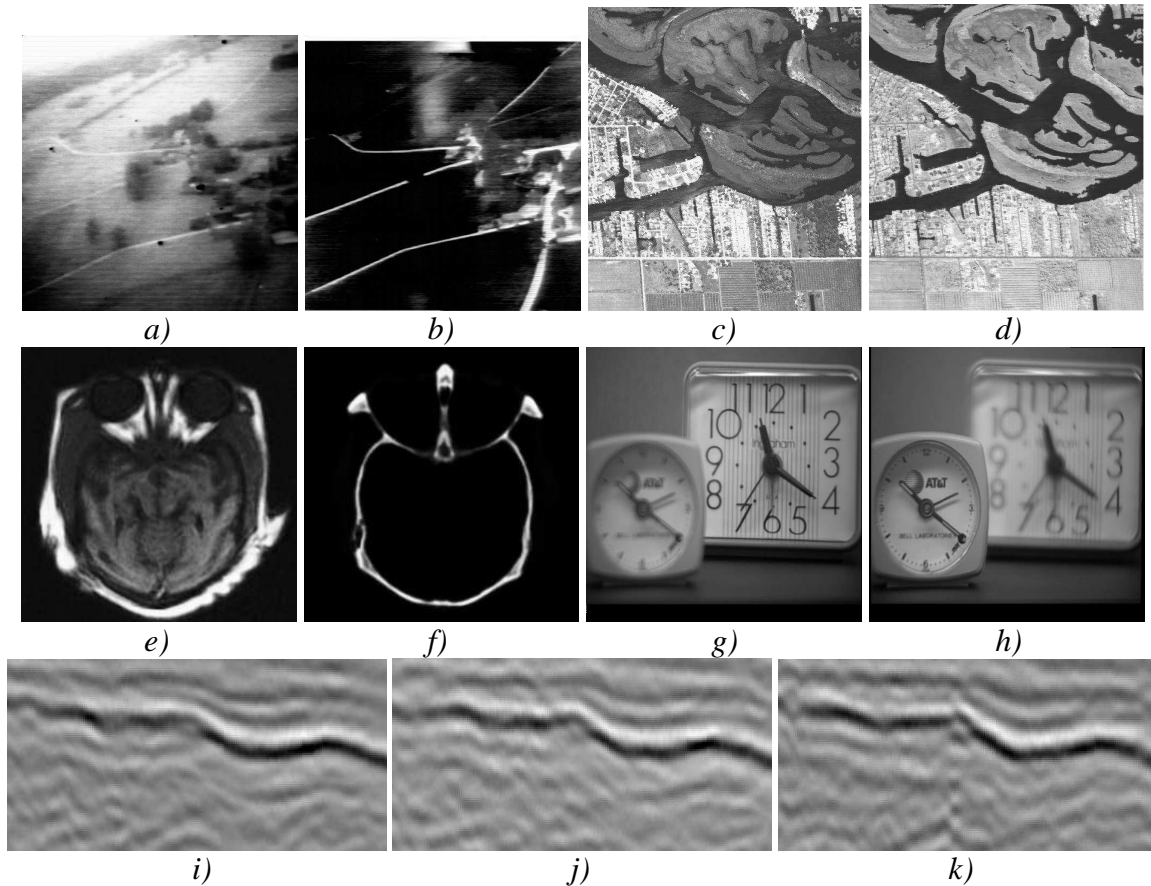


Figure 1.3 : Mosaique d'images illustrant différentes applications [www3]:
a) Image LLTV b) Image FLIR ; c,d) Images satellitaires multi-spectrales ;
Images médicales – e) MRI et f) CT ; g,h) Images avec des foyers différents ;
i,j,k) Images sismiques multi azimuth

Historiquement, le premier domaine d'application a été le domaine militaire pour des applications comme la détection, l'identification et la poursuite d'une cible, la détection des mines, l'évaluation d'une situation, l'authentification d'une personne, etc. [MHKT98] [TIWA97][WGF⁺97][SGH02][SGY⁺07].

Les aviations civile et militaire, ont employé des techniques de fusion pour faciliter la navigation. Une application classique consiste à fusionner des images issues de capteurs différents pour améliorer la navigation dans des conditions météorologiques défavorables. Par exemple, ce type d'application peut être illustré par la fusion entre les images présentées à la figure 1.3a et b, générées par le capteur LLTV (Low Light TeleVision) et par le capteur FLIR (Forward Looking InfraRed) [TRV89][ToF03].

La télédétection est un domaine pour lequel un des objectifs est de fusionner des images aériennes ou satellitaires utilisant des capteurs multiples caractérisés par des résolutions spatiales et/ou fréquentielles différentes. Ce domaine d'application concentre aujourd'hui une bonne partie des travaux de recherche en fusion [PoG98][RAA⁺03][GDD05][WZA⁺05][Tho06] [TAA⁺06]. L'enjeu est la détection de cibles naturelles ou artificielles : les rivières, les rues, les bâtiments, etc. Les figures 1.3c et d représentent deux images obtenues par un satellite multi spectral.

Dans le domaine de l'imagerie médicale, la fusion joue un rôle important dans le diagnostic, le traitement ou la modélisation du corps humain [LGS02]. En particulier, on retrouve des techniques d'images relativement récentes comme la résonance magnétique (MRI –Magnetic Resonance Image) ou la tomographie à rayons X (CT- Computed Tomography). Ces techniques permettent la détection de tissus de différentes duretés, et un processus de fusion permet l'intégration de ces informations souvent complémentaires - voir les images 1.3 e et f. [WaM07].

D'autres applications possibles comme la surveillance d'une ligne de production, le contrôle de la qualité, l'observation des défauts, ou l'amélioration de la vision par ordinateur s'inscrivent dans la même thématique [LMM05]. Combiner deux images (Fig. 1.3g,h) acquises avec des foyers différents pour obtenir une image nette en tout point relève également d'une problématique de fusion.

D'autres domaines comme la robotique, les prévisions météorologiques ou la sismique azimutale sont à l'origine d'applications spécifiques de fusion [Blu06][GoN07].

En particulier, dans ce document, nous présentons un nouveau modèle de fusion qui, au travers d'une adaptation particulière au cas 3D, sera utilisé dans le cas spécifique de la sismique azimutale. La sismique azimutale consiste en l'acquisition selon différents azimuts (i.e. orientation utilisée lors de la phase d'acquisition) des informations sismiques du même volume souterrain. Les informations spécifiques à chaque azimut permettent d'obtenir des blocs sismiques 3D apportant de l'information sur la structure du sous-sol ; la combinaison de ces blocs doit faire, par la suite, l'objet d'une procédure de fusion. Les figures 1.3 i,j,k montrent trois sections 2D issues de trois blocs recalés spatialement obtenus selon différents azimuts au cours de la même campagne d'acquisition. Les blocs réels sont fournis par notre partenaire industriel, la compagnie pétrolière TOTAL. Plus de détails sur le type de données et la problématique de fusion seront fournis au chapitre IV, dédié à la fusion de données sismiques.

1.3 Algorithmes de fusion bas niveau

Dans cette section, nous décrivons les méthodes de fusion de bas niveau les plus répandues. Nous pouvons les classer en trois grandes catégories : les méthodes fondées sur des combinaisons de poids, les méthodes de fusion dans un espace couleur, et, enfin, les méthodes multi-résolution. Nous insisterons particulièrement sur cette dernière catégorie qui regroupe les méthodes les plus récentes et qui semblent les plus efficaces : les méthodes pyramidales ou fondées sur les transformées en ondelette. Parmi ces méthodes, certaines nous intéresseront particulièrement, notamment les approches couplées à une opération de débruitage. Ces approches permettent la prise en compte de sources bruitées et apportent par la même une réponse possible à notre problématique générale et en particulier pour les applications en sismique azimutale. Enfin, nous pouvons mentionner l'existence de méthodes fondées sur des approches variationnelles ; ces méthodes seront décrites en détail au chapitre 2, consacré aux méthodes fondées sur des Equations aux Dérivées Partielles.

1.3.1 Combinaisons de poids

Une formalisation des algorithmes de fusion fondés sur des combinaisons de poids, est :

$$U_f(x, y) = \sum_{i=1}^n \alpha_i U_i(x, y) \quad (1.1)$$

où $\sum_{i=1}^P \alpha_i = 1$ et P est le nombre d'images d'entrée. Pour ces algorithmes, chaque image

U_i à fusionner est retrouvée dans le résultat final U_f au travers d'un certain pourcentage. Dans l'équation 1.1 un poids caractérise une image d'entrée, mais il est possible d'affecter des poids adaptatifs $\alpha_i(x,y)$ ou $\alpha_i(m,n)$ à chaque pixel ou à une zone donnée des images d'entrée.

L'image moyenne des images d'entrée est obtenue avec des poids $\alpha_i=1/n$. C'est la méthode la plus intuitive et la plus facile à implanter. Son désavantage réside dans le fait que toutes les images interviennent de manière équivalente dans l'image de sortie, sans tenir compte de leur contenu informationnel. Pour cela elle est considérée comme un mauvais choix pour la fusion, mais est utilisée comme référence pour l'évaluation des résultats fournis par d'autres méthodes. Remarquons aussi que dans le cas où deux images ont, dans la même zone, des intensités inversées, l'information est totalement perdue.

On peut définir des poids à l'aide de l'analyse en composantes principales (ACP) [ChK89]. Dans [RoF98], ces poids sont considérés comme des poids optimaux ; en ce qui concerne le contenu informationnel ils conservent l'information essentielle et enlèvent des informations redondantes. L'ACP est réalisée sur la matrice de covariance dont les coefficients sont définis par:

$$c_{i,j} = \text{cov}(X_i, X_j) = \langle (x_i - \mu_i) (x_j - \mu_j) \rangle \quad (1.2)$$

où X_i représente un vecteur qui contient toutes les intensités d'une image, μ_i est la moyenne de ces valeurs et $\langle \rangle$ est le produit scalaire. La matrice de covariance est carrée (n^2), chaque index i, j parcourant l'ensemble des images (n). De plus la matrice est symétrique du fait de la commutativité du produit scalaire. Ainsi, il est possible de calculer ses valeurs propres et les vecteurs propres correspondants. Les poids sont ensuite obtenus par les composantes normalisées du vecteur propre ($\vec{v1}$) qui correspond à la valeur propre la plus élevée :

$$\alpha_i = \frac{v1_i}{\sum_{i=1}^n v1_i} \quad (1.3)$$

Des méthodes qui génèrent des poids pour chaque pixel, nécessitent souvent un calcul de l'information pertinence (cohérence, confiance, etc.) d'un niveau plus élevé que le bas niveau [RaM05]. Quelques cartes de pertinence seront présentées dans la section 1.4.6 ainsi que tout au long de ce chapitre et dans les chapitres suivants dans le cas de données 3D.

1.3.2 Espace de couleurs

La technique la plus simple, dans cette classe, est de traduire l'information fournie par un capteur dans un espace de couleur spécifique. Par exemple, on obtient une image fusionnée, mais en couleur, si on affecte les trois images d'entrée dans l'espace RGB (Red-Green-Blue) par une opération de « moyennage » (voir Fig. 1.4) ou par une pondération standard : $L=(0.3R, 0.59G, 0.11B)$.

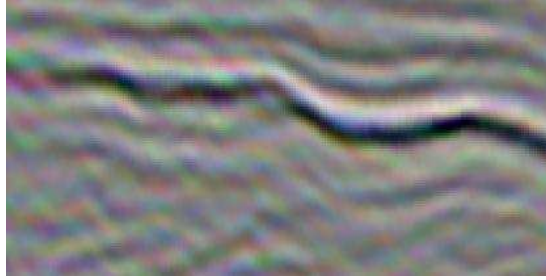


Figure 1.4 : Translation dans l'espace RGB de 3 images sismiques - Fig. 1.3i,j,k

Les trois images en niveaux de gris présentées dans la figure 1.3 i,j,k, représentent la même zone d'une image sismique représentant le sous-sol. L'image en couleur intègre toutes les informations contenues dans les images de départ, mais sans bien représenter les informations pertinentes du domaine sismique. Par exemple, la faille sismique visible seulement dans la troisième image (Fig. 1.3k) est mal marquée dans l'image couleur. Néanmoins, l'image en couleur est utile pour observer les zones présentant des différences de niveaux de gris entre les images.

Un autre algorithme utilisé en particulier dans le domaine des images satellitaires, consiste à transposer les images dans l'espace IHS (Intensity-Hue-Saturation) pour les fusionner [CLK90][CSA91][RiC98] [Sam03][HaS04].

Habituellement, des images provenant de différentes bandes de fréquence, et de résolution spatiale différentes, forment une image couleur RGB.

Cette image RGB doit avoir la résolution spatiale de l'image haute résolution, donc une opération d'interpolation est nécessaire. Ensuite, cette image est transformée dans l'espace IHS:

$$\begin{bmatrix} I \\ V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/\sqrt{6} & 1/\sqrt{6} & -2/\sqrt{6} \\ 1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

$$H = \tan^{-1}\left(\frac{V_2}{V_1}\right) \quad (1.4)$$

$$S = \sqrt{V_1^2 + V_2^2}$$

où V_1 , V_2 sont des valeurs intermédiaires.

Au cours de cette étape, l'intensité (I) est remplacée par la variante de haute résolution spatiale. Cette opération est suivie de la transformation inverse dans le domaine RGB.

Dans [PoG98], d'autres méthodes sont présentées parmi lesquelles on retrouve la méthode IHS ou YIQ (Luminance – Interpolation – Quadrature). Pour améliorer la détection des cibles, Toet [Toe03] utilise l'espace couleur $\alpha\beta$ [RCC98]; en s'appuyant sur les propriétés de cet espace couleur, Toet propose une approche de transfert de couleurs d'une image à l'autre, notamment pour injecter des couleurs naturelles sur des images en vision nocturne [RAGS01]. Dans [LYJS05], les auteurs proposent une combinaison entre une transformée en ondelette et ce transfert de couleur dans le cadre de la fusion d'images satellitaires.

Une description plus exacte des méthodes IHS, ACP ou transformée Brovery est fournie dans [TSSH01] [EEVM07].

1.3.3 Méthodes multi-résolution

Au-delà de la fusion, les méthodes multi-résolution se sont imposées dans différents domaines du traitement d'image, comme la compression, le codage, la segmentation ou le filtrage d'image. La raison principale de leur succès est leur similitude avec le système visuel humain (SVH). Apparemment, le SVH utilise des décompositions multi-résolution ou multi-échelle pour analyser l'information visuelle. Le SVH est sensible aux changements locaux de contraste, par exemple les contours ; ces techniques fournissent une localisation précise de ces caractéristiques à chaque échelle de décomposition. Une autre raison est la coexistence des objets et structures à différentes échelles dans une seule image, ce qui implique naturellement l'utilisation de telles analyses. Enfin, comme Piella le mentionne [Pie03a], ces méthodes sont robustes et n'ont pas un coût calculatoire exagéré.

Ces techniques de fusion sont les plus utilisées dans la domaine de la fusion d'images. Elles ont avant tout été proposées pour la fusion d'images ayant des résolutions différentes, dans le cadre de l'imagerie satellitaire. Elles donnent aussi des résultats satisfaisants sur les images de même résolution pour d'autres applications de fusion.

On distingue trois opérations pour réaliser la fusion :

- la décomposition (l'analyse) de chaque image de départ qui produit une image d'approximation et une ou plusieurs images de détails
- l'application d'un critère de fusion à chaque niveau de décomposition
- l'opération inverse de la décomposition (la synthèse), pour créer l'image fusionnée.

Les trois opérations sont décrites dans la figure 1.7, qui représente une fusion fondée sur une transformation pyramidale.

Dans la suite, nous présentons le cadre pour l'analyse et la synthèse d'image par décomposition, différents exemples de pyramides ainsi que de transformées en ondelettes. Quelques critères de fusion pour les techniques multi-résolution sont décrits en 1.3.3.4.

1.3.3.1 Analyse et synthèse pour les techniques multi-résolution

L'analyse multi-résolution décompose le signal ou l'image en versions d'approximation et de détails aux échelles de plus en plus petites. Les décompositions les plus connues sont les pyramides et les transformées en ondelettes (wavelets). Un critère de fusion est utilisé à chaque échelle et une opération de synthèse donnera le résultat de la fusion.

Pour représenter les opérations d'analyse et de synthèse applicables à chaque niveau Piella [Pie03a] a adopté le même cadre axiomatique que celui proposé par Heijmans et Goutsias [GoH00] [HeG00]. La figure 1.5 proposée par Piella, montre un schéma de décomposition avec reconstruction parfaite.

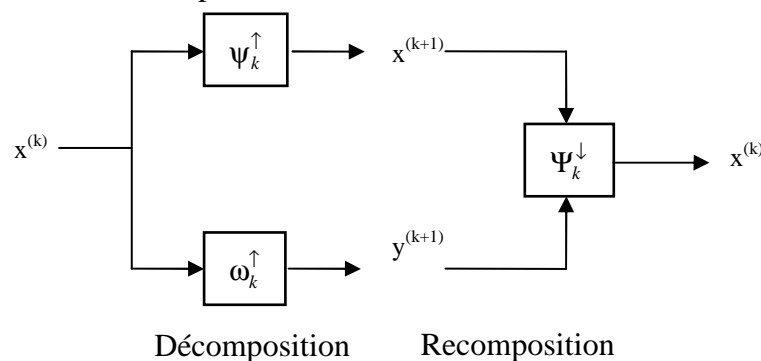


Figure 1.5 : Le niveau k de décomposition-recomposition pour une méthode multi-résolution

L'image $x^{(k)}$ qui appartient à un espace V_k ($x^{(k)} \in V_k$) est décomposée à l'aide d'opérateurs d'analyse $\psi_k^\uparrow : V_k \rightarrow V_{k+1}$ et $\omega_k^\uparrow : V_k \rightarrow W_{k+1}$ en deux images $x^{(k+1)} \in V_{k+1}$ et $y^{(k+1)} \in W_{k+1}$. L'image $x^{(k+1)}$ est appelée image d'approximation et l'image $y^{(k+1)}$ est l'image de détails ; les opérateurs d'analyse approximent un filtre passe-bas ψ_k^\uparrow ou un filtre passe-haut ω_k^\uparrow . L'image originale est $x^{(0)}$.

Si on suppose que toute l'information est conservée au cours de l'analyse, la synthèse $\Psi_k^\downarrow : V_{k+1} \times W_{k+1} \rightarrow V_k$ générera une reconstruction parfaite de l'image originale. La condition de la reconstruction parfaite est formalisée, pour la première étape de décomposition par :

$$\Psi_k^\downarrow(\psi_k^\uparrow(x^{(k)}), \omega_k^\uparrow(x^{(k)})) = x^{(k)} \quad (1.5)$$

Si cette étape est suivie par d'autres étapes où les images d'approximation $x^{(k)}$ sont à leur tour décomposées en versions $x^{(k+1)}$, $y^{(k+1)}$, on parle de décomposition multi-niveaux. Si les opérateurs d'analyse entre 2 niveaux consécutifs ($\psi_k^\uparrow : V_k \rightarrow V_{k+1}$ et $\omega_k^\uparrow : V_k \rightarrow W_{k+1}$) sont des filtres spatiaux suivis par une opération d'échantillonnage, on parle de décomposition multi-résolution.

Donc, un signal ou une image peut être décomposé en K niveaux :

$$x^{(0)} \rightarrow \{y^{(1)}, x^{(1)}\} \rightarrow \{y^{(1)}, y^{(2)}, x^{(2)}\} \rightarrow \dots \rightarrow \{y^{(1)}, y^{(2)}, \dots, y^{(K)}, x^{(K)}\} \quad (1.6)$$

où l'analyse est :

$$\begin{cases} x^{(k+1)} = \psi_k^\uparrow(x^{(k)}) \\ y^{(k+1)} = \omega_k^\uparrow(x^{(k)}) \end{cases} \quad k=0 \dots K \quad (1.7)$$

et la synthèse :

$$\Psi_k^\downarrow(x^{(k+1)}, y^{(k+1)}) = x^{(k)} \quad (1.8)$$

1.3.3.2 Méthodes pyramidales

Dans le cas des pyramides, l'opération d'analyse $\omega_k^\uparrow : V_k \rightarrow W_{k+1}$ est remplacée par une opération de synthèse $\psi_k^\downarrow : V_{k+1} \rightarrow V_k$ suivie par une soustraction. Les opérations au niveau k sont illustrées dans la figure 1.6 ainsi que dans les équations d'analyse et de synthèse 1.9 et 1.10.

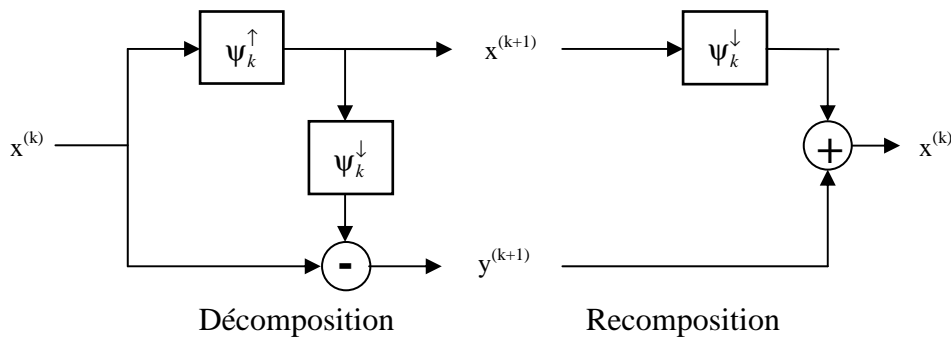


Figure 1.6 : Les opérations de niveau k pour une transformée en pyramide

L'analyse (décomposition)

$$\begin{cases} x^{(k+1)} = \Psi_k^\uparrow(x^{(k)}) \\ y^{(k+1)} = \omega_k^\uparrow(x^{(k)}) = x^{(k)} - \Psi_k^\downarrow(x^{(k+1)}) \end{cases} \quad k=0 \dots K-1 \quad (1.9)$$

La synthèse (recomposition)

$$x^{(k)} = \Psi_k^\downarrow(x^{(k+1)}, y^{(k+1)}) = \Psi_k^\downarrow(x^{(k+1)}) + y^{(k+1)} \quad k=K-1, K-2 \dots 0 \quad (1.10)$$

La séquence $\{x^{(0)}, x^{(1)}, \dots, x^{(K-1)}, x^{(K)}\}$ est appelée la pyramide des approximations et la séquence $\{y^{(1)}, y^{(2)}, \dots, y^{(K-1)}, y^{(K)}\}$ - la pyramide de détails.

Un schéma général de fusion pyramidale avec deux niveaux est illustré dans la figure suivante. Nous y retrouvons les 3 opérations : décomposition, fusion et recombinaison.

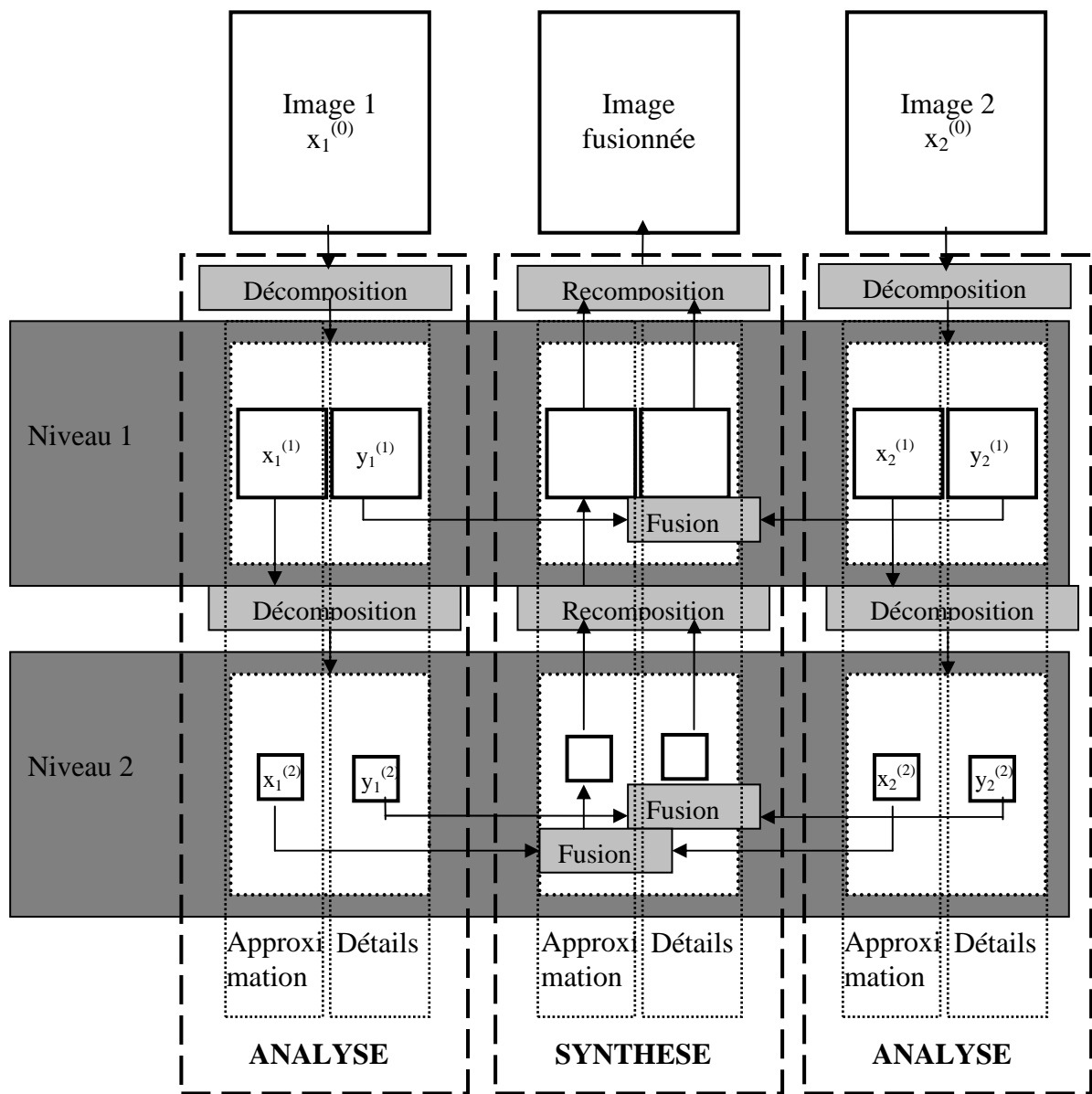


Figure 1.7 : La fusion pyramidale en 2 niveaux

Pyramides Gaussienne et Laplacienne

Si on choisit les opérateurs ψ_k^\uparrow et ψ_k^\downarrow décrits par l'équation 1.11, on retrouve les pyramides proposées par Burt et Adelson [BuA83] [AAB⁺84] :

$$\begin{cases} \psi^\uparrow(x)(n) = (h * x)(2n) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} h(l)x(2n-l) \\ \psi^\downarrow(x)(n) = (\bar{h} * \bar{x})(n) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} x(n-2l)\bar{h}(l) \end{cases} \quad (1.11)$$

Où h et \bar{h} sont respectivement un noyau gaussien et un opérateur d'interpolation. Les deux opérateurs sont identiques pour chaque niveau de décomposition. Le premier opérateur ψ_k^\uparrow effectue une opération de sous échantillonnage avec un facteur 2 et le deuxième une interpolation ψ_k^\downarrow . Un exemple concret pour le cas 1D (successivement appliqué sur l'horizontale et sur la verticale pour traiter une image) utilisé dans le « fusetool » proposé par Rockinger [www3] est présenté dans les équations suivantes :

$$\psi^\uparrow(x)(n) = \frac{1}{16} [x(2n-2) + 4x(2n-1) + 6x(2n) + 4x(2n+1) + x(2n+2)] \quad (1.12)$$

$$\begin{cases} \psi^\downarrow(x)(2n) = x(n) \\ \psi^\downarrow(x)(2n+1) = \frac{1}{2}(x(n) + x(n+1)) \end{cases} \quad (1.13)$$

Après définition de ces opérateurs, on peut aisément calculer à l'aide de l'équation d'analyse 1.9 les séquences $\{x^{(k)}\}$ $k=0,1,2,\dots,K$ (appelée pyramide gaussienne) et $\{y^{(k)}\}$ $k=1,2,\dots,K$ (appelée pyramide laplacienne).

Sous un autre formalisme, utilisé en [BuK93] et en [HaS04], la pyramide gaussienne peut être décrite par :

$$\begin{cases} G^0 = U \\ G^{k+1} = [w * G^k]_{\downarrow 2} \quad k=1,2,\dots,K-1 \end{cases} \quad (1.14)$$

où U est l'image originale, w est le noyau gaussien et « * » représente l'opérateur de convolution. L'opération d'échantillonnage qui prend un échantillon sur deux en vertical et en horizontal est représentée par le symbole $\downarrow 2$. Chaque niveau de la pyramide gaussienne représente une image de basse fréquence de l'image du niveau précédent. Dans le cas de la pyramide laplacienne, l'image à chaque niveau est une version passe-bande et échantillonnée de l'image précédente. La décomposition de cette dernière pyramide s'exprime :

$$\begin{cases} L^K = G^K \\ L^k = G^k - 4w * [G^{k+1}]_{\uparrow 2} \quad k=0,1,2,\dots,K-1 \end{cases} \quad (1.15)$$

où $\uparrow 2$ représente une opération d'interpolation. Par cette opération la longueur et la largeur d'une image sont doublées. Nous illustrons dans la figure 1.8 les deux pyramides ainsi obtenues.

L'opération de reconstruction est facile à obtenir :

$$\begin{cases} G^k = L^k \\ G^k = L^k + 4w * [G^{k+1}]_{r2} \end{cases} \quad k = K-1, K-2, \dots, 2, 1, 0 \quad (1.16)$$

où en G^0 , on retrouve l'image originale. Remarquons que les images de la pyramide laplacienne ainsi que l'image de la dernière décomposition gaussienne sont suffisantes pour obtenir l'image de départ.

Après la décomposition (éq. 1.15) de chaque image d'entrée, un algorithme de fusion doit être employé (voir section 1.3.3.4). L'opération suivante consiste à reconstruire l'image fusionnée (éq 1.16).



Figure 1.8 : Décomposition sur 3 niveaux : Pyramide a-d) Gaussienne et g-h) Laplacienne

Pyramides des contrastes

Une pyramide non linéaire basée sur la notion de contraste est proposée par Toet [Toe89][TRV89] :

$$\begin{cases} R^k = \frac{G^k}{4w * [G^{k+1}]_{\uparrow 2}} & k=1,2\dots K-1 \\ R^K = G^K \end{cases} \quad (1.17)$$

Le contraste est défini par la relation $C = (U/U_B) - 1 = R^1 - 1$ où U est la luminance du pixel et U_B est la luminance du fond.

Cette pyramide est basée sur la supposition que le système visuel est plus sensible au contraste qu'à la luminance. Comme la pyramide est un rapport de luminances (éq. 1.17), sans référence explicite au contraste, Toet [Toe89] la nomme « ratio-of-low-pass pyramide » (on retrouve souvent dans la littérature le terme « ROLP pyramide »). Une pyramide en fonction des contrastes peut s'écrire :

$$\begin{cases} C^k = \frac{G^k}{4w * [G^{k+1}]_{\uparrow 2}} - 1 & k=1,2\dots K-1 \\ C^K = G^K \end{cases} \quad (1.18)$$

C'est pyramide testée par Rockinger et intégrée à son outil « fusetool », fournit en fonction des applications des résultats supérieurs à la pyramide rationnelle de Toet (éq. 1.17).

Dans l'algorithme de fusion (par exemple l'algorithme « choose-max » éq. 1.32), les zones des images ayant la valeur de contraste la plus élevée sont choisies.

Pyramide FSD (Filter-Subtract-Decimate)

La pyramide FSD (Filter-Subtract-Decimate) proposée par Anderson en 1987 [And87], est dans son concept, identique à la pyramide laplacienne, mais elle généralise le noyau w et la fréquence d'échantillonnage. Une procédure récursive peut être formalisée de la manière suivante:

$$\begin{aligned} G_0^{k+1} &= w * G^k \\ L^k &= G^k - G_0^{k+1} \\ G^{k+1} &= [G_0^{k+1}]_{\downarrow n} \end{aligned} \quad (1.19)$$

Pyramide de gradients

En plus de la pyramide laplacienne, Burt et Kolczynski [BuK93] ont proposé une autre pyramide basée sur la détection de contours : la pyramide de gradient. La première étape consiste à construire la pyramide gaussienne avec un noyau w et un sous échantillonnage avec un facteur 2 sur l'horizontale ainsi que sur la verticale :

A l'exception de la première étape de la pyramide gaussienne, Burt et Kolczynski construisent une pyramide d'orientation du gradient, qui consiste à chaque étape à construire 4 images représentant l'image selon l'orientation à 0° , 45° , 90° et 135° :

$$D_{kl} = d_l * \left[G^k - \overset{\bullet}{w} * G^k \right] \quad l=1\dots 4 ; k=1\dots K \quad (1.20)$$

$$d_1 = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \quad d_2 = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad d_3 = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad d_4 = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.21)$$

D_{kl} est la représentation de l'image d'entrée au niveau k avec l'orientation l .

Une autre pyramide non linéaire a été proposée à partir d'opérateurs de morphologie mathématique : érosion, dilatation, ouverture et fermeture [GoH00]. Cette pyramide est construite en utilisant des filtres morphologiques successifs. Plus de détails sont donnés dans [GoH00][HeG00]. Les opérateurs morphologiques sont utilisés aussi dans le cadre des transformées en ondelettes [HeG00][DeC06].

1.3.3.3 Transformées en ondelettes

En marge des transformations pyramidales, on peut trouver dans la littérature des méthodes de fusion basées sur la représentation multi-échelle obtenue par l'intermédiaire d'une transformée en ondelettes [Mal99].

Une transformée en ondelette est également une représentation multi-résolution de la donnée. Quel est alors l'intérêt d'adopter une telle transformée au détriment d'une transformée pyramidale ? La réponse tient avant tout dans l'information directionnelle plus riche ; cependant, d'autres réponses liées à la fusion sont mises en avant [LMM95][LON⁺07] : moins d'artefacts causés par l'inversion de contraste, un rapport signal/bruit plus élevé ou encore une perception améliorée dans l'image fusionnée.

Le schéma général (Fig. 1.5) des opérations qui interviennent dans une représentation multi-résolution reste valable. L'analyse (décomposition) est celle décrite par l'équation 1.7. Les fonctions $\psi_k^\uparrow : V_k \rightarrow V_{k+1}$ et $\omega_k^\uparrow : V_k \rightarrow W_{k+1}$ sont nommées respectivement fonction d'échelle et fonction d'ondelette. Les deux fonctions sont orthogonales entre elles à chaque niveau k , et forment une base pour l'espace V_{k+1} . La fonction d'ondelette pour chaque niveau peut être déduite à partir d'une fonction mère. Plusieurs familles d'ondelettes sont proposées dans la littérature [Dau92][CMW92].

La synthèse (recomposition) est obtenue en sommant les sorties des opérateurs inverses de l'analyse :

$$x^{(k)} = \Psi_k^\downarrow(x^{(k+1)}, y^{(k+1)}) = \psi_k^\downarrow(x^{(k+1)}) + w_k^\downarrow(y^{(k+1)}) \quad k=K-1, K-2 \dots 0 \quad (1.22)$$

Nous n'entrerons pas dans les aspects mathématiques de la transformée dans la mesure où cela n'entre pas dans le cadre de notre démarche. Des détails peuvent être obtenus dans [Mal89] et pour les aspects théoriques liés à la fusion dans [HeG00][Pie03a,b][PaC04][AZD07]. Par contre, nous sommes intéressés par l'application concrète de ces transformées dans le cadre de la fusion ; nous en donnons donc un aperçu dans ce qui suit.

DWT (Discrete Wavelet Transform)

La DWT (Discrete Wavelets Transform) a été la première transformée utilisée dans le cadre de la fusion indépendamment par Li et al. [LMM95], par Chipman et al. [COG95] et par Yocky [Yoc95]. Du fait de sa facilité d'application et de la qualité des résultats obtenus, cette méthode est aujourd'hui largement utilisée par la communauté « fusion » [NHCB01][PaC04][GoN07][AZD07].

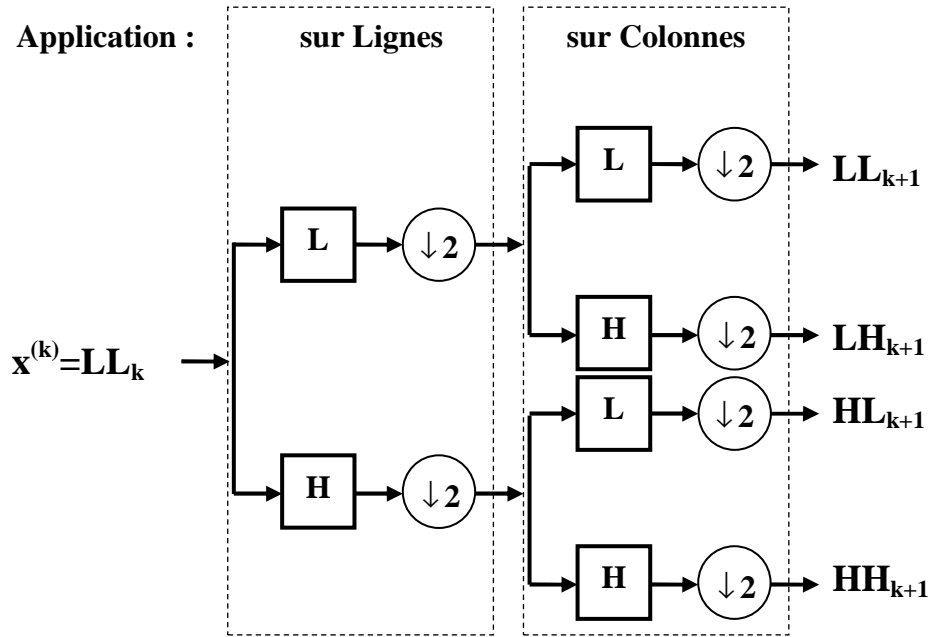


Figure 1.9 Un niveau de décomposition. Application successive des filtre L et H sur les lignes et sur les colonnes

L'application des deux types de fonction d'analyse (d'échelle et d'ondelette) revient à des opérations de convolution de l'image avec des filtres passe-bas et passe-haut homothétiques pour chaque niveau, suivi par une opération de réchantillonnage. Si les filtres 2D sont séparables, ce qui est souvent le cas dans les transformées en ondelettes, il est bien sûr possible de travailler successivement sur les lignes et sur les colonnes en version 1D. La figure 1.9 illustre cette procédure pour un niveau k de décomposition. L'image obtenue par la succession des filtres passe-bas (LL_{k+1}) sera ensuite décomposée de la même manière. Dans les images qui impliquent un filtre passe-haut, les détails horizontaux (LH_{k+1} pour un filtre H appliqué sur les colonnes), verticaux (HL_{k+1} pour un filtre H appliqué sur les lignes) et diagonaux (HH_{k+1} pour un filtre H appliqué sur les lignes et sur les colonnes) seront mis en évidence.

Par exemple, pour une famille de type Haar, les filtres passe-bas 1D (L) et passe-haut 1D (H) sont :

$$L = 1/\sqrt{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \quad H = 1/\sqrt{2} \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.23)$$

Pour la synthèse les filtres inverses sont :

$$L^{-1} = 1/\sqrt{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \quad H^{-1} = 1/\sqrt{2} \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (1.24)$$

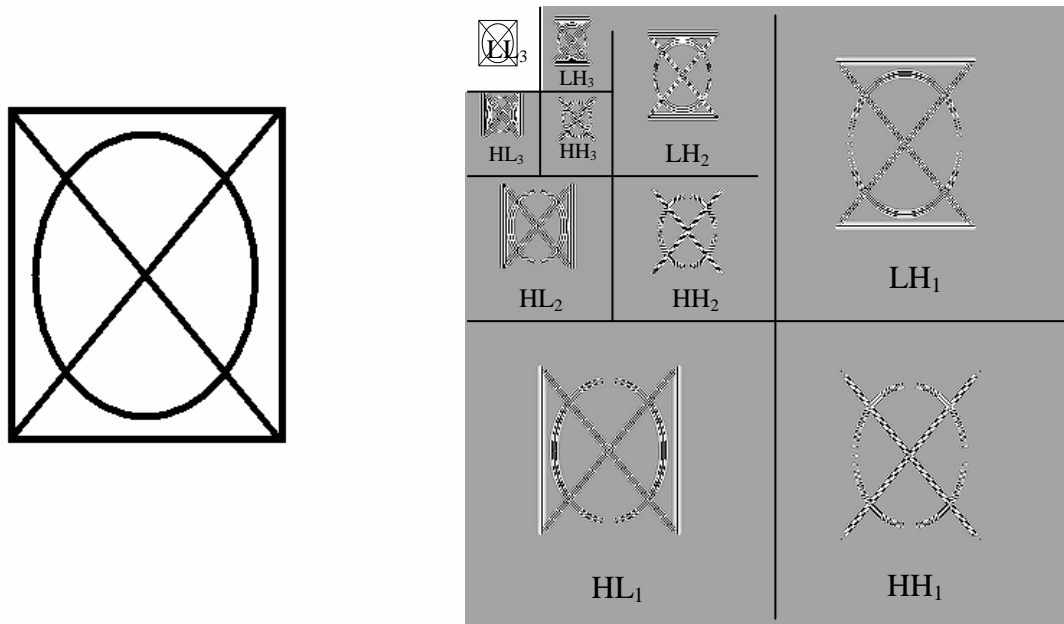


Figure 1.10 : Les coefficients du DWT en 3 niveaux de décomposition

Dans la figure 1.10 nous montrons une image de synthèse et sa décomposition en ondelettes en 3 niveaux. On peut observer la diminution de résolution, ainsi que l'image d'approximation (LL_3) et les images de détails horizontaux ($LH_{1,2,3}$), verticaux ($HL_{1,2,3}$) et diagonaux ($HH_{1,2,3}$). Les détails obtenus par chaque combinaison de filtre sont mis en évidence.

Dans le cas de la fusion d'image, entre les deux opérations d'analyse et de synthèse, des critères de fusion qui seront présentés à la section suivante doivent être employés.

SIDWT (Shift Invariante Discrete Wavelet Transform)

La SIDWT (Shift Invariant Discrete Wavelet Transform) a été proposée par Rockinger [Roc97] [RoF98] pour s'affranchir du problème de variance aux rotations de la DWT. L'idée est d'éliminer l'échantillonnage, donc implicitement l'interpolation dans la synthèse. L'image d'approximation et celle de détails vont garder la même taille que l'image originale.

Les 2 filtres 1D s'appliquent de la même façon que pour la DWT : successivement sur les lignes et sur les colonnes. Pour le premier niveau de décomposition les filtres de la transformée classique sont normalisés par un facteur $1/\sqrt{2}$ pour obtenir la reconstruction parfaite. Comme pour la DWT, seule l'image d'approximation est ensuite décomposée. A chaque nouveau niveau les filtres sont re-projetés par l'insertion de 0 entre les coefficients du filtre du niveau inférieur. Les transformées employant de tels filtres sont nommées des transformées « à trous ». Au fur et à mesure qu'on décompose sans échantillonner, les images (approximation et détails), deviennent de plus en plus grossières. La multi-résolution perd son sens et l'analyse se réduit à une analyse multi-échelle.

Cette transformée est appliquée aux séquences vidéo ; l'auteur indique que les propriétés de stabilité et de consistance temporelle sont respectées [RoF98].

Autres transformées en ondelettes utilisées dans la fusion

Un autre type de transformée dite « dual-tree complex wavelet transform » [Kin98] est proposé pour la fusion par l'équipe de l'Université de Bristol [NHCB01] [HCB02] [LON⁺04] [LON⁺07]. Cette transformée conduit à de bons résultats grâce aux calculs des sous bandes de haute fréquence effectués selon 6 angles différents ($\pm 15^\circ$, $\pm 45^\circ$, $\pm 75^\circ$). Elle n'est pas invariante aux rotations bien que moins affectée par comparaison avec la DWT.

Bon nombre d'autres transformées en ondelette sont appliquées à la fusion : dyadic wavelets [KLT95], à trous [Chi06], curvelets [NGBA07], frame [LKW02][LJYS05], multiwavelets [GBI05] ou morphologique [DeC06].

Transformées en ondelettes pour des images bruitées

Sachant que les transformées en ondelette sont également utilisées dans le domaine du filtrage, nous nous sommes particulièrement intéressés aux techniques qui sont combinées à un débruitage pour obtenir un processus de fusion applicable à des données bruitées. La littérature est d'ailleurs relativement pauvre dans ce domaine de la fusion de données bruitées. Petrovic et Xydeas [PeX03] ont testé une fusion DTW avec deux types de débruitage : soft et hard [DoJ94][Doh95]; Yuan et Buckles [YuB07] présentent une méthode de filtrage plus sophistiquée.

La technique consiste à séparer pour chaque sous-bande de haute fréquence ($I(x,y)$) la composante du signal ($I_s(x,y)$), qui englobent les informations pertinentes, de la composante du bruit ($I_b(x,y)$):

$$I(x,y) = I(\lambda) = \{I_s(x,y)\} \cup \{I_b(x,y)\} \quad (1.25)$$

Les coefficients du signal $I_s(x,y)$ sont ceux qui ont un niveau supérieur à un seuil λ ; les autres coefficients sont considérés comme induits par le bruit $I_b(x,y)$.

La version « hard » de la méthode de filtrage consiste à annuler tous les coefficients du bruit et à conserver inchangés les coefficients du signal :

$$\begin{cases} \hat{I}_s(x,y) = I_s(x,y) \\ \hat{I}_b(x,y) = 0 \end{cases} \quad (1.26)$$

La version « soft » conduit à transformer aussi les coefficients correspondants au signal en diminuant leur valeur absolue (par le même seuil (λ)) :

$$\begin{cases} \hat{I}_s(x,y) = I_s(x,y) - \text{sign}[I_s(x,y)] \cdot \lambda \\ \hat{I}_b(x,y) = 0 \end{cases} \quad (1.27)$$

$\hat{I}(x,y) = \{\hat{I}_s(x,y)\} \cup \{\hat{I}_b(x,y)\}$ représente les coefficient estimés après le filtrage (coefficients non bruités).

Notons qu'un changement de coefficients correspondants aux hauts niveaux de décomposition conduira à une reconstruction biaisée. Le débruitage donne de bons résultats seulement s'il est appliqué sur les deux premiers niveaux [PeX03].

En ce qui concerne le seuil, on peut considérer un seuil fixe ou un seuil adaptif pour chaque sous-bande [PeX03]. Le seuil adapté est choisi comme un pourcentage de la racine carrée de la moyenne quadratique des coefficients pour la sous-bande considérée :

$$\lambda = p \cdot \sqrt{E[I^2]} \quad (1.28)$$

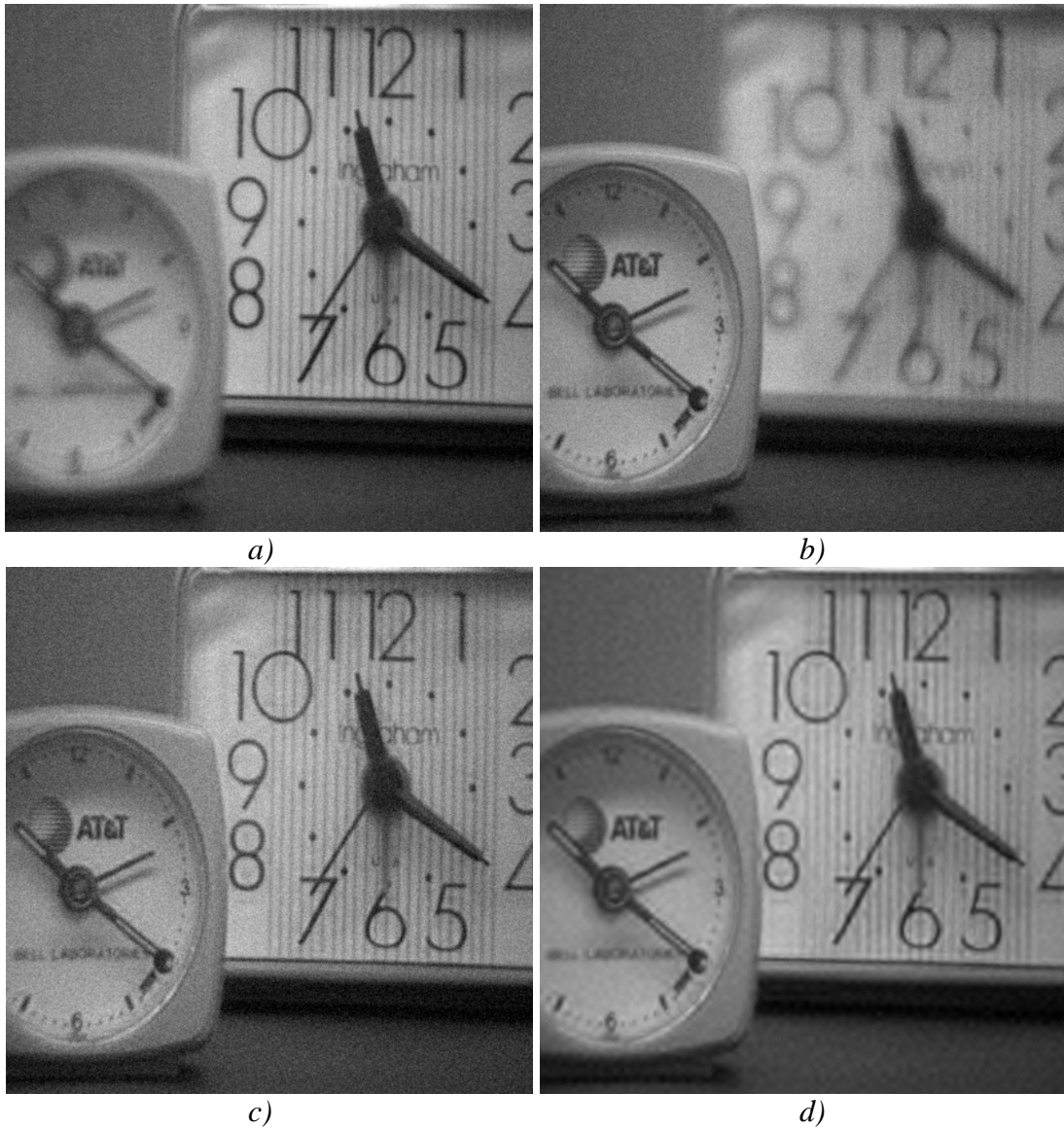


Figure 1.11 : a,b) Images bruitées ($s=8$, $SNR=16dB$) c) image fusion DWT d) image fusion DWT et filtrage par un seuil « soft » adaptatif

Comme nous pouvons le voir à la figure 1.11 d, le bruit est éliminé. Mais dans le même temps les contours deviennent flous. Ces méthodes s'avèrent intéressantes seulement dans le cas où le rapport signal/bruit est élevé. Pour un bruit élevé, la méthode de débruitage montre des limites et devient inefficace. Notons que nous avons utilisé le critère « *choose-max* » (voir 1.3.3.4) pour combiner les coefficients estimés provenant de chaque image d'entrée (\hat{I}_n).

Yuan et Buckles [YuB07] proposent une approche plus complexe pour estimer le seuil λ . Il faut estimer la variance du bruit de chaque bande pour calculer le seuil correspondant par la formule:

$$\lambda = \frac{\sigma_b^2(\epsilon_{\max})}{\sqrt{\sigma_I^2 - \sigma_b^2(\epsilon_{\max})}} \quad (1.29)$$

où ϵ_{\max} est déterminé par :

$\varepsilon_{\max} = \arg \max \frac{\partial \sigma_b^2(\varepsilon)}{\partial \varepsilon}$ où la variance du bruit $\sigma_b^2(\varepsilon)$ est calculée seulement sur les

coefficients $I_b(x,y)$ qui appartiennent à l'intervalle $\left[\bar{I} - \varepsilon, \bar{I} + \varepsilon \right]$, où \bar{I} représente la moyenne des coefficients de la sous-bande considérée.

Constatant que la variance est dépendante seulement du niveau de décomposition et n'est pas dépendante du type de bande de haut fréquence (LH, HL ou HH), les auteurs proposent d'estimer la variance seulement pour le premier niveau de décomposition $\sigma_b^2(k=1) = \sigma_b^2(\varepsilon_{\max})$. Ensuite, pour les autres niveaux, ils utilisent le modèle d'estimation [YuB04]:

$$\sigma_b^2(k) = \sigma_b^2(k=1)e^{1-k^{1.2}} \quad (1.30)$$

pour pouvoir déterminer le seuil λ_k spécifique à chaque niveau.

Les coefficients dus au bruit sont annulés à moins qu'une similarité ne soit remarquée sur toutes les entrées. Dans ce cas le coefficient moyen est pris en compte pour l'image résultat. Les coefficients de l'image résultat sont obtenus par une somme point à point des coefficients du signal correspondant aux N images d'entrée :

$$f_s^{(k)}(x, y) = \sum_{n=1}^N \frac{\sigma_{I_n}^2(k) - \sigma_{b,n}^2(k)}{\sigma_{I_n}^2(k)} I_n(x, y) \quad (1.31)$$

D'autres méthodes de débruitage fondées sur les ondelettes peuvent être consultées dans [CYV00].

1.3.3.4 Critères de fusion pour les techniques multi-résolution

Une vision d'ensemble et un cadre formel sur les critères de fusion pour les techniques multi-résolution sont présentés dans [PaC04] [ZhB99] [Pie03a]. Nous ne détaillerons que les deux critères les plus utilisés.

Nous avons déjà montré que dans le cas de la décomposition multi-résolution, à chaque niveau une image est décomposée dans une version simplifiée et une version de détails. A chaque niveau des règles de combinaison entre les versions simplifiées des images d'entrée doivent être employées pour engendrer la représentation de l'image de sortie à cette étape ($f^{(k)}$). Ensuite, l'application d'une opération de synthèse sur l'ensemble des représentations multi-résolution créera l'image fusionnée.

Les schémas de combinaison utilisent principalement deux sortes d'opérations : la sélection entre les représentations multi-résolution et la composition de l'image moyenne de ces représentations.

La règle de combinaison la plus connue s'appelle « choose max » et elle emploie les deux types d'opérations mais pour des étapes différentes. Lors de la dernière étape de décomposition (K), où se trouvent des représentations grossières ($u_i^{(K)}$) des images d'entrée (u_i), l'image moyenne ($f^{(K)}$) de ces représentations est générée. En ce qui concerne ces versions grossières ou de basse fréquence, on suppose qu'elles ne contiennent plus de structures pertinentes à ce niveau. Elles englobent l'intensité moyenne ou la texture de leur image d'entrée. Grâce à la pondération, la variance du bruit, qui éventuellement est calculée à ce niveau, est réduite.

Pour les premières étapes $K-1$ qui présentent des images de détails, un algorithme de sélection est employé. Le critère « choose max » est présenté sous la forme :

$$f^{(K)}(n | 0) = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P u_i^{(K)}(n | 0) \quad (1.32)$$

$$f^{(k)}(n | p) = \arg \max (|u_i^{(k)}(n | g)|) \quad k = 1 \dots K-1 \text{ et } g = 1 \dots G$$

où P est le nombre de sources, K le dernier niveau de décomposition et G le nombre de filtres directionnels (dans le cas de la pyramide de gradients $G=4$), n les coordonnées du pixel courant et $u^{(k)}$ est l'image au niveau k de la pyramide utilisée.

Dans le cas des transformées en ondelettes, pour toutes les versions qui impliquent un filtrage passe-haut, cette sélection est utilisée point par point. Pour créer la version passe-bas à recomposer, la moyenne de ces versions correspondantes à chaque image d'entrée est employée.

Burt et Kolczynski [BuK93] proposent un schéma différent qui introduit deux mesures (match measure, salience measure) pour discriminer les opérations de sélection ou de pondération applicables à chaque niveau et sous-bandes. Ce critère est une version sophistiquée de la pondération de coefficients fondée sur une carte de pertinence.

La mesure « match » indique la ressemblance entre les images à chaque étape. Si l'indicateur est élevé, les images sont pondérées, s'il est faible, l'image ayant la plus grande valeur de la mesure « salience » est sélectionnée. Ces opérations sont proposées pour un voisinage de $1*1$, $3*3$ ou $5*5$ pixels. La « salience » est définie comme l'énergie ou la variance. Dans le cas de l'énergie nous avons :

$$s_i^{(k)}(n | g) = \sum_{\Delta n \in W^{(k)}} |u_i^{(k)}(n + \Delta n | g)|^2 \quad (1.33)$$

où $W^{(k)}$ est le voisinage au niveau k .

La mesure « match » est définie dans le cas de deux images:

$$m_{AB}^{(k)}(n | g) = \frac{2 \sum_{\Delta n \in W^{(k)}} u_A^{(k)}(n + \Delta n | g) u_B^{(k)}(n + \Delta n | g)}{s_A^{(k)}(n | g) + s_B^{(k)}(n | g)} \quad (1.34)$$

La relation de fusion est décrite par une somme pondérée :

$$f^{(k)}(n | g) = \alpha_A(n | g) u_A^{(k)}(n | g) + [1 - \alpha_A(n | g)] u_B^{(k)}(n | g) \quad (1.35)$$

où les poids sont donnés par la relation suivante :

$$\alpha_A(n | g) = \begin{cases} 1 & - si \quad m_{AB}^{(k)}(n | g) \leq \tau \quad et \quad s_A^{(k)}(n | g) > s_B^{(k)}(n | g) \\ 0 & - si \quad m_{AB}^{(k)}(n | g) \leq \tau \quad et \quad s_A^{(k)}(n | g) \leq s_B^{(k)}(n | g) \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \left(\frac{1 - m_{AB}^{(k)}(n | g)}{1 - \tau} \right) & - si \quad m_{AB}^{(k)}(n | g) > \tau \quad et \quad s_A^{(k)}(n | g) > s_B^{(k)}(n | g) \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{1 - m_{AB}^{(k)}(n | g)}{1 - \tau} \right) & - si \quad m_{AB}^{(k)}(n | g) > \tau \quad et \quad s_A^{(k)}(n | g) \leq s_B^{(k)}(n | g) \end{cases} \quad (1.36)$$

τ est un seuil. Au-dessus de ce seuil, les images A et B sont considérées semblables. Les auteurs ont démontré que cette approche permet de s'affranchir des désavantages de la fusion de régions ayant des contrastes inversés. Souvent mentionné dans la littérature, le « consistency check » proposé par Li et al. [LMM95] permet de résoudre le même problème.

A part les critères ponctuels, comme le « choose-max », ou les critères qui prennent en compte les coefficients dans un voisinage (comme celui présenté ci-dessus), des critères qui

prennent en compte les coefficients dans une région, issue d'une opération de segmentation, sont proposés [Pie03a][LON⁺07][NLO⁺04][ZhB97]. De plus, des critères qui combinent les coefficients associés à plusieurs sous-bandes ou niveaux de décomposition sont présentés [PeX99]. Une classification générale de ces critères peut être consultée dans [ZhB99].

Un autre aspect important est le choix du nombre de niveaux de décomposition. Il n'y a pas de technique pour déterminer le nombre des niveaux minimal pour obtenir une fusion de bonne qualité. Par contre, il existe une liaison directe entre les dimensions des objets à fusionner et le nombre de niveaux. Si la taille des objets est grande, il est nécessaire d'augmenter le nombre de niveaux de décomposition. Mais, dans le cas des techniques variantes aux rotations, comme les pyramides, Rockinger et Fechner [RoF98] admettent que le nombre des niveaux de décomposition est influencé par la position de l'objet et par le filtre utilisable dans le processus de décomposition.

1.4 Mesures de qualité

Une mesure de qualité de la fusion est nécessaire pour créer une base de comparaison entre les images obtenues avec différents algorithmes ou différents paramètres. La qualité de l'image fusionnée montre le degré d'accomplissement d'un certain objectif. On peut distinguer deux types de mesures : subjectives ou objectives [Pet01].

Les mesures subjectives sont des mesures qui impliquent un ou plusieurs spécialistes ou opérateurs humains. Mais, ces mesures assez précises si les avis sont nombreux sont assez lourdes à mettre en place. De plus, elles sont fortement dépendantes de la méthodologie appliquée [Pet07].

Dans la suite de ce mémoire et notamment dans le cadre des applications sismiques sur lesquelles nous nous attarderons au chapitre 4, nous ne pourrions, à terme, négliger l'avis du spécialiste. Il est cependant clair que nous sommes intéressés par une mesure objective donnant une estimation rapide et automatique de la qualité de l'image et de la fusion. Cette mesure est souvent considérée comme un indicateur complémentaire de l'avis du spécialiste humain.

Petrovic [Pet01] indique les propriétés requises pour un bon facteur de qualité :

- identification et localisation de l'information visuelle dans les images d'entrée comme dans l'image de sortie
- extraction de cette information et estimation de son importance
- capacité à mesurer le transfert de cette information des entrées vers l'image fusionnée.

Un autre intérêt de ces mesures est la possibilité d'intervenir dans la méthode de fusion pour adapter les paramètres. Un tel indicateur de qualité s'avère donc très utile. Mais du fait de la large diversité d'applications, de l'inexistence d'une vérité incontestable ou encore de l'inconsistance d'une notion comme la pertinence, une telle mesure générale est très difficile à élaborer. Ces dernières années, plusieurs équipes de recherche se sont intéressées à cet aspect important de la fusion.

1.4.1 Mesures de qualité pour le cas où une image référence existe

Dans les cas, très rares, où on dispose d'une image idéale qu'on essaye de retrouver après le processus de fusion, des mesures qui montrent les déviations ou les ressemblances entre cette image idéale et l'image obtenue après la fusion sont disponibles dans la littérature. Par exemple le root mean square error (*RMSE*) [LMM95][ZhB99] est un tel indicateur :

$$RMSE(U_R, U_F) = \left(\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (U_R(i, j) - U_F(i, j))^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (1.37)$$

où U_R , U_F sont respectivement l'intensité (en niveaux de gris) de l'image de référence (idéale) et de l'image fusionnée, M , N sont les dimensions des images. L'indicateur *RMSE* comme le MSE, mesure la déviation entre l'image de référence et l'image fusionnée. Donc une image fusionnée plus fidèle à l'image référence s'obtient pour des valeurs de *RMSE* proches de 0.

Mais on peut aussi emprunter des mesures spécifiques à la restauration ou à l'amélioration des images : le *SNR* ou *PSNR* :

$$SNR(U_R, U_F) = 10 \log_{10} \frac{\sigma^2(U_F)}{\sigma^2(U_R - U_F)} \quad (1.38)$$

$$PSNR(U_R, U_F) = 20 \log \frac{\max U_R - \min U_R}{RMSE(U_R, U_F)} \quad (1.39)$$

où σ^2 représente la variance :

$$\sigma^2(u) = \frac{1}{MN-1} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left[u(i, j) - \bar{u} \right]^2 \quad (1.40)$$

et \bar{u} est la valeur moyenne de l'image.

L'information mutuelle est souvent employée dans ce contexte [ZhB99] [Pie03b] :

$$I(U_R, U_F) = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L h_{R,F}(i, j) \log_2 \frac{h_{R,F}(i, j)}{h_R(i) p_F(j)} \quad (1.41)$$

h_R , h_F sont les histogrammes de l'image référence et l'image fusionnée, $h_{R,F}$ est l'histogramme conjoint, L représente le nombre de classes de l'histogramme. L'information mutuelle représente la quantité d'information apportée par la référence (U_R) à l'image évaluée (U_F). Plus l'information mutuelle est élevée, plus les deux images se ressemblent.

De même, l'indicateur universel de qualité de Wang et Bovik [WaB02] (souvent nommé structural similarity - SSIM) peut être employé dans ce cas. La mesure est formée par trois facteurs : la corrélation, la distorsion de la luminance et la distorsion du contraste :

$$Q_0(u, v) = \frac{\sigma_{uv}}{\sigma_u \sigma_v} \cdot \frac{2 \bar{u} \bar{v}}{\left(\bar{u} \right)^2 + \left(\bar{v} \right)^2} \cdot \frac{2 \sigma_u \sigma_v}{\sigma_u^2 + \sigma_v^2} \quad (1.42)$$

où \bar{u} et \bar{v} représentent la valeur moyenne des images u , v , ici : l'image fusionnée et l'image référence ; σ_u^2 (éq 1.40) et σ_{uv} sont la variance de u et la covariance entre u et v :

$$\sigma_{uv} = \frac{1}{MN-1} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left[\left(u(i,j) - \bar{u} \right) \left(v(i,j) - \bar{v} \right) \right] \quad (1.43)$$

Le premier terme de la formule 1.42 est le coefficient de corrélation, qui mesure la corrélation linéaire entre les deux images u, v . Il est à valeurs dans $[-1,1]$, conduisant à valeur pour Q_0 située dans le même intervalle. La valeur maximale est obtenue lorsqu'il existe une relation $u(i,j) = a \cdot v(i,j) + b$ avec a et b constantes pour tous les pixels. Le deuxième facteur correspond à une distorsion de la luminance moyenne des images. La racine carrée de la variance est vue comme un indicateur du contraste. Donc, le dernier facteur montre le degré de ressemblance entre le contraste des deux images. Quand les deux images sont identiques le facteur de qualité $Q_0=1$. En se fondant sur la propriété de non stationnarité, le même facteur de qualité peut être calculé avec une approche de fenêtre glissante :

$$Q(u,v) = \frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} Q_0(u,v|w) \quad (1.44)$$

$|W|$ est le nombre des fenêtres de dimension w . $Q_0(u,v|w)$ qui mesure la similarité locale entre structures est utilisée dans des facteurs de qualité spécifique à la fusion [Pie04][YZWL06].

Dans [EsF95], les auteurs évaluent plusieurs mesures de qualité utilisées dans le cadre de la compression d'image ; ces mesures restent valables dans notre cas.

Pour conclure, dans les applications réelles, il est peu probable que les images idéales soient disponibles. Une première mesure pour évaluer la fusion sans disposer de l'image référence consiste à faire une somme des informations mutuelles (éq. 1.41) entre les images d'entrée et la sortie [QZY02]. Mais ce facteur s'avère peu objectif par rapport à la qualité visuelle constatée [Pet07][ChV07][YZWL06] ; par exemple : le facteur de l'image moyenne est supérieur à celui de l'image obtenue par la pyramide laplacienne. Dans la suite, nous décrivons les facteurs de qualité qui ne réclament pas d'image référence.

1.4.2 Facteur de qualité fondé sur la fréquence spatiale

Un facteur simple fondé sur la notion de fréquence spatiale est proposé par Zheng et al. [ZEHH07]. La fréquence spatiale (SF) estime le niveau global d'information contenu dans une image et elle est calculée dans le domaine spatial comme :

$$SF = \sqrt{(RF)^2 + (CF)^2 + (MDF)^2 + (SDF)^2} \quad (1.45)$$

où les quatre composantes sont les fréquences en ligne, colonne et diagonale :

$$RF = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=2}^M \sum_{j=2}^N [U(i,j) - U(i-1,j)]^2} \quad (1.46)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=2}^M \sum_{j=2}^N [U(i,j) - U(i,j-1)]^2} \quad (1.47)$$

$$MDF = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=2}^M \sum_{j=2}^N \left[\frac{U(i,j) - U(i-1,j-1)}{\sqrt{2}} \right]^2} \quad (1.48)$$

$$SDF = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=2}^M \sum_{j=2}^N \left[\frac{U(i,j) - U(i-1,j+1)}{\sqrt{2}} \right]^2} \quad (1.49)$$

Notons que Li et al. [LKW01] emploient la fréquence spatiale dans la fusion des images présentant des problèmes de focus (out-of-focus).

La fréquence spatiale SF est calculée sur le résultat de la fusion (SF_F), mais pour pallier l'absence d'une image référence, une fréquence spatiale désirée est estimée (SF_R). Pour chaque pixel (i,j), la valeur de la dérivée dans les quatre directions est calculée sur l'image où la valeur absolue du gradient est maximale :

$$\nabla U_R(i,j) = \max\{abs[\nabla U_1(i,j)], abs[\nabla U_2(i,j)], \dots\} \quad (1.50)$$

Après l'estimation de quatre gradients, la SF_R est calculée de la même manière que l'équation 1.45. Notons que si nous disposons de l'image référence, la SF_R peut être calculée directement sur cette image. Finalement, le facteur de qualité est défini comme le rapport d'erreur de la fréquence spatiale :

$$rSFe = \frac{SF_F - SF_R}{SF_R} \quad (1.51)$$

Evidemment, la fusion idéale est caractérisée par un rapport nul, et les rapport proches de 0 sont recherchés. Ce facteur peut prendre des valeurs négatives qui signifient que des détails pertinents ont été perdus. Un rapport positif indique l'introduction éventuelle d'artefacts.

Le signe de ce rapport donne l'information qui sera ensuite utilisée pour gérer d'une façon itérative (back propagation) un processus de fusion. Le processus de fusion est arrêté si une condition sur rSFe est remplie [ZEH04].

Les auteurs ont montré que ce facteur donne des mesures de qualité compatibles avec celle fournies par le facteur de Piella (image quality index) [ZEHH07].

1.4.3 Mesures de qualité proposées par Piella

Plusieurs mesures ont été proposées par Piella [Pie04]. Ces mesures sont basées sur le facteur de qualité introduit par Wang et Bovik [WaB02](éq. 1.42).

Pour exprimer la qualité de la fusion en l'absence de l'image de référence, Piella [Pie04] a introduit la notion de "saliency" $s(u/w)$ qui représente la pertinence des informations dans une fenêtre w pour une image u . L'auteur propose l'utilisation de mesures diverses : le contraste, la variance ou l'entropie. Une fois évaluées les pertinences locales, un poids est associé à chaque image d'entrée :

$$\lambda_u(w) = \frac{s(u|w)}{s(u|w) + s(v|w)} \quad (1.52)$$

$\lambda_u(w)$ quantifie l'importance relative de l'image u par rapport à l'image v . L'indicateur est construit de la manière suivante :

$$Q(u,v,f) = \frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} [\lambda_u(w) \cdot Q_0(u,f|w) + \lambda_v(w) \cdot Q_0(v,f|w)] \quad (1.53)$$

Dans les régions où l'image u a une pertinence plus élevée que l'image v , la mesure de qualité $Q(u,v,f)$ est déterminée principalement par les similitudes entre l'image u avec l'image fusionnée f . Le deuxième terme exprime la situation inverse. La mesure de qualité proposée

dans l'équation 1.53 donne une indication de la quantité des informations transférées des image u et v à l'image composée f . Dans cette approche, les informations apportées par chaque fenêtre w sont traitées de manière équivalente.

Pour intégrer la propriété du système visuel humain qui est attiré par les régions riches en information pertinente, Piella a introduit dans la formule 1.53 un nouveau terme :

$$c(w) = \max[s(u | w), s(v | w)] \quad (1.54)$$

$$\text{ou } c(w) = s(u | w) + s(v | w) \quad (1.55)$$

La nouvelle mesure, nommée "weighted-fusion-quality-measure" s'exprime par :

$$Q_w(u, v, f) = \frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} c(w) [\lambda_u(w) \cdot Q_0(u, f | w) + \lambda_v(w) \cdot Q_0(v, f | w)] \quad (1.56)$$

L'apport du terme de discrimination entre régions $c(w)$ rend ce facteur de qualité approprié à la classification des images issues de la fusion. Ce facteur de qualité est l'un des plus utilisés dans la littérature [ChV07][RaM05][Pet07][YaJ07][YZWL06].

A noter que le type de $c(w)$ utilisé (maximum ou somme) ne joue pas un rôle déterminant dans le calcul. Nous avons observé, pour différents types de fusion que les valeurs obtenues dans les deux cas sont presque identiques [Pop05]. Par la suite, nous emploierons systématiquement le maximum.

Piella a introduit un autre indicateur de qualité, qui tient compte de la sensibilité du système visuel aux contours. Pour calculer l'indicateur, le principe consisté à appliquer le même processus de fusion sur les images de contours (u' , v') (par exemple : la norme du gradient). L'indicateur "edge-dependent-quality-index" correspond à l'équation :

$$Q_E(u, v, f) = Q_w(u, v, f)^{1-\alpha} Q_w(u', v', f')^\alpha \quad (1.57)$$

Le paramètre α , qui est défini dans l'intervalle [0,1], exprime la contribution des images des contours par rapport à l'image originale. L'idée d'intégrer la sensibilité de l'œil aux contours est louable, mais le fait d'estimer la qualité d'une image de pertinence ($Q_w(u', v', f')$) à l'aide d'un même type d'image peut poser des problèmes. Par exemple, remarquons simplement l'absence d'interprétation physique (qu'est ce qu'une norme du gradient mesurée sur la norme du gradient ?)

Un facteur inspiré de l'éq. 1.53 est proposé par Yang et al. [YZWL06]. Un seuil du même type que le seuil τ introduit par Burt et Kolczynski (eq. 1.36) est utilisé ici pour maximiser le résultat.

1.4.4 Evaluation de la performance d'un système de fusion proposée par Xydeas et Petrovic

Un facteur de qualité plus élaboré est proposé par Xydeas et Petrovic [XyP00][Pet01]. Le principe est identique à l'indice de Piella [Pie04]. Pour chaque pixel de chaque image on estime un facteur de qualité. Ici, l'indice proposé par Wang et Bovik et repris par Piella, est remplacé par un facteur qui prend en compte les changements de la norme du gradient et l'écart d'orientation entre les deux images. Ainsi ces deux composantes pour l'image d'entrée A et l'image fusionnée F sont :

$$G^{AF}(i, j) = \begin{cases} \frac{|\nabla U^F(i, j)|}{|\nabla U^A(i, j)|} & \text{si } |\nabla U^F(i, j)| \leq |\nabla U^A(i, j)| \\ \frac{|\nabla U^A(i, j)|}{|\nabla U^F(i, j)|} & \text{si } |\nabla U^F(i, j)| > |\nabla U^A(i, j)| \end{cases} \quad (1.58)$$

$$A^{AF}(i, j) = \frac{|\theta^A(i, j) - \theta^F(i, j) - \pi/2|}{\pi/2} \quad (1.59)$$

où la norme du gradient est : $|\nabla U(i, j)| = \sqrt{U_x^2(i, j) + U_y^2(i, j)}$ et les dérivées U_x et U_y sont estimées à l'aide d'un opérateur Sobel (3*3). L'angle est $\theta(i, j) = \tan^{-1} \left[\frac{U_y(i, j)}{U_x(i, j)} \right]$. Les deux mesures (G^{AF} et A^{AF}) prennent des valeurs sur $[0 ; 1]$. G^{AF} est maximum si on trouve dans l'image A la même puissance du gradient que dans l'image F et A^{AF} est maximum si l'orientation est identique dans les deux images. Les deux mesures sont ensuite modulées par une fonction de type sigmoïdale pour simuler le comportement non linéaire du système visuel humain :

$$f(x) = \frac{\Gamma}{1 + e^{k(x-\sigma)}} \quad (1.60)$$

Les trois paramètres (k , Γ , σ) déterminent la forme exacte du sigmoïde : Γ fixe le domaine de valeurs $[0, \Gamma]$ (par défaut $\Gamma=1$) ; σ joue le rôle du seuil et k donne la pente.

$$Q^{AF}(i, j) = f[G^{AF}(i, j)] \cdot f[A^{AF}(i, j)] \quad (1.61)$$

Dans le cas de deux images d'entrées, le calcul du facteur de qualité global utilise les facteurs $Q^{AF}(i, j)$ et $Q^{BF}(i, j)$ pondérés par deux images de pertinence ($s^A(i, j)$ et $s^B(i, j)$) estimées sur les image A et B :

$$Q^{AB/F} = \frac{\sum_{i,j} [Q^{AF}(i, j) \cdot s^A(i, j) + Q^{BF}(i, j) \cdot s^B(i, j)]}{\sum_{i,j} [s^A(i, j) + s^B(i, j)]} \quad (1.62)$$

On peut introduire comme pondération une image de pertinence quelconque, mais les auteurs proposent un choix particulier. Partant des 6 propriétés qui influencent l'importance d'un élément de contour : sa détectabilité, sa puissance (le contraste), son orientation, sa position relative vis-à-vis de zones attirées par l'oeil (ex : le centre) et son association avec un attribut de haut niveau et le contexte, $s(i, j)$ devient :

$$s(i, j) = D_T(i, j) \cdot P(i, j) \cdot C(i, j) \cdot |\nabla U(i, j)|^L \quad (1.63)$$

avec

$$D_T(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{si } |\nabla U(i, j)| \geq T \\ 0, & \text{si } |\nabla U(i, j)| < T \end{cases} \quad (1.64)$$

$$P(i, j) = 1 - (1 - p) \frac{\sqrt{|N/2 - i|^2 + |M/2 - j|^2}}{\sqrt{|N/2|^2 + |M/2|^2}} \quad (1.65)$$

$$C(i, j) = \frac{\sum_{k,l} |\nabla U(i+k, j+l)|_{if \ \theta(i,j)-\delta \leq \theta(i+k,j+l) \leq \theta(i,j)+\delta}}{\sum_{k,l} |\nabla U(i+k, j+l)|} \quad (1.66)$$

Les paramètres qui interviennent sont : L la linéarité (par défaut, à valeurs dans [0.8,1.2]), T le seuil qui règle la détectabilité, p l'importance de la position relative au centre (pour p=1 les pixels ont la même importance P=1), δ l'ouverture angulaire pour laquelle les orientations dans une fenêtre (k,l) sont considérées similaires.

Dans [PeX05], en se basant sur une représentation en diagramme Venn (Fig. 1.12), les auteurs proposent une caractérisation de performances d'un processus de fusion par plusieurs notions : l'apport commun (Q^C) et individuel (Q^A) de chaque source d'information dans l'image fusionnée, les pertes d'information ($L^{AB/F}$) dues au processus de fusion et les artefacts ($N^{AB/F}$) introduits par le processus. Toutes ces notions sont faciles à estimer si sur l'image fusionnée on calcule une image de pertinence. Ici, l'information pertinente est estimée à travers la norme du gradient.

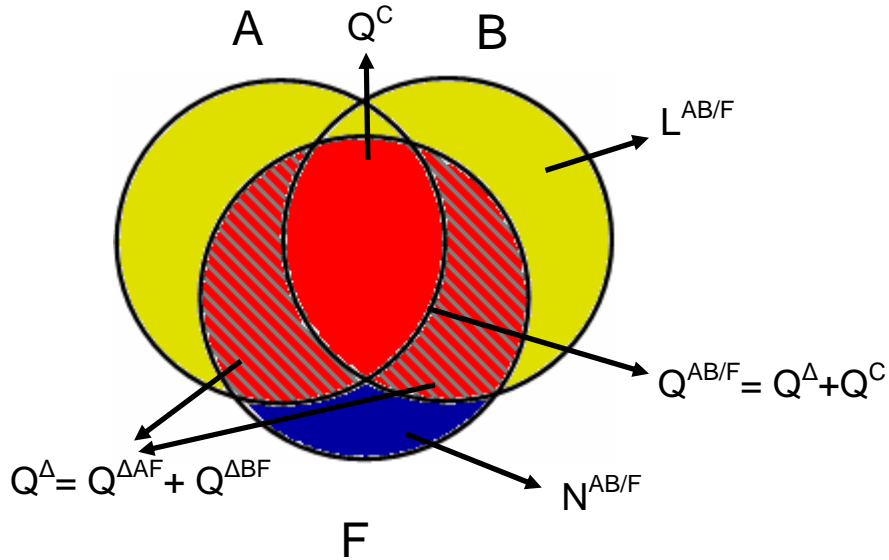


Figure 1.12 : Représentation des différentes mesures de qualité par un diagramme Venn

Dans la figure 1.12, est illustré une mesure de qualité pour la fusion de deux images A et B en une image F. L'information contenue dans chaque image est représentée par les cercles A, B et F. Comme nous l'avons mentionné, un processus de fusion d'image a pour objectif de transférer dans l'image de sortie (F) la totalité de l'information contenue dans les images sources (ici $A \cup B$). Le facteur de qualité ($Q^{AB/F}$ en rouge, rayé et non rayé) mesure en quelle proportion cette tâche est réalisée. Le cas idéal revient à avoir les pertes ($L^{AB/F}$ - en jaune) et les artefacts ($N^{AB/F}$ - en bleu) nuls. Les pertes d'information sont les informations dans les images A et B qui ne se retrouvent pas dans l'image fusionnée (F) du fait des imperfections du processus. Mais, par contre, le processus peut introduire des artefacts qui sont comptabilisés par le facteur $N^{AB/F}$. Le calcul de ces deux notions est similaire :

$$L^{AB/F} = \frac{\sum_{i,j} r_i(i, j) \{ [1 - Q^{AF}(i, j)] \cdot s^A(i, j) + [1 - Q^{BF}(i, j)] \cdot s^B(i, j) \}}{\sum_{i,j} [s^A(i, j) + s^B(i, j)]} \quad (1.67)$$

$$\text{avec } r_l(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } |\nabla U^F(i, j)| < |\nabla U^A(i, j)| \text{ ou } |\nabla U^F(i, j)| < |\nabla U^B(i, j)| \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.68)$$

et pour $N^{AB/F}$

$$r_n(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } |\nabla U^F(i, j)| > |\nabla U^A(i, j)| \text{ et } |\nabla U^F(i, j)| > |\nabla U^B(i, j)| \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.69)$$

Enfin, on obtient :

$$Q^{AB/F} + L^{AB/F} + N^{AB/F} = I \quad (1.70)$$

Comme nous le constatons le facteur de qualité ($Q^{AB/F}$) peut se décomposer en une partie due aux informations communes ($A \cap B$) et deux parties correspondant à l'apport individuel de chaque entrée :

$$Q^{AB/F} = Q^C + Q^A \quad (1.71)$$

$$\text{où } Q^A = |Q^{AF} - Q^{BF}| \quad (1.72)$$

Ce système d'évaluation décrit mieux et plus complètement un processus de fusion. Notons que cette formalisation à l'aide d'un diagramme de Venn peut être utilisé pour d'autres facteurs de qualité, (ex : facteur de Piella -1.4.3).

1.4.5 Evaluation de la performance d'un système de fusion de données bruitées proposée par Petrovic et Xydeas

Petrovic et Xydeas [PeX03] recherchent une mesure qui quantifie l'effet du bruit sur la performance des différents schémas de fusion. Dans les différents scénarios proposés où des images non bruitées sont disponibles, ils calculent des mesures absolues (Q^{FF/F_b}) ou relatives :

$$D_b = \frac{2Q^{FF/F_b} - Q^{AA/A_b} - Q^{BB/B_b}}{Q^{AA/A_b} + Q^{BB/B_b}} \quad (1.73)$$

L'étude menée pour différents types de fusion montre que dans le cas des images bruitées :

- les méthodes de fusion multi-résolution vont augmenter le niveau du bruit dans l'image de sortie si un processus de filtrage n'est pas introduit,
- seule l'image moyenne va diminuer le niveau du bruit,
- le critère de sélection doit être calculé sur des fenêtres de petite taille (1*1),
- un schéma de sélection qui moyenne les coefficients est plus indiqué.

Ces conclusions qui indiquent qu'une moyenne est plus adéquate quand il s'agit de fusionner des données bruitées s'expliquent par la diminution de la variance due à la somme de bruits de signe différent. Ces effets sont contraires au but de la fusion qui s'appuie sur des schémas de type « choose-max » pour préserver et même augmenter la variance dans l'image de sortie.

Notons aussi le travail de Chen et Varshney [ChV07] qui proposent une nouvelle mesure qui tient compte d'une fonction de sensibilité au contraste caractérisant le système visuel humain. Une transformation dans le domaine fréquentiel est nécessaire. Tout comme

Petrovic et Xydeas, les auteurs mènent une étude sur plusieurs facteurs de qualité et leur pertinence dans le cas d'images d'entrées affectées par le bruit.

Les facteurs de qualité sont calculés entre les images d'entrée non bruitées (les références) et le résultat de la fusion des images bruitées. La conclusion est que la moyenne donne de meilleurs facteurs de qualité si le bruit est plus fort (*SNR* petit).

En conclusion, il n'existe pas, à notre connaissance, de facteur de qualité mesurant à la fois l'efficacité de la fusion et le degré de débruitage.

1.4.6 Mesures de pertinence

Tout au long de ce chapitre, nous avons fait référence à plusieurs types des mesures de pertinence. Elles sont utilisées soit dans le calcul d'un facteur de qualité, soit elles font partie intégrante d'une méthode de fusion.

Par exemple nous montrons dans la figure suivante trois telles mesures : la norme du gradient calculée dans un fenêtre 3*3, la variance calculée dans une fenêtre 9*9 et la mesure proposée par Petrovic et Xydeas pour leur facteur de qualité (éq. 1.63).



Figure 1.13 : Exemple de mesures de pertinences sur l'image de Lena (Fig. 1. 9a);
a) la norme du gradient ; b) la variance calculée dans une fenêtre 4*4 ; c) la pertinence de Petrovic et Xydeas (éq. 1.63)

Ces mesures de pertinence ont en commun l'intérêt de mettre en évidence et de localiser l'information considérée pertinente.

Pour des applications très spécifiques, d'autres mesures peuvent être définies. En particulier, nous utiliserons au chapitre 4, dans le cadre des applications sismiques, des mesures de pertinences dédiées à ce type de données (Cohérence ou C_{fault}).

1.5 Conclusions

Nous avons présenté de manière succincte les objectifs et les particularités de la fusion d'images. Ensuite, nous nous sommes concentrés sur les méthodes de fusion bas niveau en insistant sur les méthodes les plus réputées : les méthodes multi-résolutions. En particulier, certaines de ces méthodes qui nous intéresseront particulièrement pour la suite de ce mémoire sont dédiées à la fusion d'images bruitées [PeX05][YuB07]. C'est pour ce type de données que nous proposerons au chapitre 3, une approche de fusion - diffusion fondée sur un formalisme EDP.

Nous avons également présenté quelques mesures objectives permettant de quantifier la qualité d'une procédure de fusion. Si, dans le cas d'images non-bruitées, différents facteurs

de qualité sont proposés qu'une image de référence soit disponible ou non, dans le cas d'images bruitées, les seuls facteurs proposés impliquent nécessairement cette image de référence. De plus, il apparaît que des mesures de qualité caractérisant à la fois l'étape de fusion et le degré de débruitage sont encore à rechercher.

Dans le chapitre suivant nous présentons les méthodes classiques de diffusion fondées sur un formalisme EDP. Après cette description et en nous appuyant sur les deux premiers chapitres, nous pourrions présenter, au cours des deux derniers chapitres, notre approche originale de fusion fondée sur un formalisme par EDP.

Chapitre 2

Equations aux dérivées partielles pour le filtrage et le rehaussement d'image

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les bases du filtrage et du rehaussement d'images fondés sur le formalisme des Equations aux Dérivées Partielles. Le choix a porté non pas sur une présentation exhaustive des méthodes de diffusion mais plutôt sur une présentation des méthodes qui ont guidé notre réflexion pour construire l'approche originale de fusion par EDP présentée au chapitre suivant.

Nous distinguerons deux catégories de méthodes de diffusion selon le but recherché :

Restauration : ensemble des opérations qui visent à réduire, voire supprimer, les perturbations de l'image, de manière à restaurer le signal original. Le filtrage qui élimine le bruit tout en visant à conserver une image proche de l'image originale fait partie de cette classe d'opérations.

Amélioration : opérations qui consistent à modifier les caractéristiques visuelles de la donnée de manière à en faciliter l'interprétation par l'œil humain ou par un système automatique expert; rehaussement et fusion font partie de cette classe. Le rehaussement consiste à renforcer le contraste et à mettre en évidence certains éléments pertinents de l'image.

Nous exposerons tout d'abord les principes du filtrage basé sur les EDP, ainsi que les liaisons avec *l'analyse multi-échelle*. Partant de l'équation de filtrage linéaire fondée sur l'équation de diffusion isotrope de la chaleur, nous introduirons la première version non-linéaire – le modèle de Perona et Malik. Par la suite et avec l'objectif de mettre en évidence les caractéristiques pertinentes de chaque méthode exposée, nous étudierons diverses solutions spécifiques telles que l'élimination du flou. En particulier, l'élimination du flou est souvent obtenue par inversion de l'équation de la chaleur (filtre de choc) ou par une accentuation des contours par rehaussement. Certains modèles qui combinent plusieurs termes en une seule équation (pour satisfaire simultanément plusieurs objectifs) seront également étudiés.

Nous conclurons ce chapitre en présentant les modèles anisotropes pour lesquels le comportement est différencié selon les directions des structures estimées localement et utilisées de manière explicite. Ces méthodes 2D de filtrage anisotrope seront par la suite étendues dans le domaine 3D pour être adaptées au traitement des données sismiques.

Tout au long de ce chapitre les schémas numériques dédiés à l'implantation discrète des équations seront présentés.

2.2 Filtrage linéaire et analyse multi-échelle

2.2.1 Analyse multi-échelle

La notion de filtrage vu dans la perspective du traitement d'image consiste à éliminer le bruit pour ne conserver que le signal utile. Cependant, cette opération réclame une discrimination entre ce qui relève du bruit et ce qui constitue les structures pertinentes ; opération qui s'avère, la plupart du temps, délicate à réaliser.

La notion de structure ou d'objet présent dans une image est difficile à caractériser sans définir certaines notions complémentaires. Dans le domaine de la vision par ordinateur, la notion d'*échelle* est souvent utilisée pour discriminer les objets de différentes tailles. Ainsi, aux échelles grossières, seuls les objets de grande taille sont visibles, alors que les échelles plus fines permettent la visualisation de détails.

Naturellement, la logique nous conduit à conserver le plus de détails possible, donc à employer une échelle fine. Mais, l'inconvénient d'un tel choix est qu'ainsi le bruit est également conservé. Si l'échelle choisie est plus grossière, le bruit est éliminé mais certains détails pertinents également ; seuls les objets de grande taille sont préservés (Fig. 2.1). Ainsi, la nécessité d'une analyse à différentes échelles semble une évidence.

L'analyse multi échelle a fait l'objet d'études nombreuses dans les années 80 - 90. Une analyse multi échelle est définie par une famille de transformations $(T_t)_{t \geq 0}$, qui appliquées à une image U , donne une famille d'images dépendantes du paramètre t . L'image originale correspond à l'échelle $t=0$, et les autres images sont des versions simplifiées de celle-ci. Ces versions simplifiées ne contiennent aucune nouvelle structure et jusqu'à certaines échelles, elles conservent le contenu sémantique de l'image originale. Weickert affirme que le caractère hiérarchique de l'analyse multi échelle permet la liaison entre l'image et son contenu sémantique [WII99].

Certaines propriétés d'une analyse multi-échelle ont été évoquées par Alvarez et al. [AGLM93] et ont été résumées par Morel [MoS95] :

1. Fidélité : $T_t(U_0) = U_0 \quad t \rightarrow 0$
2. Causalité : $T_t(U_0)$ ne dépend que de $T_s(U_0)$ si $s < t$
3. Récursivité : $T_{t+s}(U_0) = T_t(T_s(U_0))$, $\forall t, s \geq 0$
4. Invariance Euclidienne : si A est une isométrie $T_t(U_0 \circ A) = T_t(U_0) \circ A$
5. Causalité forte (pour la détection des contours) : soit K_t l'ensemble des contours à l'échelle t : $K_t \subset K_s$ pour $s < t$.

D'autres propriétés permettent de conclure à une analyse correctement définie [Wei94] :

- le principe de maximum : $\inf_{\Omega} T_{t \rightarrow 0}(U_0) \leq T_t(U_0) \leq \sup_{\Omega} T_{t \rightarrow 0}(U_0)$
- la préservation de l'intensité moyenne $\mu = \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} T_t(U_0) d\Omega, \forall t$
- la convergence vers une image constante : $\lim_{t \rightarrow \infty} T_t(U_0) = \mu$

L'utilisation de certaines de ces propriétés comme contrainte permet d'aboutir à la construction d'une EDP correctement définie. Une autre solution consiste à construire une EDP puis à en vérifier l'intérêt au vu de l'ensemble des propriétés satisfaites.



Figure 2.1 : Filtrage gaussien à différentes échelles a) Image originale ($t=0$) et les résultats obtenus pour b) $\sigma=2.45$ ($t=3$) c) $\sigma=7.745$ ($t=30$) d) $\sigma=24.5$ ($t=300$)

2.2.2 Filtrage linéaire

Witkin [Wit83] propose une représentation multi échelle des images par l'intermédiaire de convolutions entre l'image originale et une série de noyaux Gaussiens de taille σ croissante (Fig. 2.1) :

$$U(x, y, \sigma) = U_0(x, y) * G_\sigma(x, y) = \int_{\Omega} G_\sigma(x-u, y-v) U_0(u, v) dudv \quad (2.1)$$

où $\Omega = (0, a) \times (0, b)$ est le domaine de l'image.

Pour $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R^n$, l'opérateur gaussien isotrope de taille (écart-type) σ est défini par :

$$G_\sigma(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^n} \exp\left(-\frac{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.2)$$

En pratique, cette opération permet de lisser l'image en supprimant toute information qui présente des variations spatiales à des échelles inférieures à σ . σ représente donc le paramètre d'échelle contrôlant la taille du voisinage pris en compte. Lorsque σ est grand, le bruit est éliminé et les structures de l'image, extrêmement simplifiées sont aisées à identifier ; en contrepartie, comme Witkin le remarque, les contours sont alors lissés et délocalisés. Ainsi, l'axiome de causalité forte n'est pas respecté (les autres propriétés sont, elles, vérifiées : préservation de l'intensité moyenne, convergence, etc.). Malgré cela, l'auteur propose une détection de contours à une échelle élevée pour ensuite les recalculer à des échelles plus petites au moyen d'un algorithme inverse arborescent.

2.2.3 Filtrage linéaire fondé sur la diffusion

Des résultats similaires aux précédents sont obtenus par Koenderink à l'aide d'un processus évolutif [Koe84]. Partant des principes de *causalité*, *d'homogénéité* et *d'isotropie*, il propose une première équation aux dérivées partielles (EDP) qui régit l'évolution temporelle de l'image à partir de dérivées spatiales.

Auparavant, un formalisme similaire avait vu le jour au sein de la communauté scientifique japonaise [Iij71]. Mais, ces travaux n'ont été portés à la connaissance des occidentaux que dans les années 90 [WII99].

Concrètement, l'EDP proposée est l'équation de propagation de la chaleur :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = \Delta U = U_{xx}(x, y, t) + U_{yy}(x, y, t) \quad (2.3)$$

(2.3) permet, en physique, de décrire l'évolution temporelle de la température dans un milieu homogène, régie par le phénomène de diffusion isotrope.

La résolution de ce type d'équation différentielle parabolique et l'obtention d'une solution unique réclament la définition des conditions aux limites. Pour l'application en analyse d'image qui nous préoccupe, il est évident que l'image à traiter est imposée comme condition initiale :

$$U(x, y, 0) = U_0(x, y) \quad (2.4)$$

Dans le domaine spatial, il est généralement fait appel aux conditions aux limites de Dirichlet ou Neumann :

$$U(x, y, t)|_{(x,y) \in \partial\Omega, t \in (0, \infty)} = c \quad \text{ou} \quad \nabla U(x, y, t)|_{(x,y) \in \partial\Omega, t \in (0, \infty)} = 0 \quad (2.5)$$

où $\partial\Omega$ représente les limites de l'image.

Koenderink fut le premier à montrer que la solution de cette équation appliquée à une image est équivalente, pour un temps t donné, à l'application d'un filtre gaussien d'écart type $\sigma = \sqrt{2t}$ [Koe84]. Ainsi les images présentées à la figure 2.1 peuvent être obtenues à partir de cette équation ; nous avons noté entre parenthèses le temps d'arrêt du processus.

L'équation parabolique linéaire (2.3) conduit bien entendu à une diffusion identique dans toutes les directions (diffusion isotrope linéaire), sans tenir compte des propriétés locales de l'image. Comme dans le cas du filtrage gaussien, elle ne préserve pas les objets significatifs de l'image (Fig. 2.1). Dans la mesure où ces filtres sont incapables d'éliminer des bruits impulsifs sans rendre les contours flous, ils sont réservés au prétraitement préalable à une opération de filtrage non-linéaire. Ils sont englobés dans des modèles complexes en raison de certaines de leurs qualités : rapidité, facilité d'implantation, élimination efficace du bruit de faible amplitude. Par exemple, dans les modèles non linéaires proposés par Weickert

[Wei94][Wei99], le filtre gaussien est employé en amont de la mesure d'orientation, étape essentielle dans le cadre d'un filtrage anisotrope.

Cette première équation de diffusion a ouvert la voie vers une multitude de nouveaux filtres consacrés à l'amélioration et/ou à la restauration d'images. On peut distinguer deux types de filtres non linéaires qui utilisent des équations de diffusion :

- a. le filtrage isotrope non linéaire ou diffusion non linéaire, qui emploie une diffusivité scalaire adaptée aux propriétés locales de l'image
- b. le filtrage anisotrope ou diffusion anisotrope, qui utilise un calcul préalable de l'orientation des structures locales de l'image et permet ainsi de contrôler les quantités de diffusion selon cette orientation.

Tout d'abord, pour introduire les modèles non linéaires, nous détaillerons le modèle classique de Perona et Malik. Ensuite, d'autres modèles scalaires non-linéaires qui présentent un intérêt dans le cadre de ce travail de thèse seront présentés. Parmi les méthodes de diffusion anisotrope, nous décrirons à la section 2.5, la diffusion proposée par Weickert (CED – Coherence Enhancing Diffusion) et la méthode 1D/2D de Terebes développée antérieurement au sein de notre laboratoire.

2.3 Filtrage non linéaire : Le modèle classique de Perona et Malik

Le premier filtre non linéaire fondé sur une équation de diffusion a été introduit par Perona et Malik en 1990 [PeM90]. Le principe est d'associer à l'équation de la chaleur une fonction scalaire qui tient compte des propriétés locales de l'image.

Le nom de diffusion anisotrope a été proposé par les auteurs. Il s'explique à la fois par opposition avec le caractère parfaitement isotrope de l'équation (2.3) et par un comportement localement directionnel déduit de l'équation non linéaire. Mais nous préférons utiliser le terme de diffusion non linéaire par opposition aux modèles tensoriels et directionnels qui prennent en compte d'une manière explicite les directions de filtrage et pour lesquels le terme de diffusion anisotrope prend tout son sens.

2.3.1 Principe

Pour obtenir des images simplifiées en éliminant efficacement le bruit tout en préservant les contours, Perona et Malik ont transformé l'équation isotrope de la chaleur en essayant de respecter deux principes :

- A. *un lissage adapté* en chaque pixel selon l'appartenance à une intra-région ou à une inter-région. L'objectif est un lissage fort à l'intérieur des régions homogènes (intra-région) et faible dans les régions non homogènes (inter-région).
- B. *localisation immédiate* : à chaque échelle les frontières entre les régions homogènes doivent être nettes et coïncider avec les frontières réelles à cette échelle (pas de délocalisation).

Les auteurs remplacent la conductivité constante de l'équation isotrope par une fonction scalaire définie pour chaque pixel. Ainsi écrite sous la forme d'une divergence, l'équation proposée est :

$$\begin{cases} \frac{\partial U}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t) \cdot \nabla U(x, y, t)) \\ U(x, y, 0) = U_0(x, y) \end{cases} \quad (2.6)$$

Notons que lorsque la fonction $c(x,y,t)$ est une constante, (2.6) est équivalente à l'équation de diffusion isotrope (2.3). La fonction $c(x,y,t)$ a pour objectif la discrimination entre régions ; elle est donc choisie de manière à conduire à un lissage adaptatif. Finalement, la fonction est définie comme une fonction non-croissante de la norme du vecteur gradient, celle-ci prenant des valeurs importantes sur les contours (inter-régions) et faibles dans les zones homogènes (intra-régions) :

$$c(x, y, t) = g(|\nabla U(x, y, t)|) \quad (2.7)$$

Les premières fonctions proposées par Perona et Malik [PeM90] sont :

a. la fonction rationnelle

$$g(|\nabla U(x, y, t)|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla U(x, y, t)|}{K} \right)^2} \quad (2.8)$$

b. la fonction exponentielle

$$g(|\nabla U(x, y, t)|) = \exp\left(-\frac{|\nabla U(x, y, t)|^2}{K^2}\right) \quad (2.9)$$

où K est appelé *seuil* ou *barrière de diffusion* : ce paramètre permet de définir l'écart minimal en niveau de gris entre deux pixels voisins qui est considéré comme une limite entre deux régions.

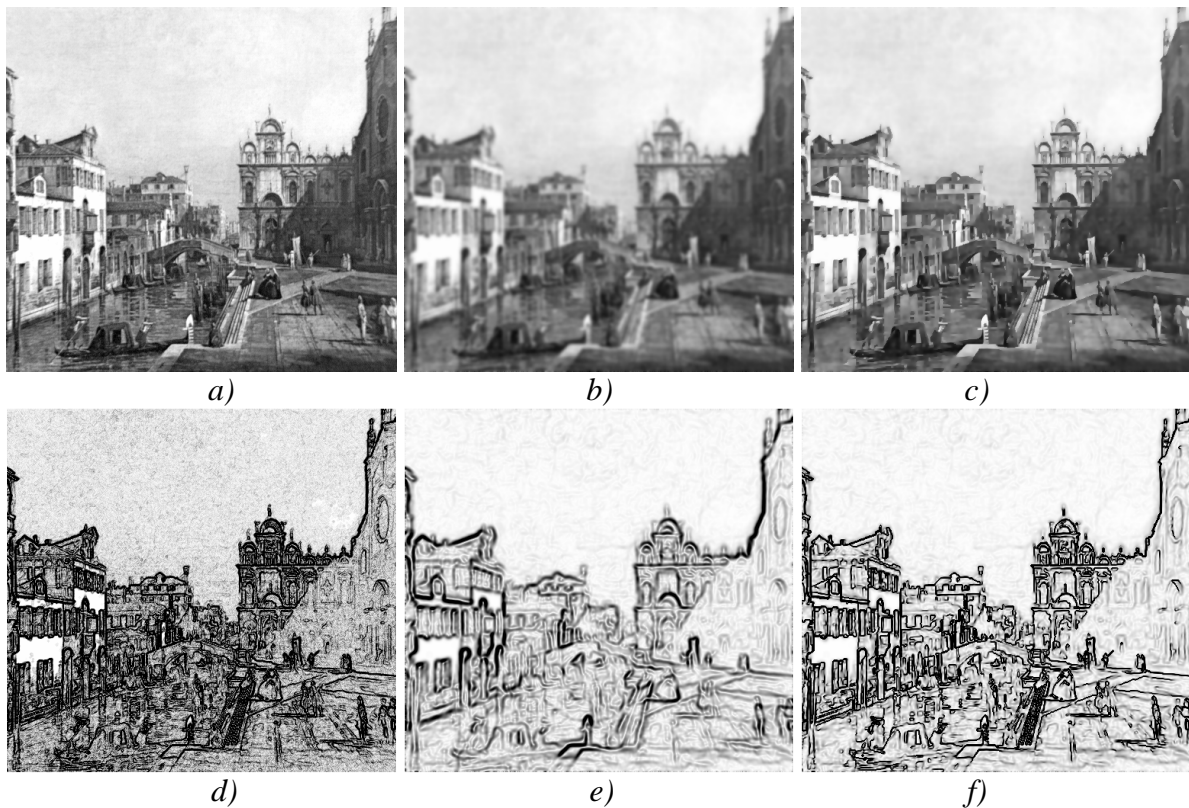


Figure 2.2 : Effets des diffusions isotrope linéaire et non linéaire sur a) l'image Canaletto 1740 ; b) Diffusion isotrope $t=2$; c) Diffusion Perona-Malik: fonction exponentielle $K=20$, $t=2$ et d,e,f) les normes de gradient correspondantes (images en négatif)

Les améliorations apportées par cette approche par rapport à la diffusion isotrope sont significatives. Pour un même temps d'évolution, la diffusion non linéaire permet de restaurer l'image originale en supprimant le bruit tout en préservant les contours (Fig. 2.2).

2.3.2 Interprétation directionnelle

L'interprétation de l'équation (2.6) est rendue plus facile en étudiant son comportement dans un contexte directionnel. Pour tous les modèles de diffusion, nous considérons qu'il existe, pour chaque pixel, une orientation principale unique. Cette orientation peut être fournie par l'argument du gradient. Ainsi, il est possible de construire une base orthonormée $(\vec{\eta}, \vec{\xi})$, dont les deux vecteurs sont respectivement parallèle et

orthogonal au vecteur gradient : $\vec{\eta} \parallel \nabla U$ et $\vec{\xi} \perp \nabla U$ et définis par :

$$\vec{\eta} = \left(\frac{U_x}{|\nabla U|}, \frac{U_y}{|\nabla U|} \right)^T \text{ et } \vec{\xi} = \left(-\frac{U_y}{|\nabla U|}, \frac{U_x}{|\nabla U|} \right)^T \quad (2.10)$$

La norme de vecteur gradient s'écrivant :

$$|\nabla U(x, y)| = \sqrt{U_x^2 + U_y^2} \text{ où } U_x = \frac{\partial U(x, y)}{\partial x} \text{ et } U_y = \frac{\partial U(x, y)}{\partial y} \quad (2.11)$$

Si nous considérons un point de fort gradient, par exemple un point de contour, les deux vecteurs seront respectivement normal et tangent au contour (voir Fig. 2.3).

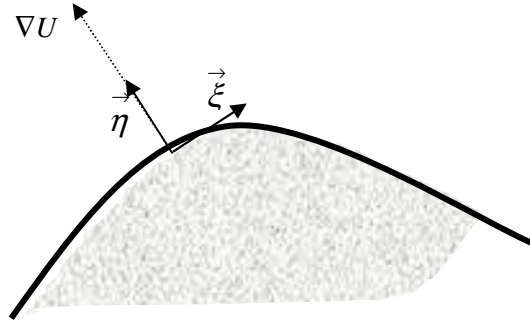


Figure 2.3 : Direction du gradient $(\vec{\eta})$ et direction tangente $(\vec{\xi})$ à une ligne de niveau

L'EDP (2.6) devient, dans le repère orthonormé (\vec{i}, \vec{j}) :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = c\Delta U + \nabla c \cdot \nabla U = g(|\nabla U|)(U_{xx} + U_{yy}) + \frac{\partial g(|\nabla U|)}{\partial x} U_x + \frac{\partial g(|\nabla U|)}{\partial y} U_y \quad (2.12)$$

Après le développement et le changement de base, nous pouvons réécrire (2.12) sous une autre forme [Ter04] :

$$\begin{cases} \frac{\partial U}{\partial t} = c_{\xi} U_{\xi\xi} + c_{\eta} U_{\eta\eta} \\ c_{\xi} = g(|\nabla U|) \\ c_{\eta} = g(|\nabla U|) + |\nabla U| g'(|\nabla U|) = \phi'(|\nabla U|) \end{cases} \quad (2.13)$$

où $U_{\eta\eta}$ et $U_{\xi\xi}$ sont les dérivées secondes selon $\vec{\eta}$ et $\vec{\xi}$. La fonction $\phi(s) = s \cdot g(s)$ est appelée fonction flux, elle gère la diffusion selon la direction du gradient.

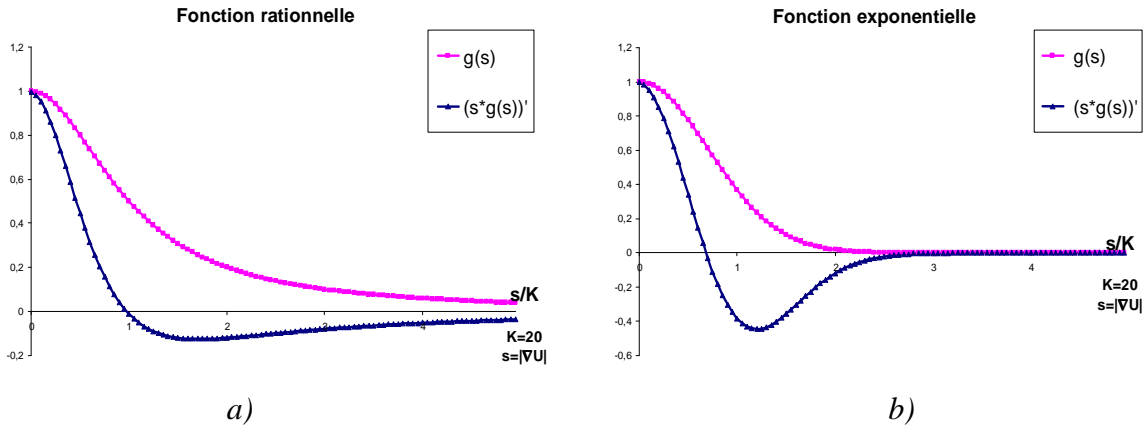


Figure 2.4 : Les coefficients c_{ξ} et c_{η} pour les deux fonctions de diffusion

Dans la figure 2.4, nous avons représenté les deux coefficients de diffusion c_{η} et c_{ξ} pour la fonction exponentielle (Fig. 2.4a) et pour la fonction rationnelle (Fig. 2.4b). On observe que pour les gradients faibles, les coefficients de conductivité sont positifs et proches de 1. Donc la diffusion s'approche de la diffusion isotrope (voir Fig. 2.2 – le ciel). Dans la direction orthogonale ($\vec{\xi}$) plus la norme du vecteur gradient est grande (c'est le cas des contours), moins le lissage est important.

Dans la direction du gradient, la conductivité (dérivée de la fonction flux) c_{η} s'annule pour $|\nabla U| = K$ (fonction rationnelle) et pour $|\nabla U| = K / \sqrt{2}$ (fonction exponentielle). Au dessus de ces valeurs seuil, c_{η} devient négative conduisant à un rehaussement dans la direction $\vec{\eta}$: on s'approche ici d'une équation inverse de la chaleur réputée pour son instabilité [GSZ02a].

Malgré cela, ce comportement est recherché dans la mesure où il conduit à un renforcement de la qualité visuelle de l'image.

Finalement pour certains points, la dérivée temporelle est la somme de deux comportements différents : le lissage et le rehaussement. En observant l'évolution d'un profil 1D, il est d'ailleurs possible de distinguer le comportement général subit par chaque pixel. Les transitions qui deviennent plus nets sont dues au fort rehaussement, et les pics qui s'aplatissent sont soumis à l'influence du lissage. Ces deux aspects sont illustrés à la figure 2.6 qui montre le profil horizontal d'une image synthétique et celui correspondant à l'image filtrée de la figure 2.5.

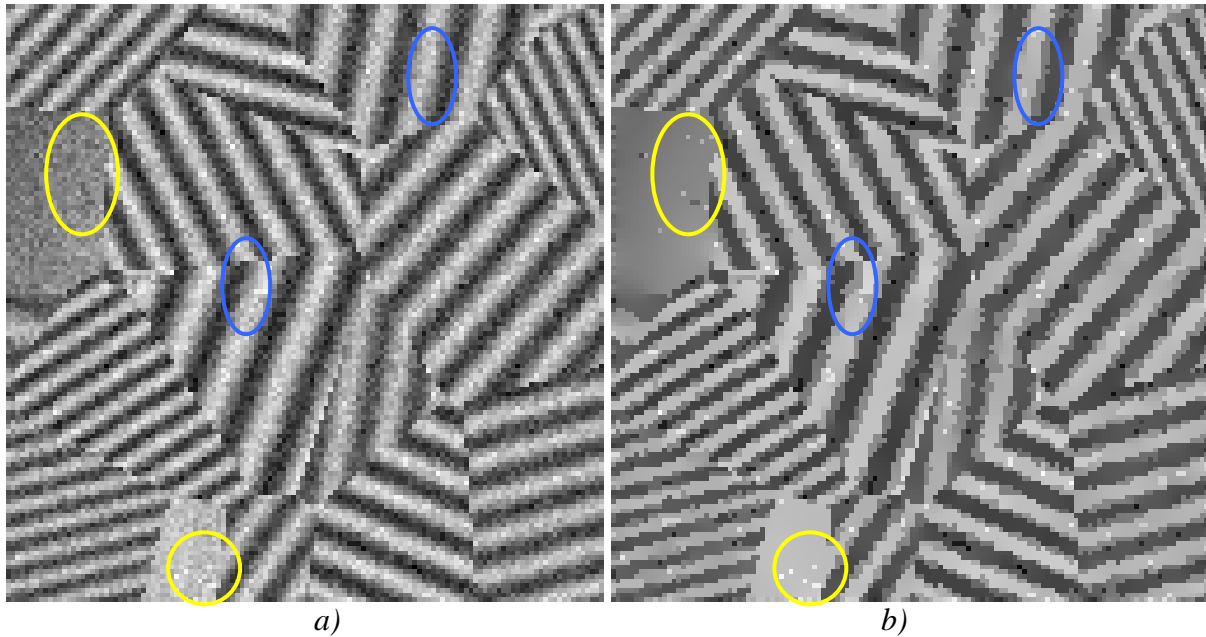


Figure 2.5 : a) Image bruitée ; b) Image traitée : fonction exponentielle $K=40$, $t=10$

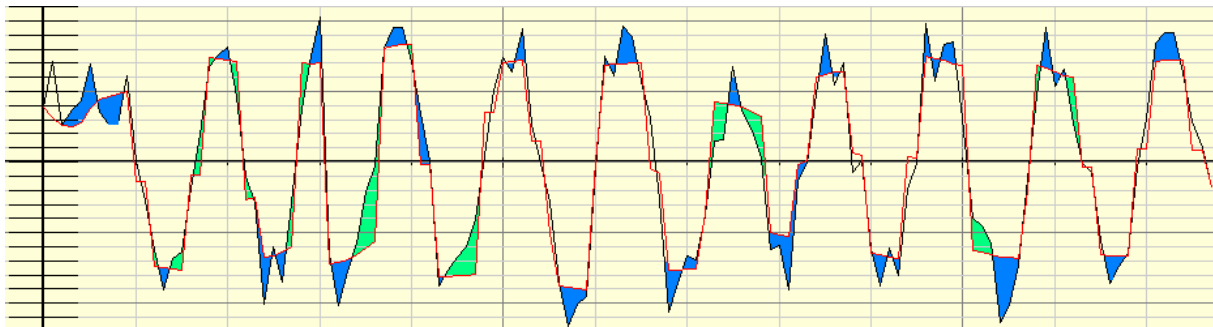


Figure 2.6 : Ligne de profil pour les images de la figure 2.5 : trace noire - image bruitée, trace rouge - image traitée ; Mise en évidence du comportement du modèle Perona-Malik : zone bleue –lissage, zone verte –rehaussement

2.3.3 Choix des paramètres

Le choix de t – temps d'arrêt assimilé à la taille du filtre – a une forte influence sur le résultat obtenu. Il n'existe aucun critère universel pour choisir t de manière optimale, même si une bonne solution consiste à choisir une valeur élevée et à observer l'évolution du processus. Dans le domaine de la restauration d'images, la valeur de t est généralement faible et permet l'obtention d'une solution proche de l'image originale.

Le seuil K - seuil de diffusion – possède également une grande influence sur le processus de diffusion : si K est élevé la diffusion est isotrope – pour $t \rightarrow \infty$, la solution tend vers l'image moyenne ; si K est petit, le modèle a tendance à rehausser très fortement le signal – la solution tend alors vers une segmentation de l'image en zones homogènes.

Perona et Malik proposent deux approches pour le choix de K :

- un choix direct de l'utilisateur fondé sur une connaissance a priori de la donnée. Ce choix est totalement dépendant de la dynamique de l'image.
- en se fondant sur l'estimateur du bruit de Canny [Can86], K peut être choisi comme un pourcentage (p) de l'intégrale de l'histogramme des gradients.

Notons que le seuil K est global, un seuil local et adaptatif $K(x,y)$ rendant le modèle difficile à interpréter théoriquement.

Suite au premier article de Perona et Malik, d'autres auteurs se sont également intéressés au choix du paramètre K . Ainsi, K est vu comme une fonction de la moyenne quadratique [Whi93] ou de la déviation médiane absolue [BSMH98] des normes des gradients. Une autre classe d'approches consiste à faire décroître le seuil K au fil du temps [LiC94] : l'idée est de procéder à une diffusion isotrope et de geler la diffusion pour mieux conserver les contours en fin de processus. Par exemple, Gilboa et al.[GZS01] proposent :

$$K(t) = \frac{1}{\varepsilon + \alpha_1 t} \text{ avec } g(|\nabla U|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla U|}{K}\right)^{\alpha_2 t}} \quad (2.14)$$

où $\varepsilon \approx 0$ et α_1 contrôlent la vitesse de décroissance de K et α_2 la pente de la fonction de diffusion.

2.3.4 Limitations du modèle

Dans le cas où la barrière de diffusion est élevée, les transitions nettes ont parfois tendance à se dissocier en segments plus courts et encore plus nets du fait de l'action de rehaussement. Un tel comportement est illustré par le profil 1D (Fig. 2.6 – zones bleues) où certaines transitions sont fracturées en deux. Ce phénomène appelé *effet d'escalier* (ex : zones marquées en bleu dans la Fig. 2.5) a été signalé et étudié par Whitaker et Pizer [WhP93][Whi93]. La solution proposée pour éliminer cet effet est de limiter la barrière K à un certain seuil.

Un autre défaut lié au choix du paramètre K est *l'effet de trou (pinhole effect)* [MoB98]. Il se produit dans une zone de transition interrompue par une zone intermédiaire où les gradients sont inférieurs au seuil K . Au cours du processus, la zone intermédiaire s'élargit et devient floue donnant cet aspect de « trou ».

Certains auteurs se sont intéressés à la forme de la fonction de diffusion dans le but de limiter ces effets négatifs [YXTK96][MoB98]. Le modèle *forward and backward* présenté plus loin dans ce document constitue une des solutions proposées dans ce cadre.

Finalement, un inconvénient très souvent observé est lié au niveau du bruit élevé dans l'image. Dans ce cas là, le processus a tendance à rehausser également le bruit. Ainsi, le bruit au lieu d'être éliminé est, au contraire, amplifié. Un exemple est donné dans la figure 2.5 (zones constantes) où le bruit blanc gaussien est transformé par le rehaussement en bruit impulsif (ex : zones marquées en jaune). Perona et Malik proposent de diminuer le rehaussement des points isolés de fort gradient en remplaçant l'image originale par sa version lissée.

2.3.5 Schéma numérique

Les images sont définies sur un domaine discret correspondant à des grilles périodiques. Par suite, les EDP présentées nécessitent des techniques d'approximation. Parmi ces techniques les approximations par différences finies sont utilisées de manière prépondérante.

Pour remplacer la fonction continue $U(x,y,t)$ par une variante discrète, nous considérons que :

- les images sont constituées par des points (pixels) équidistants dans les deux directions du plan ;

- le temps t est approximé par des temps discrets uniformément distribués, associés à un pas de discrétisation dt .

La fonction $U(x,y,t)$ devient :

$$U(x, y, t) \rightarrow U(ih, jh, ndt) \quad \text{où } i = \{0, 1 \dots M - 1\}, j = \{0, 1 \dots N - 1\}, n = \{0, 1 \dots T - 1\} \quad (2.15)$$

où h est la distance (le pas) entre deux pixels voisins sur la même direction, n est le nombre d'itérations nécessaire pour atteindre l'échelle t ($t=dt*T$), et $M*N$ est le nombre total de pixels dans l'image.

Toujours dans le souci de simplifier les notations nous allons remplacer $U(i,j,ndt)$ par $U_{i,j}^n$ qui représente l'intensité du pixel de coordonnées i sur x , j sur y à l'instant n .

Pour calculer les dérivées spatiales et temporelles, une démarche classique consiste à utiliser la méthode des différences finies centrées ou des approximations progressives et régressives. La méthode des différences finies approxime par exemple la dérivée d'ordre 1 sur x :

$$\frac{\partial U(x, y, t)}{\partial x} = D_x^0(U_{i,j}^n) = \frac{U_{i+h,j}^n - U_{i-h,j}^n}{2h} \quad (2.16)$$

Et dans le cas des approximations progressives et régressives :

$$D_x^+(U_{i,j}^n) = \frac{U_{i+h,j}^n - U_{i,j}^n}{h} \quad \text{et} \quad D_x^-(U_{i,j}^n) = \frac{U_{i,j}^n - U_{i-h,j}^n}{h} \quad (2.17)$$

Les formules d'approximation pour y sont équivalentes.

Les dérivées secondes se déduisent de la manière suivante :

$$\frac{\partial^2 U_{i,j}^n}{\partial y^2} = \frac{U_{i,j+h}^n + U_{i,j-h}^n - 2U_{i,j}^n}{h^2} = D_y^-[D_y^+(U_{i,j}^n)] \quad (2.18)$$

La dérivée par rapport au temps est remplacée par une approximation d'ordre 1 progressive :

$$D_t^+(U_{i,j}^n) = \frac{U_{i,j}^{n+1} - U_{i,j}^n}{dt} \quad (2.19)$$

Pour avoir un processus stable (qui respecte le principe de maximum), nous devons choisir dt suffisamment faible [Ter04]:

$$dt \leq \frac{h^2}{No} \quad (2.20)$$

où No est le nombre de voisins du pixel courant situés à la distance h (dans notre cas pour $h=1$, $dt \leq 0.25$).

Pour déduire le modèle discret 2D, on part du modèle 1D:

$$\frac{\partial U_i^n}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left[g \left(\left| \frac{\partial U_i^n}{\partial x} \right| \right) \cdot \frac{\partial U_i^n}{\partial x} \right] = \frac{1}{h} \left\{ g \left(\left| \frac{\partial U_i^n}{\partial x} \right| \right) \Big|_{i+h/2} D_x^+(U_i^n) - g \left(\left| \frac{\partial U_i^n}{\partial x} \right| \right) \Big|_{i-h/2} D_x^-(U_i^n) \right\} \quad (2.21)$$

En supposant que la valeur de la fonction g au milieu de l'intervalle est :

$$g \left(\left| \frac{\partial U_i^n}{\partial x} \right| \right) \Big|_{i+h/2} \approx g \left(\left| \frac{\partial U_i^n}{\partial x} \right| \right) \Big|_{i+h/2} = g \left[\left| D_x^+(U_i^n) \right| \right] \quad (2.22)$$

L'équation 1D devient :

$$\begin{aligned}\frac{\partial U_i^n}{\partial t} &= \frac{1}{h} \{g[D_x^+(U_i^n)]D_x^+(U_i^n) - g[D_x^-(U_i^n)]D_x^-(U_i^n)\} = \\ &= D_x^- \{g[D_x^+(U_i^n)]D_x^+(U_i^n)\} = \phi_{droite} - \phi_{gauche}\end{aligned}\quad (2.23)$$

Notons que (2.22) est une approximation, et que, de fait, d'autres approches permettant l'approximation discrète ont été proposées [CLMC92] [WHV98].

L'approximation précédente est simple à étendre dans le cas 2D [Ter04]:

$$\begin{aligned}\frac{\partial U_i^n}{\partial t} &= \frac{\partial}{\partial x} \left[g \left(\left| \frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial x} \right| \right) \cdot \frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial x} \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left[g \left(\left| \frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial y} \right| \right) \cdot \frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial y} \right] = \\ &= D_x^- \{g[D_x^+(U_{i,j}^n)]D_x^+(U_{i,j}^n)\} + D_y^- \{g[D_y^+(U_{i,j}^n)]D_x^+(U_{i,j}^n)\} \\ &= \phi_{est} - \phi_{ouest} + \phi_{sud} - \phi_{nord}\end{aligned}\quad (2.24)$$

Cette relation (2.24) représente notre implantation numérique du modèle Perona Malik. Nous pouvons observer que la diffusion scalaire se réduit à l'application d'un noyau, les coefficients du noyau étant pondérés par la fonction scalaire g . Notons aussi que le schéma explicite en temps n'est pas toujours stable, mais nous le choisissons en raison de son implantation simple, sa rapidité et sa bonne précision [Wei96].

Pour tous les modèles numériques, nous devons choisir le nombre d'itérations n nécessaire pour atteindre l'échelle t . n est étroitement lié à dt .

A part ces problèmes pratiques, l'utilisation du modèle de Perona-Malik soulève aussi des problèmes d'ordre théorique. Du fait de la décroissance de la fonction flux, le modèle continu est mal posé, ce qui entraîne son instabilité. Donc, pour la même image d'entrée on peut obtenir des solutions divergentes. Mais, Weickert a démontré qu'avec un schéma numérique approprié, le modèle discret converge vers une solution unique [WeB97].

2.3.6 Versions régularisées

Plusieurs chercheurs ont proposé des versions régularisées du modèle continu existant. Nous présentons ici le modèle le plus classiquement utilisé proposé par Catté et al. [CLMC92] qui représente aussi la solution la plus simple à implanter :

$$\begin{cases} \frac{\partial U}{\partial t} = \text{div}(g(|\nabla G_\sigma * U|) \cdot \nabla U(x, y, t)) \\ U(x, y, 0) = U_0(x, y) \end{cases}\quad (2.25)$$

où G_σ est définie comme en (2.2). La modification apportée au modèle de base de Perona et Malik consiste à utiliser une version lissée de l'image pour l'estimation du coefficient de diffusion, permettant ainsi de distinguer les gradients élevés provenant du bruit de ceux des objets significatifs.

Le modèle est bien posé, stable et admet une solution unique. Les images tendent vers de constantes globales. Dans le cadre de la restauration d'image la méthode nécessite un temps d'arrêt faible.

Notons que lorsque σ tend vers 0, le modèle devient instable puisque il est réduit au modèle PM.

En se fondant sur le constat que la norme du gradient est décroissante en fonction du temps, Whitaker [Whi93],[WiP93] améliore le modèle de Catté en faisant varier $\sigma = \sigma(t)$. Il

propose deux fonctions décroissantes en fonction du temps permettant une meilleure préservation des contours :

$$\sigma(t) = \sigma_0 - \alpha t \text{ ou } \sigma(t) = \sqrt{\sigma_0^2 - 2\alpha t} \quad (2.26)$$

où α gère la décroissance de l'écart type en fonction du temps.

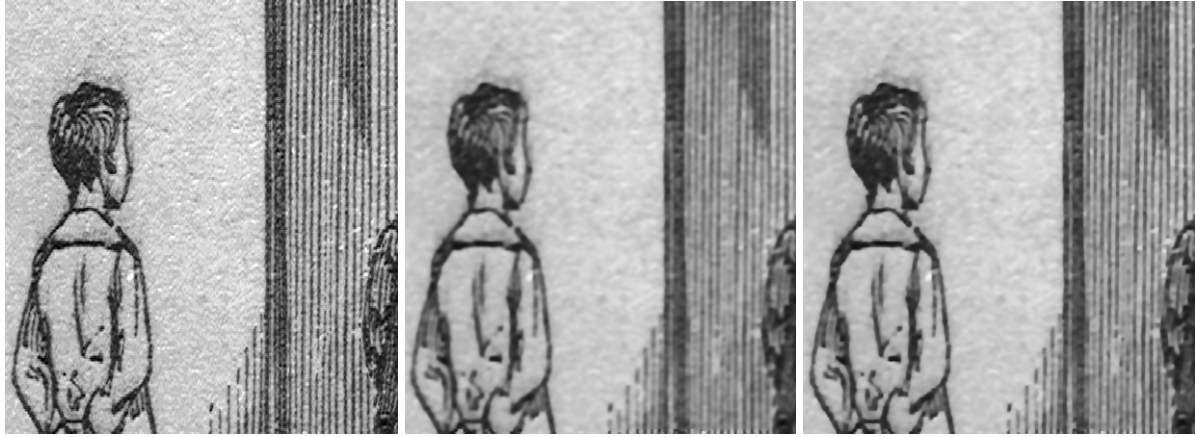


Figure 2.7 : Versions régularisées a) Image originale ; b) Résultat Catté ; c) Résultat Whitaker

Dans la figure 2.7, nous montrons l'intérêt de la décroissance de l'écart type pour la préservation des contours. Les deux résultats sont obtenus à partir des mêmes paramètres : $t=2$, $K=15$ et $\sigma_{\text{Catté}} = \sigma_0 = 2$, avec $\alpha=0.1$ (décroissance linéaire) pour le modèle de Whitaker et Pizer.

Des modèles plus complexes employant une régularisation spatiale ainsi qu'une régularisation temporelle ont également été proposés [NiS92][Bel03].

2.4 Diffusion non-linéaire incluant un processus de rehaussement

2.4.1 Forward and Backward Diffusion (FAB)

En partant également de l'équation PM, Gilboa et al. [GZS00][GSZ02a] modifient la fonction de diffusion dans le but d'améliorer les contours flous. La solution est d'inverser l'équation de la chaleur pour des gradients correspondant aux contours. Le processus s'adapte en fonction de la norme de gradient : pour de faibles gradients assimilés au bruit, la diffusion reste directe (forward diffusion) ; pour les gradients moyens ou forts, la diffusion est inversée par changement de signe (backward diffusion).

Les auteurs proposent deux fonctions au comportement similaire pour gérer le processus:

$$g_1(|\nabla U|) = \begin{cases} 1 - (s/K_f)^n, & \text{si } 0 \leq |\nabla U| \leq K_f \\ \alpha \{ [(|\nabla U| - K_b) / w]^{2m} - 1 \}, & \text{si } K_b - w \leq |\nabla U| \leq K_b + w \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.27)$$

$$g_2(|\nabla U|) = \frac{1}{1 + (|\nabla U| / K_f)^n} - \frac{\alpha}{1 + (|\nabla U| - K_b) / w)^{2m}} \quad (2.28)$$

Les deux fonctions emploient plusieurs paramètres : K_f , et K_b sont les seuils liés aux diffusions directe et inverse, w est la largeur du domaine de diffusion inverse, α est le rapport entre la diffusion directe et inverse, et les exposants n , m contrôlent la vitesse de variation de la fonction g . Notons que pour $K_b = K_f$, $w=0$, $n=2$ et $m=0$, la fonction g_2 peut être réduite à la fonction rationnelle de Perona et Malik. Le seuil K_f a la même interprétation que le seuil K du modèle PM. K_f et w marquent la zone des gradients moyens à forts pour lesquels s'applique le rehaussement. La figure 2.8 représente les deux fonctions de diffusion : ces fonctions ont un comportement relativement similaire pour les paramètres choisis. Une légère différence est à noter quant à la zone de diffusion, plus large pour la deuxième fonction.

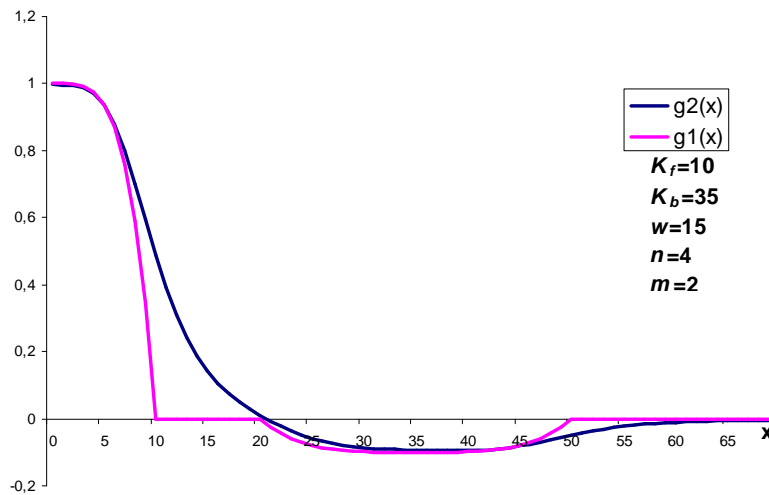


Figure 2.8 : Fonctions de diffusion FAB

Pour limiter les éventuelles instabilités générées par la diffusion inverse, les auteurs proposent d'attribuer un poids plus important pour la diffusion avant : $\alpha = K_f / 2K_b$ pour (2.27) et $\alpha = K_f / 2(K_b + w)$ pour (2.28). En dépit de ces précautions, le terme inverse du processus conduit à des niveaux de gris dans les images traitées qui dépassent le maximum et le minimum de l'image originale : le processus ne garantit pas le principe de maximum. Pour pallier ce problème, la solution est bornée à chaque itération par les extrema globaux de l'image originale.



Figure 2.9 : a) Image originale. Résultat pour $t=6$: b) PM $K=10$, fonction rationnelle; c) FAB (fonction g_2 - Fig. 2.8)

Le schéma numérique est identique à celui adopté pour le modèle PM. La figure 2.9 illustre les résultats obtenus sur l'image de cameraman en appliquant d'une part la diffusion FAB avec la fonction g_2 et d'autre part la diffusion PM avec la fonction rationnelle. Pour le même seuil de diffusion ($K = K_f = 10$), on observe que les zones affectées par le bruit de faible gradient (le ciel, le manteau) sont correctement lissées par les deux approches. Par contre, pour les gradients plus élevés (les bâtiments, le caméscope, le visage), on constate une préservation, voire une accentuation des contours pour l'image traitée par la diffusion FAB. En observant le champ au bas de l'image, nous pouvons d'ailleurs observer la limite entre la zone de diffusion directe – pour laquelle les gradients sont diminués et celle de diffusion inverse – zone où les gradients sont accentués.

En se fondant sur des résultats expérimentaux, les auteurs suggèrent un choix de paramètres adaptatifs [$K_f(x,y)$, $K_b(x,y)$, $w(x,y)$] proportionnels à la moyenne de la norme du gradient sur une fenêtre, sans pour autant fournir de justification théorique.

En conclusion, le modèle présenté par Gilboa et al. permet de combiner, au travers d'une seule fonction, deux tâches différentes : débruitage et rehaussement des contours. En particulier, le rehaussement induit par l'inversion de la fonction de diffusion est une idée sur laquelle nous reviendrons au chapitre 3 dans le cadre de notre proposition d'EDP dédiée à la fusion d'images.

2.4.2 Filtres de choc

En marge des modèles EDP dérivés directement de l'équation de Perona et Malik, une nouvelle classe de filtres a été introduite dans le but d'obtenir essentiellement un rehaussement des contours flous. En utilisant une équation hyperbolique, Osher et Rudin proposent le premier filtre de choc (« shock filter ») [OsR90].

Le modèle général 1D est :

$$\begin{cases} \frac{\partial U}{\partial t} + F(U_{xx})|U_x| = 0 \\ U(x,0) = U_0(x) \end{cases} \quad (2.29)$$

où l'opérateur F doit respecter deux conditions : $F(0)=0$ et $F(s).signe(s) \geq 0$. Notons que si F est égal à la dérivée seconde, (2.29) est l'équation inverse de la chaleur. En fait l'équation classique du filtre de choc emploie le signe de la dérivée seconde. Le modèle 2D s'écrit :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = -signe(U_{\eta\eta})|\nabla U| \quad (2.30)$$

où $U_{\eta\eta}$ est la dérivée seconde directionnelle dans la direction orthogonale au contour. L'opérateur F (ici le signe) détecte et préserve les points d'inflexions qui deviendront les points limites entre régions constantes.

Mais, cette équation inverse est instable : rapidement le minimum et le maximum de l'image originale vont être dépassés. Les auteurs proposent une discrétisation explicite qui préserve la variation totale de l'image ainsi que les extrema locaux. L'estimation de la norme du gradient :

$$|\nabla U|_{i,j}^n = \sqrt{\{m[D_x^+(U_{i,j}^n), D_x^-(U_{i,j}^n)]\}^2 + \{m[D_y^+(U_{i,j}^n), D_y^-(U_{i,j}^n)]\}^2} \quad (2.31)$$

est réalisée à partir d'une fonction « minmod » :

$$m(x, y) = \begin{cases} \text{signe}(x) \min(|x|, |y|) & \text{si } xy > 0 \\ 0 & \text{si } xy \leq 0 \end{cases} \quad (2.32)$$

qui permet de sélectionner la direction selon la variation minimale. La dérivée seconde directionnelle est approximée par son laplacien :

$$\Delta U_{i,j}^n = \frac{\partial^2 U_{i,j}^n}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 U_{i,j}^n}{\partial y^2} = D_x^- [D_x^+ (U_{i,j}^n)] + D_y^- [D_y^+ (U_{i,j}^n)] \quad (2.33)$$

Dans notre implantation de cette méthode, nous avons utilisé une approximation polynomiale qui permet de mieux détecter les contours en calculant des produits croisés de dérivées premières et secondes:

$$\Delta U_{i,j}^n = \frac{\partial^2 U_{i,j}^n}{\partial x^2} \cdot \left(\frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial x} \right)^2 + 2 \frac{\partial^2 U_{i,j}^n}{\partial x \partial y} \frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial x} \frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial y} + \frac{\partial^2 U_{i,j}^n}{\partial y^2} \cdot \left(\frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial y} \right)^2 \quad (2.34)$$

Pour $t \rightarrow \infty$ l'image floue tend vers une image constante par morceaux (Fig. 2.10c). Le modèle est utilisable dans le cadre d'une application de segmentation.

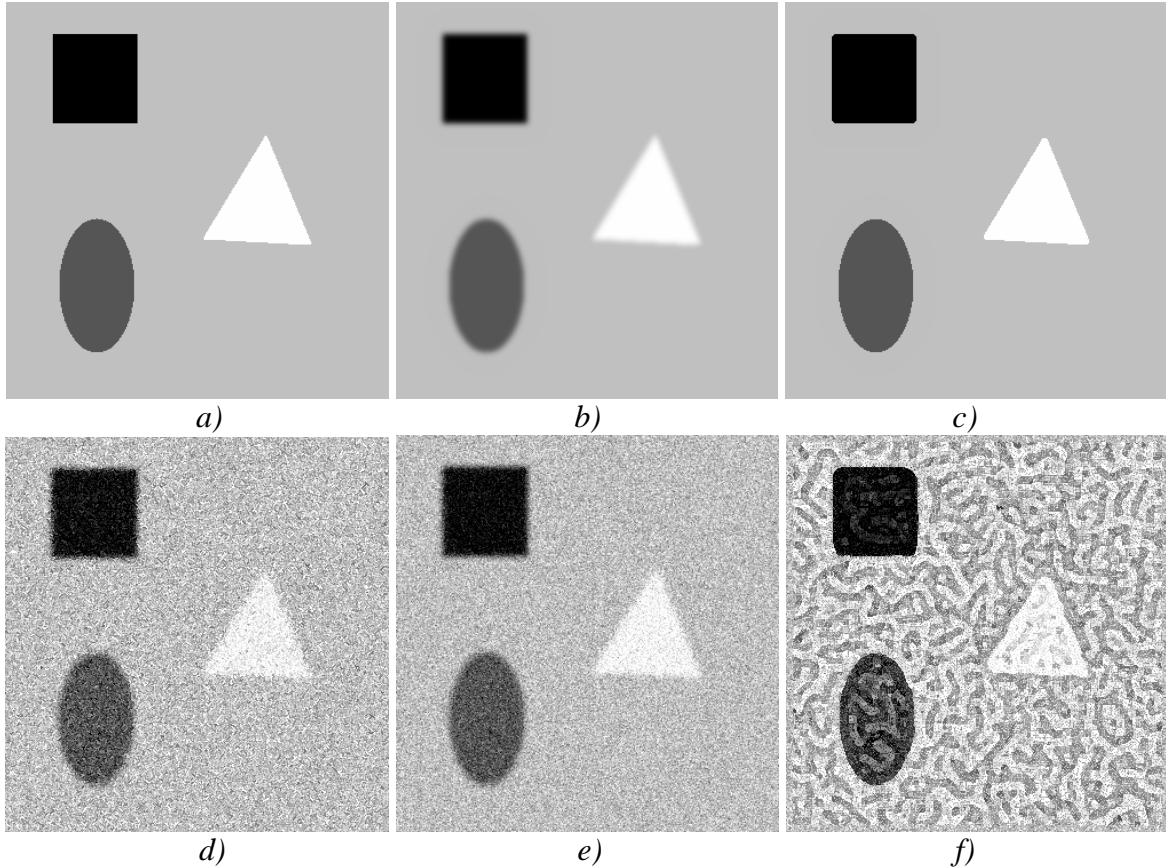


Figure 2.10 : Filtre de choc a) Image originale b) Image floue obtenue par diffusion isotrope - $t=3$; c) Image résultat - $t=20$ (éq 2.30) d) Image floue bruitée avec un écart-type $\sigma_{\text{bruit}}=30$ e) Image résultat - $t=20$ (éq 2.30) f) Image résultat - $t=20$ et $\sigma=3$ (éq 2.35)

Dans le cas où l'image originale est affectée par un bruit faible qui multiplie les points d'inflexions, le rehaussement est perturbé (Fig. 2.10e). Une solution similaire à celle proposée au travers de la version régularisée de Catta (i.e. l'estimation de la dérivée seconde sur l'image filtrée) est alors envisageable [AIM94] :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = -\text{signe}(G_\sigma * U)_{\eta\eta} |\nabla U| \quad (2.35)$$

L'écart type σ doit se situer entre une limite inférieure qui conduit à une élimination inefficace du bruit et une limite supérieure qui conduit à une trop forte délocalisation des contours.

Pour rendre la détection d'orientation plus robuste au bruit, Weickert propose de l'estimer à partir du tenseur de structure [Wei03]. Mentionnons également les travaux de Gilboa [GSZ02b] qui utilise une fonction floue contrôlée par l'amplitude de la dérivée seconde directionnelle en lieu de la fonction signe ; le filtre de choc ainsi construit est couplé avec une diffusion classique dans le but d'éliminer le bruit.

2.4.3 Approches unificatrices et variationnelles

Le premier modèle combinant à la fois un terme de diffusion et un terme de choc a été introduit par Alvarez et Mazorra [AIM94]. Kornprobst propose d'ajouter un terme d'attache aux données pour forcer la solution à rester proche de l'image originale [KDA97b][Kor98]. Finalement, le modèle général adapté à l'élimination du bruit et du flou est :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = \alpha_a (U - U_0) + \alpha_d [h_{\tau_1}(|\nabla U_\sigma|) U_{\eta\eta} + U_{\xi\xi}] - \alpha_c [1 - h_{\tau_2}(|\nabla U_\sigma|)] \text{signe}(G_\sigma * U)_{\eta\eta} |\nabla U| \quad (2.36)$$

où $\alpha_d, \alpha_c, \alpha_a$ sont de constantes positives pondérant les trois termes et la fonction seuil $h_\tau(s) = 1$ si $s > \tau$ et $h_\tau(s) = 0$ sinon. On peut distinguer trois types de comportement en fonction des deux seuils τ_1 et τ_2 :

- diffusion isotrope pour $|\nabla U_\sigma| < \tau_1$
- une diffusion le long du contours pour $\tau_1 < |\nabla U_\sigma| < \tau_2$
- un rehaussement des contours pour $|\nabla U_\sigma| > \tau_2$

Pour illustrer l'efficacité de cette méthode, nous utilisons une image à la fois floue et bruitée. L'implantation numérique est réalisée suivant les remarques de Kornprobst [Kor98], qui propose d'estimer les deux dérivées secondes directionnelles par une convolution entre l'image U et un noyau 3*3 dépendant de la direction considérée.

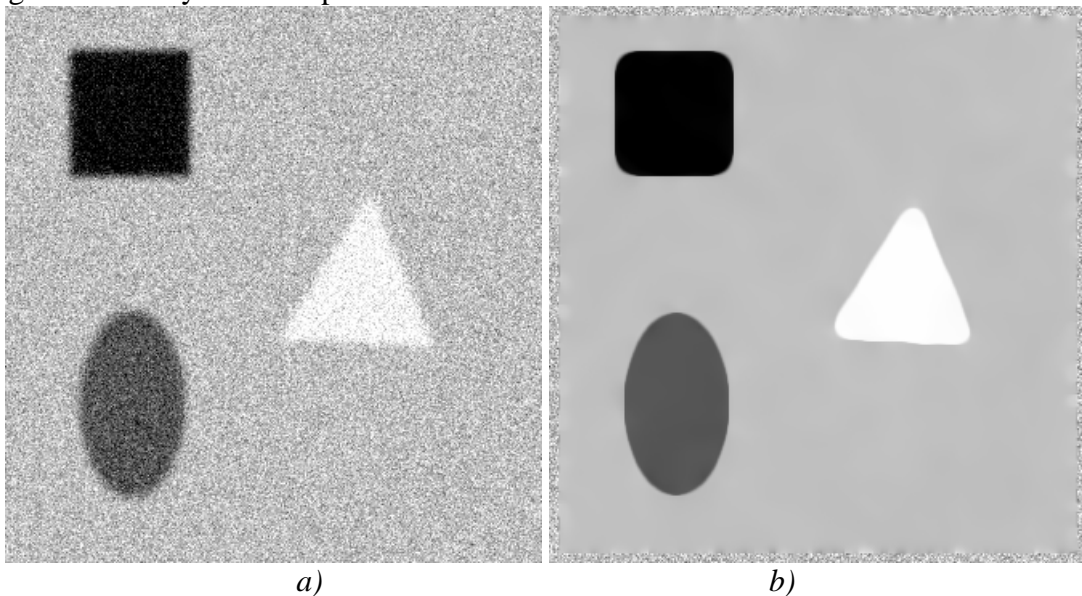


Figure 2.11 : a) Image bruitée a) Résultat obtenu par l'éq. 2.36 avec : $t=10$ $\sigma=3$ $\tau_1=0.15$ $\tau_2=0.5$

Suivant le choix des paramètres et des fonctions de diffusion, plusieurs modèles EDP peuvent être obtenus comme des cas particuliers de l'équation (2.36).

Cette approche combinant différents termes au sein de la même EDP pour obtenir le comportement désiré sera reprise au chapitre 3 pour proposer une équation de fusion-diffusion.

Une autre approche permettant de réunir plusieurs modèles de diffusion a été proposée sous une forme variationnelle par Deriche et Faugeras [DeF96].

En se basant sur les hypothèses que le bruit (n) est gaussien et de moyenne nulle, et qu'il existe une relation linéaire entre l'image bruitée (v) et l'image originale (u) :

$$v = Pu + n \quad (2.37)$$

les auteurs proposent de retrouver u à partir de v en minimisant l'énergie $E(u)$:

$$E(U) = \frac{1}{2} \|V - PU\|^2 + \lambda \int_{\Omega} \Phi(|\nabla U|) d\Omega \quad (2.38)$$

où le premier terme est le terme d'attache aux données et le second terme correspond à une contrainte de régularisation de la solution. La fonction Φ doit conduire à un processus stable et convergent tout en préservant les discontinuités. Avec une condition aux limites de type Neumann, l'équation d'Euler-Lagrange associée à la fonctionnelle (éq. 2.38) est:

$$P^* (V - PU) + \lambda \operatorname{div}[\varphi'(|\nabla U|) \frac{\nabla U}{|\nabla U|}] = 0 \quad (2.39)$$

où P^* est l'opérateur adjoint de P , λ un paramètre de régularisation.

Pour un choix particulier $\varphi'(s) = s \cdot g(s)$ (avec $g(\cdot)$ décrit par l'équation 2.8-2.9), on retrouve le modèle de Nordstrom [Nor90] qui n'est autre que le modèle PM auquel est associé un terme d'attache aux données.

Kornbropst [Kor98][KDA99] a repris cette formulation pour l'adapter à une problématique de détection de mouvement dans une séquence d'images bruitées $N(t)$. Le fond des images est supposé statique. Considérer cette hypothèse vraie est équivalent à considérer un recalage spatial parfait dans le cas d'images à fusionner. Le but de la méthode est alors de restaurer le fond tout en indiquant les régions en mouvement. La méthode fournira une seule image pour le fond (B) et les images associées au mouvement $C(t)$. $C(t)$ prend des valeurs entre 0 et 1, 0 indiquant les points appartenant à un objet en mouvement. La fonctionnelle à minimiser est :

$$\inf \left(\int_t \int_{\Omega} C^2 (B - N)^2 d\Omega dt + \alpha_c \int_t \int_{\Omega} (C - 1)^2 d\Omega dt + \alpha_b^r \int_{\Omega} \Phi_1(|\nabla B|) d\Omega + \alpha_c^r \int_t \int_{\Omega} \Phi_2(|\nabla C|) d\Omega dt \right) \quad (2.40)$$

Les deux fonctions régularisatrices Φ_1 et Φ_2 associées aux termes des régularisations sont convexes à croissance linéaire à l'infini et permettent d'éliminer le bruit tout en préservant les discontinuités. Plusieurs fonctions respectant ces contraintes sont proposées dans [Kor98].

Pour minimiser cette fonctionnelle, Kornbropst cherche à minimiser chaque terme. Considérant que le fond est plus souvent visible dans une séquence vidéo, le second terme favorise le fond au détriment des objets en mouvement. Mais si le fond $B(x,y)$ est différent de $N(x,y,t)$ - cas d'un objet en mouvement -, $C(x,y,t)$ va tendre vers 0 (minimisation du premier terme). Si le pixel est considéré comme appartenant au fond ($C(x,y,t)=1$), l'image $B(x,y)$ tendra vers la valeur moyenne de la séquence $N(x,y,t)$ au pixel (x,y) .

Notons que si la séquence d'images est réduite à une seule image, le processus est équivalent à un processus de restauration classique par un formalisme variationnel.

Le modèle accepte une solution unique dans l'espace des fonctions à variations bornées si la condition $\alpha_c \geq 3(M_N - m_N)^2$ est satisfaite (m_N et M_N représentent respectivement le minimum et le maximum de la séquence). L'approximation numérique proposée est de type quadratique ; elle permet, à l'aide de certaines variables duales, de minimiser successivement chaque terme. Les variables utilisées au cours des itérations successives sont déterminées soit par des formes explicites, soit par la résolution d'un système linéaire par une méthode itérative Gauss-Seidel.

La figure 2.12 permet d'illustrer le fonctionnement de la méthode à partir d'une image aérienne sur laquelle se déplace un objet occultant (San Antonio Downtown produit par Google Earth). Dans la mesure où l'objectif de la méthode est de produire l'image du fond, la problématique traitée par Kornprobst peut être assimilée à une problématique de fusion. Nous retrouverons au chapitre 3 certaines similitudes avec les approches de fusion que nous développerons.

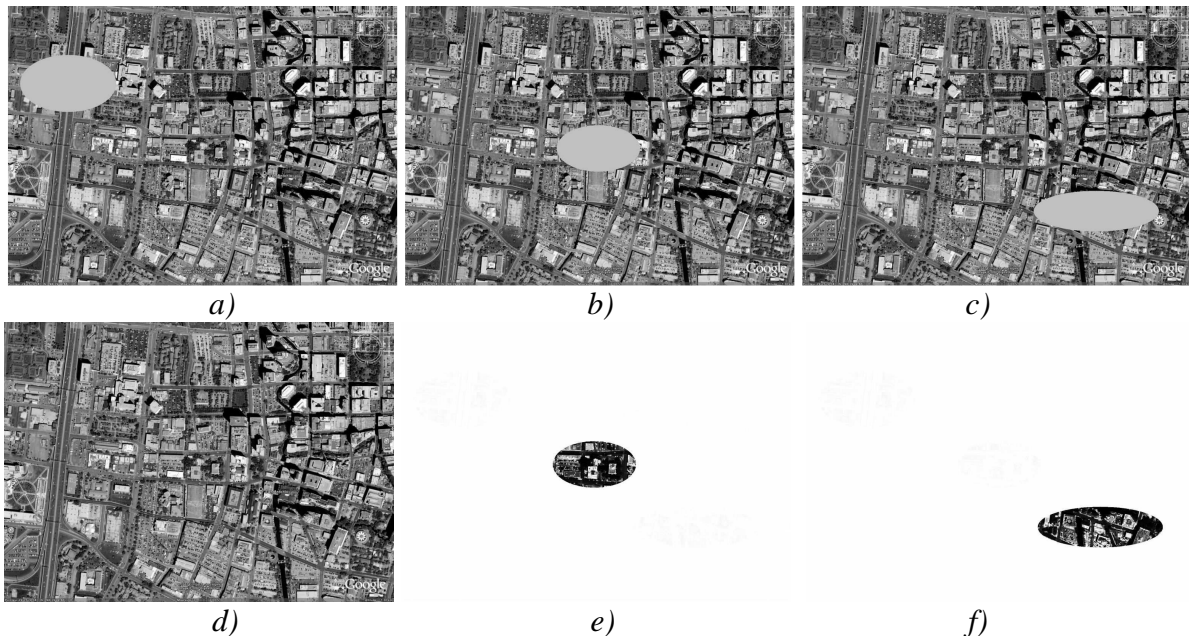


Figure 2.12 : Méthode Kornprobst a,b,c) Images d'entrée d) L'image du fond (B) ; e,f) Images associées au mouvement (C) correspondant aux images b) et c)

2.5 Diffusion anisotrope

Dans cette section, nous abordons les méthodes EDP qui font explicitement appel à la notion d'orientation des structures pour aboutir à un schéma de diffusion adapté au contexte local. Parmi ces méthodes, les plus classiques font appel au calcul du tenseur de structure (approches tensorielles) ; plus récemment, une approche scalaire anisotrope a été proposée par Terebes [Ter04]. Nous développerons particulièrement une approche tensorielle proposée par Weickert : la CED (Coherence Enhancing Diffusion) sur laquelle nous nous baserons au chapitre 4 pour développer notre approche dédiée à la diffusion des images sismiques.

2.5.1 Diffusion tensorielle : CED - Coherence Enhancing Diffusion

La particularité de la diffusion tensorielle est donc, comme son nom l'indique, l'utilisation de matrices de diffusion en lieu et place des fonctions scalaires de diffusion dans le cas des approches de diffusion non linéaire présentées aux sections précédentes.

En posant les conditions initiales et aux limites, l'EDP devient :

$$\begin{cases} \frac{\partial U}{\partial t} = \text{div}[D(|\nabla U|)\nabla U] \\ U(x, y, 0) = U_0(x, y) \\ D(|\nabla U|)\nabla U \cdot \vec{n} = 0 \quad \text{sur } \partial\Omega \end{cases} \quad (2.41)$$

où \vec{n} est le vecteur normal aux bords d'image. La matrice D est symétrique, positive et dépend de manière continue de $|\nabla U|$.

Les tenseurs de diffusion que nous allons analyser sont des matrices symétriques permettant une décomposition dans la base des vecteurs orthonormaux \vec{v}_1, \vec{v}_2 :

$$D = \begin{pmatrix} \vec{v}_1 & \vec{v}_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vec{v}_1 \\ \vec{v}_2 \end{pmatrix}^T \quad (2.42)$$

Une telle décomposition permet de décrire le comportement de la diffusion selon les directions des vecteurs propres en fonction des valeurs propres (λ_1, λ_2) .

Le premier modèle tensoriel a été proposé par Cottet et Germain en 1993 [CoG93] pour être ensuite généralisé au travers d'un filtre de type Voltera [CoE96]. Notons surtout les travaux de Weickert qui a étendu les propriétés des filtres de diffusion scalaire dans le cas tensoriel [Wei94].

Weickert propose un premier modèle – Edge Enhancing Diffusion [Wei94][Wei96]– où les vecteurs sont définis par rapport au gradient lissé : $\vec{v}_1 \parallel \nabla U_\sigma$ et $\vec{v}_2 \perp \nabla U_\sigma$. Les valeurs propres de D sont alors choisies comme fonction de la norme du gradient lissé. Le modèle est caractérisé par un comportement isotrope ($\lambda_1 = \lambda_2 = 1$) dans les zones homogènes un fort et permanent lissage ($\lambda_1 = 1$) le long des contours qui conduit, entre autres effets, à émousser les coins.

La Diffusion pour l'amélioration de la cohérence (*CED- Coherence Enhancing Diffusion*) [Wei99] a été proposée en considérant dans un premier temps que le gradient lissé ne fournit pas une orientation pertinente pour des images présentant des structures orientées. Weickert propose alors d'estimer les deux vecteurs propres à partir d'un tenseur de structure [Wei95] :

$$J_p(\nabla U_\sigma) = \begin{pmatrix} j_{11} & j_{12} \\ j_{21} & j_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} G_p^* \frac{\partial U_\sigma^2}{\partial x \partial x} & G_p^* \frac{\partial U_\sigma^2}{\partial x \partial y} \\ G_p^* \frac{\partial U_\sigma^2}{\partial x \partial y} & G_p^* \frac{\partial U_\sigma^2}{\partial y \partial y} \end{pmatrix} \quad (2.43)$$

Le tenseur de structure doit prendre en compte l'évolution du gradient (lissé à une échelle locale σ) dans le voisinage de pixel courant. La taille du voisinage est définie par

l'échelle d'intégration ρ . Le tenseur de structure $J_\rho(\nabla U_\sigma)$ est une matrice symétrique ($j_{12} = j_{21}$) dont les vecteurs propres donnent respectivement l'orientation moyenne des vecteurs gradient (\vec{v}_1) et l'orientation des structures (\vec{v}_2). Remarquons que si l'échelle d'intégration tend vers 0, les vecteurs sont identiques à ceux du premier modèle EED de Weickert.

Les valeurs propres de ce tenseur, μ_1, μ_2 préalablement ordonnées ($\mu_1 \geq \mu_2$), mesurent le contraste moyen selon ces directions. Les zones homogènes sont caractérisées par $\mu_1 \cong \mu_2 \cong 0$, les zones possédant des structures orientées par $\mu_1 \gg \mu_2 \cong 0$ et les zones avec des intersections de structures par $\mu_1 \geq \mu_2 \gg 0$.

En fonction des valeurs des éléments du tenseur, les vecteurs propres sont :

$$\vec{v}_1 = \begin{pmatrix} v_x \\ v_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{2j_{12}}{\sqrt{\left(j_{22} - j_{11} + \sqrt{(j_{11} - j_{22})^2 + 4j_{12}^2}\right)^2 + 4j_{12}^2}} \\ \frac{j_{22} - j_{11} + \sqrt{(j_{11} - j_{22})^2 + 4j_{12}^2}}{\sqrt{\left(j_{22} - j_{11} + \sqrt{(j_{11} - j_{22})^2 + 4j_{12}^2}\right)^2 + 4j_{12}^2}} \end{pmatrix} \quad \vec{v}_2 = \begin{pmatrix} -v_y \\ v_x \end{pmatrix} \quad (2.44)$$

et les valeurs propres déduites de $\det \begin{pmatrix} j_{11} - \mu & j_{12} \\ j_{12} & j_{22} - \mu \end{pmatrix} = 0$ sont:

$$\mu_{1,2} = \frac{1}{2}(j_{11} + j_{22} \pm \sqrt{(j_{11} - j_{22})^2 + 4j_{12}^2}) \quad (2.45)$$

Un indicateur de cohérence prenant des valeurs élevées dans les zones fortement structurées et faibles dans les régions homogènes est introduit pour gérer le comportement de la diffusion selon la direction des structures. Cet indicateur de cohérence est construit à partir des valeurs propres du tenseur [ScW00] :

$$coh = (\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (2.46)$$

Comme on peut le constater, cette mesure est dépendante de l'énergie de l'image. Les valeurs propres correspondant à la matrice D sont choisies par :

$$\lambda_1 = \alpha \quad \lambda_2 = \begin{cases} \alpha, & si \quad coh = 0 \\ \alpha + (1 - \alpha) \exp\left(\frac{-C}{coh}\right), & si \quad coh \neq 0 \end{cases} \quad (2.47)$$

où α représente la vitesse de diffusion dans la direction du gradient, et C un seuil – souvent fixé à 1 qui devrait, en réalité, être déduit de l'énergie de l'image. Pour des raisons évidentes de stabilité et d'existence de la solution, α doit être défini positif. Pour introduire un rehaussement, nous pouvons choisir α négatif mais il doit alors être très faiblement négatif pour permettre à la solution de rester dans la gamme dynamique de l'image (voir Fig. 2.13c).

Dans le cas d'une zone homogène ($coh=0$), la vitesse de diffusion est égale à α dans toutes les directions. α est choisi proche de 0 pour favoriser le filtrage unidirectionnel le long des structures (\vec{v}_2). La diffusion λ_2 est maximale (proche de 1) dans le cas de structure unidirectionnelle marquée ($coh \gg C$). Ce comportement conduit en particulier à fermer les structures interrompues, ce qui est parfois recherché en traitement d'images. Comme l'illustre

la figure 2.13, la CED permet de préserver et même rehausser (avec $\alpha < 0$) les structures. En contrepartie, du fait de sa dépendance à l'énergie, la cohérence est non nulle dans les zones homogènes affectées par le bruit, ce qui induit une diffusion unidirectionnelle et par suite, la création de fausses structures (voir la partie droite de l'image 2.13b et c).

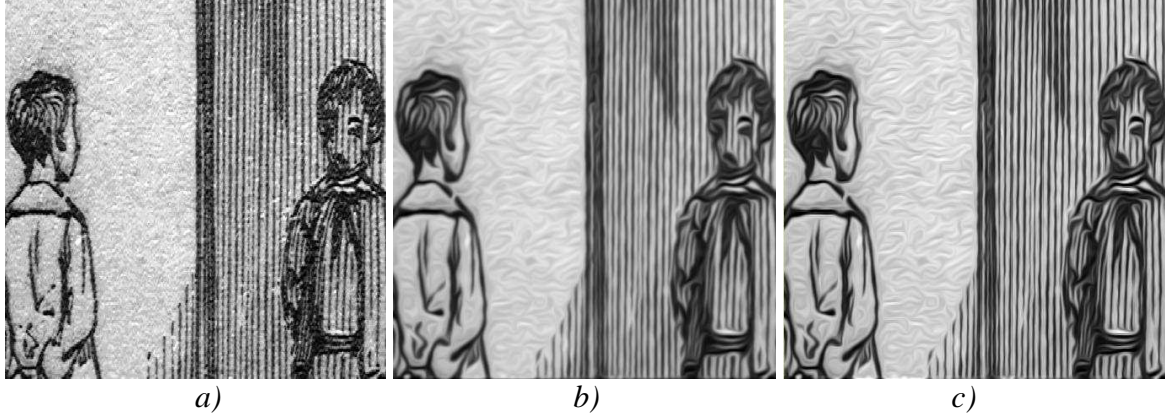


Figure 2.13 : Résultat CED-Weickert : a) image originale; b) image traitée $t=15$, $\sigma=0.4$, $\rho=2$, $\alpha=0.02$; c) image traitée $t=15$, $\sigma=0.4$, $\rho=2$, $\alpha=-0.02$

Avec une approximation explicite, le modèle discret tensoriel s'écrit :

$$\frac{U_{i,j}^{n+1} - U_{i,j}^n}{dt} = \text{div}(D\nabla U_{i,j}^n) = \text{div} \left(\begin{bmatrix} a & b \\ b & c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial x} \\ \frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial y} \end{bmatrix} \right) = \frac{\partial}{\partial x} \left(a \frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial x} + b \frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(b \frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial x} + c \frac{\partial U_{i,j}^n}{\partial y} \right) \quad (2.48)$$

où les coefficients de la matrice D en chaque pixel (i,j) sont :

$$\begin{cases} a_{i,j} = \lambda_1 v_x^2 + \lambda_2 v_y^2 \\ b_{i,j} = (\lambda_1 - \lambda_2) v_x v_y \\ c_{i,j} = \lambda_1 v_y^2 + \lambda_2 v_x^2 \end{cases} \quad (2.49)$$

Pour rendre le schéma plus robuste aux rotations le gradient est estimé à l'aide de l'opérateur F [ScW00] :

$$F_x = \frac{1}{32} \begin{pmatrix} -3 & 0 & 3 \\ -10 & 0 & 10 \\ -3 & 0 & 3 \end{pmatrix} \text{ et } F_y = \frac{1}{32} \begin{pmatrix} -3 & 10 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -10 & 3 \end{pmatrix} \quad (2.50)$$

Finalement, la discrétisation du modèle tensoriel revient à effectuer une convolution par un noyau L de taille $3 * 3$ [ScW00] :

$$L = \begin{array}{|c|c|c|} \hline - (b_{i-1,j} + b_{i,j+1})/4h^2 & (c_{i,j+1} + c_{i,j})/2h^2 & (b_{i+1,j} + b_{i,j+1})/4h^2 \\ \hline (a_{i-1,j} + a_{i,j})/2h^2 & -(a_{i-1,j} + 2 a_{i,j} + a_{i+1,j})/2h^2 & (a_{i+1,j} + a_{i,j})/2h^2 \\ \hline (b_{i-1,j} + b_{i,j-1})/4h^2 & (c_{i,j-1} + c_{i,j})/2h^2 & -(b_{i+1,j} + b_{i,j-1})/4h^2 \\ \hline \end{array}$$

Notons qu'un schéma semi-implicite, l'AOS (pour Additive Operating Splitting) [WHV98] est proposé pour la discrétisation [Wei99]. Même si un tel schéma est stable pour n'importe quel pas dt , il s'avère plus sensible qu'un schéma explicite aux erreurs liées aux approximations.

2.5.2 Modèles 1D et 1D/2D de Terebes

En se fondant sur l'interprétation directionnelle du filtre de Perona et Malik, Terebes propose dans [Ter04][TLBB02] une équation d'évolution en fonction d'une dérivée directionnelle :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial \xi} [g^\xi(|U_\xi|)U_\xi] \quad (2.51)$$

où $g^\xi(\cdot)$ est la fonction rationnelle (Equation 2.9). Cette équation est ensuite décomposée:

$$\frac{\partial U}{\partial t} = [g^\xi(|U_\xi|) + g^{\xi'}(|U_\xi|)U_\xi]U_{\xi\xi} = c_\xi U_{\xi\xi} \quad (2.52)$$

Le vecteur propre $\vec{\xi}$ représente l'orientation moyenne de la structure (analogue au vecteur v_2 du modèle CED). Pour rechercher ces directions moyennes, les auteurs proposent l'utilisation d'une Analyse en Composante Principales calculée à partir de la matrice d'autocorrélation M des vecteurs gradients :

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \nabla U_i \nabla U_i^T \quad (2.53)$$

L'estimation fournie par l'ACP est comparable à celle du tenseur de structure ; cependant, le premier utilise en général un support rectangulaire différent du support circulaire du tenseur. La taille du support joue également un rôle important dans l'estimation de l'orientation. Une taille fixe est facile à implanter, mais risque de ne pas donner de résultat satisfaisant pour des images présentant des objets à différentes échelles. Une ACP multi-échelle nécessitant une mesure de confiance calculée à chaque échelle peut être alors proposée : la taille du support optimal est la taille pour laquelle l'indicateur de confiance est maximum. Plusieurs indicateurs existent dans la littérature : pour une description succincte le lecteur peut consulter [Ter04].

Comme pour le modèle CED et contrairement à [Ter04], nous proposons d'utiliser, dans le cadre de notre implantation numérique l'estimation de l'orientation à chaque itération au travers du calcul du tenseur de structure.

La quantité de diffusion c_ξ est modulée par une fonction de la valeur absolue de la dérivée directionnelle selon la direction orthogonale à la structure. Ce filtre améliore les structures filaires 1D et introduit un rehaussement des jonctions et coins par l'inversion du processus pour $|U_\xi| > K_\xi$. Les auteurs énoncent les principales propriétés de U_ξ [Ter04] :

- a. capacité à fournir une indication de la pertinence de l'orientation estimée,
- b. sensibilité au bruit réduite par rapport à la norme du gradient.

Plaçant son traitement dans le cadre de la restauration, Terebes propose un seuil K_ξ décroissant pour rendre le processus moins sensible au temps d'arrêt. K_ξ est choisi comme un pourcentage (p) de l'intégrale de l'histogramme des valeurs absolues des dérivées directionnelles :

$$K_\xi = K_\xi(t) = \inf \left\{ K : \frac{\text{Card} \left((x, y) \in \Omega / \left| \frac{\partial U(x, y, t)}{\partial \xi} \right| < K \right)}{\text{Card}(\Omega)} \cdot 100 \geq p \right\} \quad (2.54)$$

La difficulté d'implantation numérique réside dans l'estimation de la dérivée directionnelle. Deux schémas de discrétisation différents sont proposés dans [Ter04] : le premier, plus rapide, n'est pas invariant aux rotations ; le second, plus coûteux en temps de calcul, utilise des interpolations polynomiales d'ordre 2 [TBB⁺04]. C'est cette dernière version que nous proposons d'utiliser dans le cadre des exemples décrits dans ce chapitre ainsi que dans le cadre des applications de fusion-diffusion pour lesquelles cette méthode sera reprise (chapitre 3).

Le modèle discret s'écrit sous la forme :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = g[|D_\xi^+(U)|]D_\xi^+(U) - g[|D_\xi^-(U)|]D_\xi^-(U) \quad (2.55)$$

$$\text{où } D_\xi^+(U) = \frac{U(\eta, \xi + d\xi) - U(\eta, \xi)}{h} \text{ et } D_\xi^-(U) = \frac{U(\eta, \xi) - U(\eta, \xi - d\xi)}{h}$$

avec $U(\eta, \xi) = U_{i,j}$. La fonction de diffusion g peut prendre la forme d'une des fonctions de Perona - Malik.

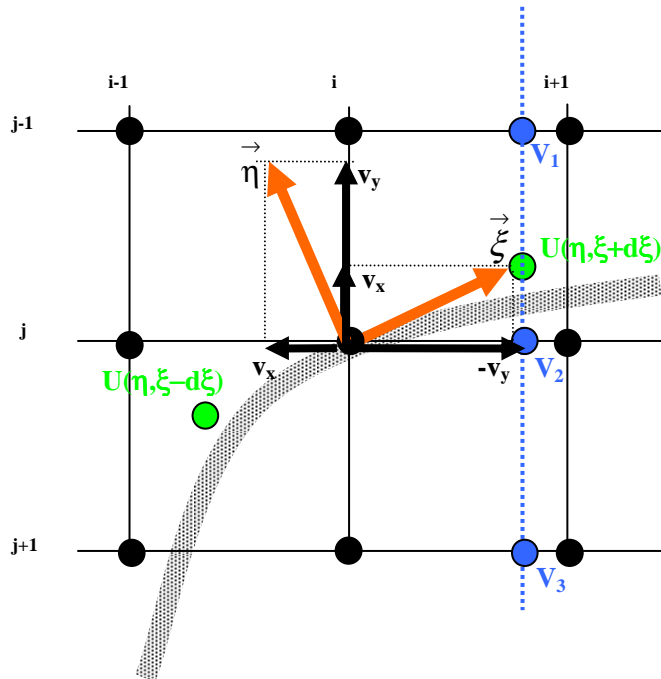


Figure 2.14 : Estimation de la valeur $U(\eta, \xi + d\xi)$ par interpolation

Nous avons illustré à la figure 2.14 une structure et sa direction moyenne ($\vec{\xi}$). Les

points V_1 , V_2 et V_3 interviennent dans le calcul de $U(\eta, \xi + d\xi)$. 4 interpolations sont suffisantes pour obtenir le résultat final : 3 horizontales pour trouver les valeurs (V_1 , V_2 , V_3) et une dernière interpolation verticale. Pour respecter la même notation que dans le cas CED

le premier vecteur propre correspondant au tenseur de structure est noté $\vec{\eta} = [v_x, v_y]^T$; la

direction des structures est donnée par le vecteur: $\vec{\xi} = [-v_y, v_x]^T$. Ainsi les 4 interpolations

successives sont :

$$\begin{aligned}
 V_1 &= U_{i,j-1} - 0.5 \cdot v_y \cdot (U_{i+1,j-1} - U_{i-1,j-1}) + 0.5 \cdot v_y^2 \cdot (U_{i+1,j-1} - 2 \cdot U_{i,j-1} + U_{i-1,j-1}) \\
 V_2 &= U_{i,j} - 0.5 \cdot v_y \cdot (U_{i+1,j} - U_{i-1,j}) + 0.5 \cdot v_y^2 \cdot (U_{i+1,j} - 2 \cdot U_{i,j} + U_{i-1,j}) \\
 V_3 &= U_{i,j+1} - 0.5 \cdot v_y \cdot (U_{i+1,j+1} - U_{i-1,j+1}) + 0.5 \cdot v_y^2 \cdot (U_{i+1,j+1} - 2 \cdot U_{i,j+1} + U_{i-1,j+1}) \\
 U(\eta, \xi + d\xi) &= V_2 + 0.5 \cdot v_x \cdot (V_1 - V_3) + 0.5 \cdot v_x^2 \cdot (V_1 - 2 \cdot V_2 + V_3)
 \end{aligned} \tag{2.56}$$

La valeur $U(\eta, \xi - d\xi)$ est bien entendu obtenue de manière similaire.

Ce schéma ne respecte pas de façon implicite le principe de maximum. Pour rester dans la gamme dynamique, Terebes propose de borner les valeurs interpolées ($U(\xi + d\xi)$ et $U(\xi - d\xi)$) entre le maximum et le minimum parmi les 4 plus proches voisins.

De manière similaire à l'approche de Catté, ce filtre est régularisé par une convolution gaussienne. La valeur de la fonction de diffusion est donc estimée sur une image lissée. Le nombre d'interpolations est donc multiplié par deux (une interpolation sur l'image originale pour mesurer le flux et une interpolation sur l'image lissée pour mesurer la valeur de la fonction de diffusion).

Le modèle 1D a été appliqué avec succès sur des gravures anciennes numérisées dans la mesure où celles-ci présentent des structures fines assimilables à un réseau de lignes orientées. Mais ce filtre n'est applicable qu'aux images qui présentent en tout point une forte orientation. Lorsque cette approche unidirectionnelle est appliquée à des images présentant des zones homogènes bruitées, de fausses structures filaires sont créées – ressemblant aux images obtenues par la diffusion CED.

Pour contrecarrer cet effet, Terebes généralise son modèle, par l'ajustement de la composante orthogonale aux structures ($\vec{\eta}$) [TBB⁺04]. Cette direction est orthogonale à $\vec{\xi}$:

$$\frac{\partial U}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial \xi} [g^\xi(U_{\sigma\xi})U_\xi] + \frac{\partial}{\partial \eta} [g^\eta(U_{\sigma\eta})U_\eta] \tag{2.57}$$

Le filtre 1D/2D ajoute au filtrage 1D encore deux propriétés importantes :

- le rehaussement des contours dans la direction orthogonale à la structure $\vec{\eta}$
- un comportement isotrope dans les régions homogènes.

Les résultats sont nettement supérieurs à ceux du filtre CED de Weickert. Pour le même temps d'arrêt ($t=15$) et en considérant le tenseur de structure comme estimateur d'orientation pour les deux méthodes ($\sigma=0.4$, $\rho=2$), les zones homogènes sont plus nettement filtrées dans le cas du filtre 1D/2D (Fig. 2.15).

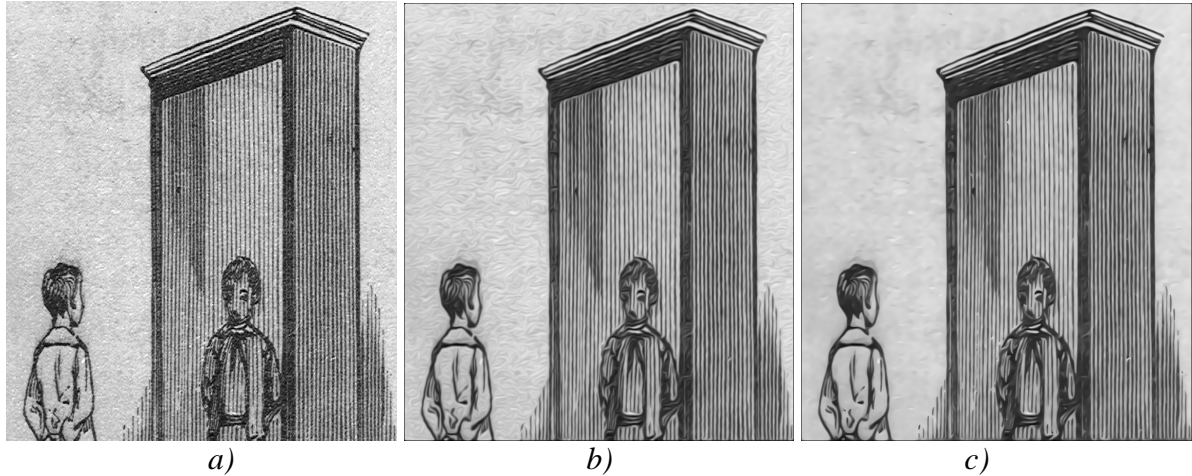


Figure 2.15 : Diffusion anisotrope a) Image originale ; b) Résultat Weickert;
c) Résultat filtre Terebes $1D/2D - K_{\xi} = 10 \quad K_{\eta} = 3$

2.6 Méthodes variationnelles pour la fusion

Dans le cadre de ce travail de thèse, nous nous intéressons à des problématiques de diffusion et de fusion. Les travaux fondés sur un formalisme EDP concernant la fusion sont beaucoup moins nombreux et beaucoup plus récents que les travaux sur la diffusion. Pour autant, nous développons dans cette section un certain nombre de résultats proposés dans la littérature et qui relèvent d'une approche similaire à celle que nous développerons plus loin dans ce mémoire.

Les approches que nous décrivons sont fondées sur la minimisation d'une fonctionnelle. Les travaux de Socolinsky dans les années 2000 [SoW99][Soc00a-c][SoW02] ont été repris par Wang et Ye très récemment [WaY07][WYTY06]. Indépendamment, John et Vorontsov en 2005 [JoV05], proposent un autre modèle variationnel fondé sur la théorie de l'estimation robuste d'erreur. Récemment encore, Bellester et al. [BCI⁺06] appliquent une méthode variationnelle aux données satellitaires pour augmenter la résolution des images spectrales.

Les méthodes variationnelles sont également souvent utilisées dans une problématique liée à celle de la fusion d'image : le recalage (registration) [HCF01] ou pour des applications de fusion qui prennent en compte une information de distance entre l'appareil d'acquisition et l'objet [WKCB03]. De Zeeuw [Zee04] essaie quant à lui de combiner une approche variationnelle avec une décomposition multi-résolution.

2.6.1 Méthode proposée par Socolinsky

Socolinsky propose une équation de fusion innovante [SoW02]. L'idée est d'obtenir dans l'image fusionnée le même vecteur gradient que le vecteur mesurant le contraste sur l'ensemble des images à fusionner.

Dans le cas d'une seule image, nous avons vu que le vecteur gradient ∇U peut être obtenu à partir du tenseur :

$$J(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial U^2(x, y)}{\partial x \partial x} & \frac{\partial U^2(x, y)}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial U^2(x, y)}{\partial x \partial y} & \frac{\partial U^2(x, y)}{\partial y \partial y} \end{pmatrix} \quad (2.58)$$

∇U étant le vecteur correspondant à la plus grande valeur propre. Notons que la racine carrée de cette valeur propre ($|\nabla U|$) est la norme de vecteur gradient et que l'autre valeur est 0. Dans le cas de la fusion où on dispose de plusieurs images (P), l'auteur propose de construire le tenseur au sens de di Zenzo [Zen86] :

$$J^P(x, y) = \begin{pmatrix} \sum_{k=1}^P \frac{\partial U_k^2(x, y)}{\partial x \partial x} & \sum_{k=1}^P \frac{\partial U_k^2(x, y)}{\partial x \partial y} \\ \sum_{k=1}^P \frac{\partial U_k^2(x, y)}{\partial x \partial y} & \sum_{k=1}^P \frac{\partial U_k^2(x, y)}{\partial y \partial y} \end{pmatrix} \text{ où } k \in [1, P] \quad (2.59)$$

Nous notons V , le premier vecteur propre associé à la plus grande valeur propre. Remarquons que chaque image U_k intervient de la même manière dans la matrice J^P . Une pondération pour les composantes de la matrice par les poids donnés par une fonction d'entropie [Soc00a][Soc00b] est cependant mentionnée. D'autres fonctions de poids sont proposées par Wang et al. [WaY07][WYTY06], nous reviendrons sur cet aspect à la section suivante.

La racine carrée de la première valeur propre du J^P est nommée par Socolinsky, « multispectral contrast ». En tout pixel, le gradient de l'image fusionnée doit avoir pour module un module égal au contraste multispectral ($|V|$) et la direction du vecteur V .

Dans la mesure où la décomposition en valeurs et vecteurs propres du tenseur J^P fournit seulement l'orientation du vecteur V , la direction doit être choisie de manière à être consistante avec le gradient de la somme des images [Soc00a]. Le vecteur devient :

$$V(x, y) = \text{sign} \left(V(x, y) \cdot \nabla \left[\sum_{k=1}^P U^k(x, y) \right] \right) V(x, y) \quad (2.60)$$

Pour obtenir l'image fusionnée U_F , Socolinsky propose de minimiser la fonctionnelle :

$$\int_{\Omega} |\nabla U_F(x, y) - V(x, y)|^2 dx dy \quad (2.61)$$

L'équation Euler-Lagrange associée est :

$$\Delta U_F = \text{div} V \quad (2.62)$$

avec les conditions de type Neuman sur la frontière.

Pour la discrétisation de l'équation continue 2.62 les auteurs utilisent un schéma explicite :

$$U_F^{t+1}(x, y) = U_F^t(x, y) + 1/4 [\Delta U_F^t(x, y) - \text{div} V(x, y)] \quad (2.63)$$

où le laplacien est approximé par :

$$\Delta U_F(x, y) = U_F(x+1, y) + U_F(x-1, y) + U_F(x, y+1) + U_F(x, y-1) - 4U_F(x, y) \quad (2.64)$$

Pour la discrétisation de l'opérateur divergence, un schéma combinant une approximation régressive et progressive est utilisé. Les approximations progressives sont utilisées pour le calcul de dérivées dans J^P et celles régressives pour le calcul effectif de la divergence du vecteur V .

Comme nous le verrons souvent par la suite dans le cas de processus de fusion, cette discrétisation ne garantit pas le principe de maximum (l'image U_F peut dépasser les valeurs extrêmes observées dans les images d'entrées).

Socolinsky propose de pallier ce problème en utilisant une discrétisation en deux temps [Soc00a][Soc00c]. Le premier s'occupe de l'équation et l'autre de la normalisation des valeurs :

$$\begin{cases} U_F^{t+1/2}(x, y) = U_F^t(x, y) + 1/4[\Delta U_F^t(x, y) - \text{div}V(x, y)] \\ U_F^{t+1}(x, y) = \max(m, \min(M, U_F^{t+1/2}(x, y))) \end{cases} \quad (2.65)$$

où m , M représentent le minimum et le maximum parmi les images d'entrées.

Dans [SoW02], les auteurs prennent en considération le fait que les données initiales peuvent être affectées par le bruit. Ils proposent une solution pour gérer ce type de problème, sans chercher à obtenir directement une image fusionnée non-bruitée, mais en proposant un schéma de fusion robuste au bruit. L'idée est de construire la matrice J^P à partir de versions passe-bas des images d'entrée et ainsi de fabriquer la version passe-bas de l'image fusionnée. Finalement, à cette image s'ajoute la moyenne de toutes les versions passe-haut des images initiales pour obtenir le résultat final de la fusion. Les auteurs considèrent que l'utilisation de la moyenne des passe-haut doit conduire à l'annulation du bruit (supposé de moyenne nulle !). Notons que pour $\sigma \rightarrow 0$, on obtient la fusion pour les données non-bruitées.

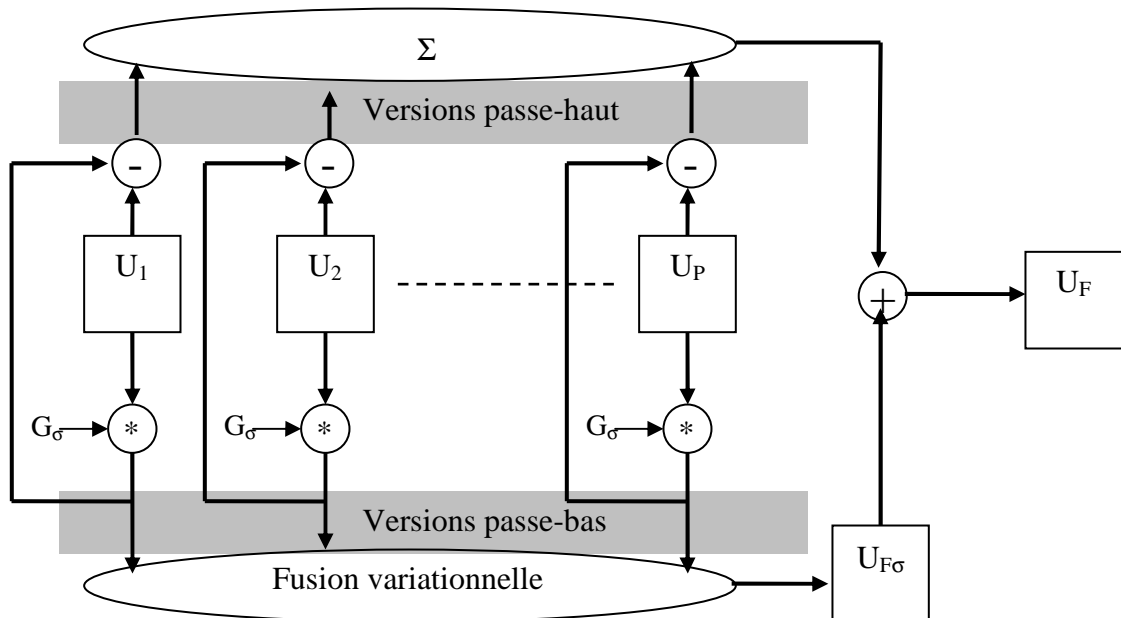


Figure 2.16 : Fusion dédiée aux données bruitées proposée par Socolinsky et Wolff [SoW02]

2.6.2 Améliorations de la méthode de Socolinsky proposées par Wang et al.

Wang et al. ont repris les travaux de Socolinsky en essayant d'en améliorer certains aspects. Ils proposent notamment d'intégrer dans le calcul de la matrice de Zenzo, une carte de pertinence [WYTY06] ou un ensemble de poids adapté au système visuel humain (loi de Weber) [WaY07]:

$$J^P(x, y) = \begin{pmatrix} \sum_{k=1}^P \alpha_k^2(x, y) \frac{\partial U_k^2(x, y)}{\partial x \partial x} & \sum_{k=1}^P \alpha_k^2(x, y) \frac{\partial U_k^2(x, y)}{\partial x \partial y} \\ \sum_{k=1}^P \alpha_k^2(x, y) \frac{\partial U_k^2(x, y)}{\partial x \partial y} & \sum_{k=1}^P \alpha_k^2(x, y) \frac{\partial U_k^2(x, y)}{\partial y \partial y} \end{pmatrix} \quad (2.66)$$

Nous présentons ici seulement la première approche, la deuxième étant, de notre point de vue, trop supervisée (en nécessitant le réglage de plusieurs paramètres par l'utilisateur).

Partant d'une mesure de distance dans une fenêtre w centrée sur (x, y) :

$$S'_k(x, y) = \frac{1}{\text{card}(w)} \sum_{(i,j) \in w} e^{-\frac{[U_k(x,y) - U_k(x+i,y+j)]^2}{2\sigma^2}} \quad (2.67)$$

les auteurs proposent de calculer le contraste local comme :

$$S_k(x, y) = 1 - \frac{S'_k(x, y)}{\max_{(x,y) \in \Omega} [S'_k(x, y)]} \quad (2.68)$$

Après une opération de normalisation de $S_k(x, y)$ dans le gamme $[0, 1]$, les poids sont ensuite normalisés par rapport aux pertinences calculées sur les autres images :

$$\alpha_k(x, y) = \frac{S_k^n(x, y)}{\sqrt{\sum_{q=1}^N S_q^{2n}(x, y)}} \quad (2.69)$$

Pour obtenir ces poids, l'utilisateur règle 3 paramètres : le voisinage (w), la sélectivité (n) et σ . L'intérêt de cette pondération est de calculer le vecteur V à partir des images où les informations pertinentes sont présentes.

Il est aussi proposé une modulation du vecteur V pour l'élimination du halo :

$$V(x, y) = \left(\frac{\gamma}{|V(x, y)|} \right)^{1-\beta} \cdot V(x, y) \quad (2.70)$$

où γ représente un pourcentage de la moyenne des normes du vecteur V .

Ensuite la discrétisation est identique à celle proposée par Socolinsky.

Soulignons un fait très intéressant pour la suite de ce mémoire de thèse : les auteurs proposent explicitement de prendre en compte le cas d'images d'entrée bruitées. Pour cela, ils ajoutent un terme de diffusion à la fonctionnelle (équation Socolinsky) [WaY07] :

$$\alpha \int_{\Omega} |\nabla U_F(x, y)| dx dy + \beta \int_{\Omega} |\nabla U_F(x, y) - V(x, y)|^2 dx dy \quad (2.71)$$

Ce terme induit une diffusion isotrope de l'image U_F . Mais, d'autres types de diffusion peuvent évidemment être pris en compte. Nous verrons que cette approche de fusion-diffusion sera bien entendu au cœur de nos préoccupations au chapitre suivant.

Une application particulière de cette approche consiste à étudier la transformation d'une image RGB (au travers de ces 3 composantes) en une image en niveaux de gris. La figure. 2.17 illustre cette application : en utilisant une conversion standard en luminance d'une image couleur on obtient l'image de la figure 2.17b, où l'île et la mer présentent une luminance équivalente. En utilisant un processus de fusion des trois canaux couleur à partir d'un tenseur di Zenzo, les informations couleur sont toutes conservées dans l'image en niveau de gris. De plus, le halo observé à la proximité du texte dans le cas de la méthode de Socolinsky est réduit du fait des améliorations proposées par Wang et al. [WYTY06].

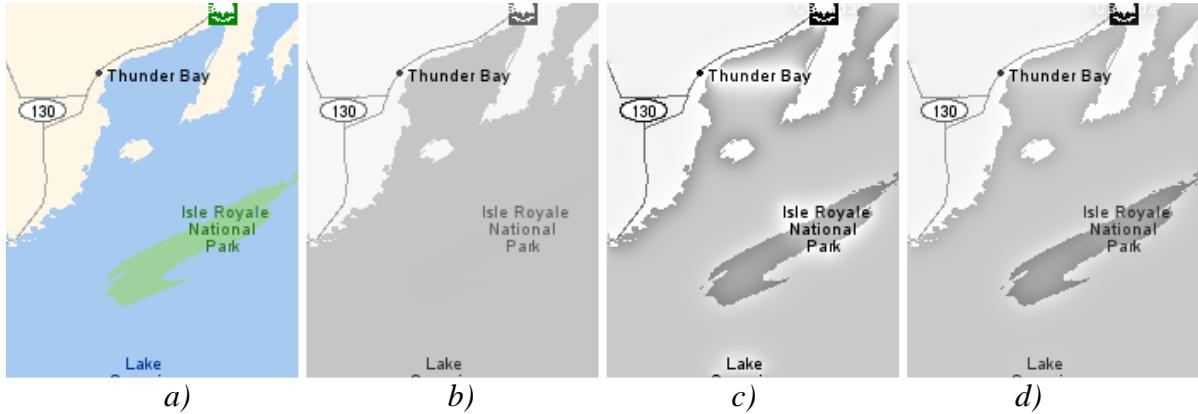


Figure 2.1 : 7 a) Image couleur b) Conversion en niveaux de gris c) Socolinsky d) WYTY06

2.6.3 Méthode proposée par John et Vorantsov

Une autre approche variationnelle est considérée dans [JoV05]. Partant de la théorie de l'estimation robuste d'erreur, les auteurs proposent de créer une image synthétique – U_F à partir d'un ensemble d'images $U_p^{t=0}$ en minimisant une fonctionnelle de type :

$$E(f) = \int_{\Omega} \rho[r, U(r), |\nabla U(r)|] d^2 r, r=(x,y) \quad (2.72)$$

La fonction ρ est nommée « norme de l'erreur ».

Si nous posons :

$$\rho[r, |\nabla U(r)|] = \frac{1}{2} |\nabla U(r)|^2 \quad (2.73)$$

Après la minimisation, nous retrouvons l'équation isotrope de diffusion :

$$\frac{\partial U(r,t)}{\partial t} = \Delta U(r,t) \quad (2.74)$$

En réalité le modèle de fusion proposé par les auteurs a pour but l'amélioration et le rehaussement des contours [Vor99]:

$$\frac{\partial U(r,t)}{\partial t} = \alpha \Delta U(r,t) - \beta J_{U^{t=0}, \sigma}(r) [U(r,t) - U^{t=0}(r)] \quad (2.75)$$

où $J_{U^{t=0}, \sigma}$ est la carte des contours lissés par une gaussienne d'écart-type σ :

$$J_{U^{t=0},\sigma}(r) = \int |\nabla U^{t=0}(r')|^2 G(r'-r, \sigma) d^2 r' \quad (2.76)$$

En supprimant le terme de diffusion et en généralisant à plusieurs images d'entrée, le modèle de fusion proposé devient :

$$\tau \frac{\partial U_F(r,t)}{\partial t} = -J_{k,\sigma}(r) \Theta[J_{k,\sigma}(r,t)] [U_F(r,t) - U_k^{t=0}(r)] \quad (2.77)$$

$$\text{où } \Theta[J] = \begin{cases} 1 & \text{si } J \geq 0 \\ 0 & \text{si } J < 0 \end{cases} \quad \text{et } J_{k,\sigma}(r,t) = J_{U_k^{t=0},\sigma}(r) - J_{U_F,\sigma}(r,t) \quad \text{et } k \in [1,P].$$

La différence entre l'image fusionnée U_F et l'image courante $U_k^{t=0}$ est injectée dans une certaine proportion dans l'image U_F lorsque la norme du gradient de $U_k^{t=0}$ est supérieur à la norme du gradient de U_F .

Le processus est un processus en série. Partant d'une image initiale U_F (soit l'image nulle, soit la moyenne, soit le premier cadre dans le traitement vidéo), le processus ajoute à chaque itération les informations pertinentes retrouvées dans chaque image $U_k^{t=0}$ avec un importance $1/\tau$. Selon nous, $1/\tau$ peut être considéré comme l'intervalle de temps pendant lequel une image d'entrée est utilisée par le modèle. Ainsi, τ devient équivalent au nombre d'image d'entrée (K)¹.

Le pas de discrétisation Le pas de discrétisation est fortement lié à la différence des normes quadratiques entre les images U_F et $U_k^{t=0}$. Pour ne pas dépasser la gamme dynamique des images d'entrées, le pas de discrétisation doit être choisi suffisamment faible.

Partant de l'image moyenne (Fig. 2.18c), la méthode réussit à introduire les contours (ou du point de vue fréquentiel : les hautes fréquences) : au niveau des contours, la norme du gradient des images d'entrée reste supérieure à celle de l'image résultante. Mais, dans les zones présentant des intensités différentes, comme celles marquées dans la figure 2.18, la méthode ne dépasse pas l'intensité moyenne. Ainsi, les basses fréquences ne sont pas introduites et de faux contours sont créés. Ce problème peut être partiellement levé en augmentant l'écart-type et donc la taille du support du calcul.

Ce problème de l'injection des basses fréquences sera une de nos préoccupations dans la construction d'une méthode de fusion pertinente.

¹ Dans leur discrétisation, John et Vorontsov utilisent un τ grand (de l'ordre d'une dizaine de mille) pour avoir un pas de discrétisation dt de même ordre que pour une méthode de diffusion classique (soit 0.1 à 0.25). τ est considéré comme une constante de discrétisation nécessaire pour le bon comportement du modèle discret. Dans notre implantation, le pas de discrétisation (dt_{nous}) proche de 0 inclut cette constante de discrétisation, d'où la différence entre les valeurs de nos paramètres et les valeurs présentées dans [JoV05]. Mais l'équivalence est triviale ($dt_{\text{nous}}/n = dt_{\text{JoV05}}/\tau_{\text{JoV05}}$).

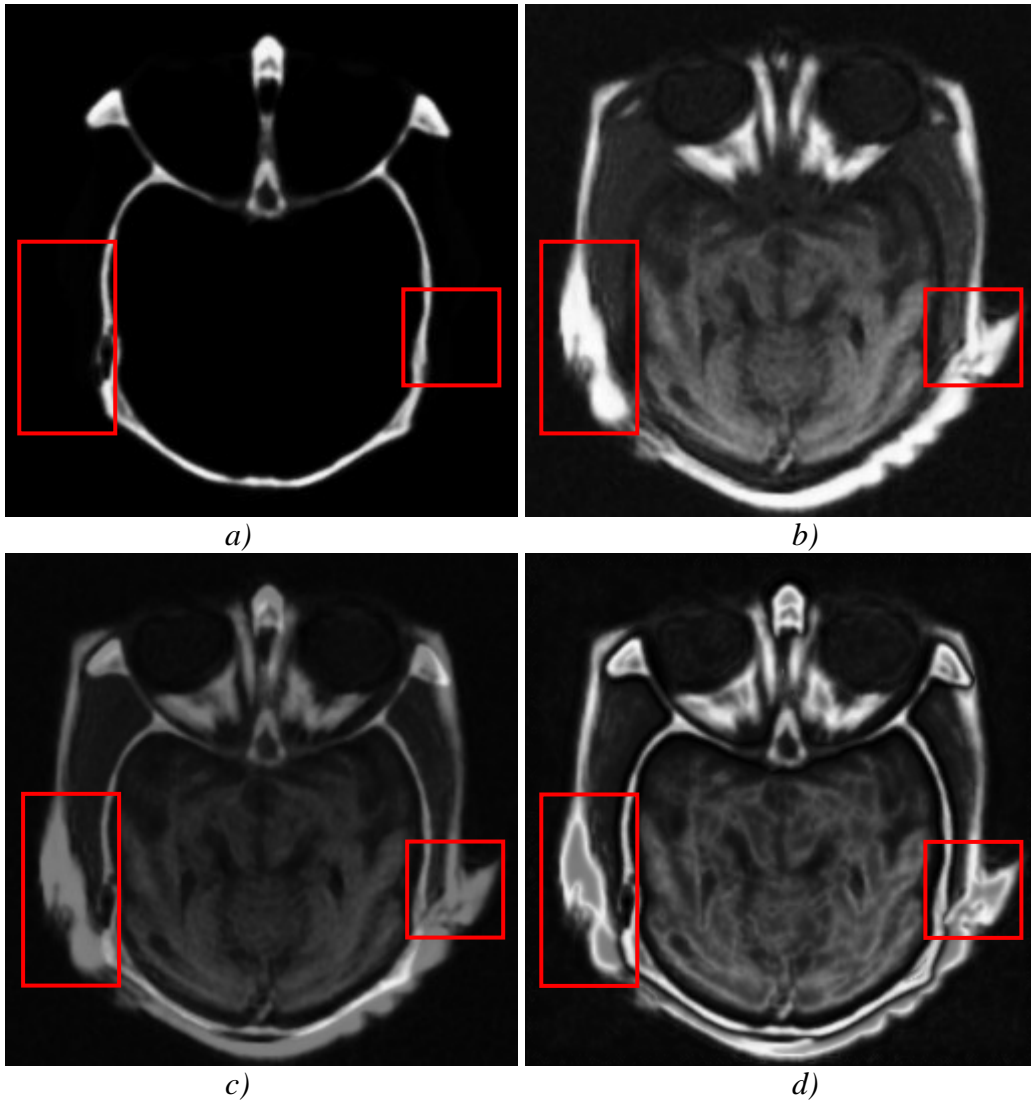


Figure 2.18 : a)b) Images d'entrée c) Image moyenne
d) Image résultat (10000 itérations, pas de discrétisation =0.0001 $\sigma=2$)

La fusion peut également être combinée à un terme de diffusion dans la fonction ρ (éq. 2.72). Si par exemple le terme de diffusion est :

$$\rho_{diffusion}[r, |\nabla U(r)|] = k^2 \log \left[1 + \frac{1}{2} \left(\frac{|\nabla U(r)|}{k} \right)^2 \right] \quad (2.78)$$

on retrouve l'équation rationnelle de Perona et Malik. Le terme suggéré par John et Vorontsov est celui d'un modèle de la diffusion anisotrope par minimisation de la variation totale [ROF92] [ALM92] – modèle TV (Total Variation). Même si ce modèle s'écrit sous un formalisme variationnelle, il peut être vu comme un cas particulier du modèle Perona-Malik, dont lequel la fonction de diffusion g prend la forme :

$$g(|\nabla U|) = \frac{1}{|\nabla U|} \quad (2.79)$$

2.6.4 Méthode variationnelle dédiée aux images satellitaires multispectrales

Ballester et al. [BCI⁺06] proposent une méthode pour augmenter la résolution des images satellitaires multispectrales par la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie. Cette fonctionnelle est construite en supposant que l'image panchromatique à haute résolution contient toutes les informations pertinentes (voir la géométrie du lieu). Rappelons que l'image panchromatique est une image en niveau de gris à haute résolution et les images spectrales sont des images prises sur différentes longueurs d'onde (voir les trois canaux : rouge, bleu, vert) à une résolution plus basse. Le rapport entre les résolutions (haute et basse) doit être connu pour définir le modèle de fusion.

Nous disposons de $U_{PAN} : \Omega \rightarrow \mathfrak{R}$ - l'image à haute résolution et $U_k^S : \Omega^S \rightarrow \mathfrak{R}$ (avec $\Omega^S \subset \Omega$) - les P images multi-spectrales.

Le modèle suivant cherche à créer l'image fusionnée $U_F : \Omega \rightarrow \mathfrak{R}$ définie par:

$$U_F = \sum_{k=1}^P \alpha_k U_k \quad \text{avec} \quad \sum_{k=1}^P \alpha_k = 1 \quad (2.80)$$

où $U_k : \Omega \rightarrow \mathfrak{R}$ sont les images multispectrales obtenues par la minimisation de la fonctionnelle :

$$\sum_{k=1}^P \gamma_k \int_{\Omega} \left| \vec{\xi}_{PAN} \cdot \nabla U_k \right|^n + \lambda \int_{\Omega} \left(\sum_{k=1}^P \alpha_k U_k - U_{PAN} \right)^2 + \mu \sum_{k=1}^P \int_{\Omega} \left(\mathbb{I}_S \cdot \beta * U_k - U_k^S \right)^2 \quad (2.81)$$

Le premier terme dénote l'intérêt d'avoir des orientations identiques dans les images multispectrales à haute résolution et dans l'image panchromatique. $\vec{\xi}_{PAN}$ est le vecteur tangent au contour obtenu sur l'image U_{PAN} . Le produit scalaire $\vec{\xi} \cdot \nabla U_k$ est nul si le vecteur tangent et le gradient de l'image multispectrale ∇U_k sont orthogonaux, donc si le gradient ∇U_k a la même orientation que celle de l'image panchromatique ∇U_{PAN} . Les paramètres $\gamma_k > 0$ règlent l'importance de chaque bande spectrale (on peut simplement les fixer tous à 1) et n (= 1 ou 2) influence la vitesse de convergence.

Les auteurs proposent également une autre formulation pour ce terme, mais avec la même interprétation [BCRV03]:

$$\sum_{k=1}^P \gamma_k \int_{\Omega} \left(\left| \nabla U_k \right| + U_k \cdot \text{div} \vec{\eta} \right) \quad \text{avec} \quad \vec{\eta} = \frac{\nabla U_{PAN}}{\left| \nabla U_{PAN} \right|} \quad (2.82)$$

Le deuxième et le troisième terme sont vus comme des termes d'attache aux données ou des contraintes imposées pour rester fidèle aux images d'entrées. \mathbb{I}_S représente le peigne de Dirac (δ) sur Ω défini par le réseau Ω^S , et β est le noyau d'un opérateur de convolution qui fait le liaison entre le domaine discret et le domaine continu. β est utilisable si le rapport entre les résolutions haute et basse n'est pas un entier. Une contrainte supplémentaire est imposée pour rester dans la gamme dynamique.

L'équation 2.81 est minimisée par une descente de gradient sur les P composantes. Chaque composante est actualisée itérativement :

$$\begin{aligned}
U_k^{t+1} = & U_k^t + 2\Delta t \frac{\gamma_k}{4} \sum_{\alpha, \beta = +, -} \text{div}^{\alpha, \beta*} \left(\langle \xi^{\alpha, \beta}, \nabla^{\alpha, \beta} U_k^t \rangle \xi^{\alpha, \beta} \right) - \\
& - 2\lambda\Delta t \left(\sum_{k=1}^P \alpha_k U_k^t - U_{PAN} \right) - 2\mu\Delta t \beta^t * \left(\Pi_S \beta * U_k^t - U_k^S \right)
\end{aligned} \tag{2.83}$$

Le gradient et le *div* sont calculés dans les 4 directions de l'espace.

2.7 Conclusions

Nous avons, dans ce chapitre, évoqué le traitement d'images fondé sur un formalisme à base d'équations aux dérivées partielles (EDP). Les EDP sont prioritairement utilisées pour le filtrage et le rehaussement d'images. Tout au long de ce chapitre, nous avons notamment présenté les méthodes classiques de diffusion : linéaire (Koenderink), non-linéaire (Perona et Malik) ou anisotrope (Weickert) et, en parallèle, les méthodes de diffusion sur lesquelles nous nous sommes particulièrement appuyés pour proposer les méthodes de fusion et diffusion que nous exposerons dans les chapitres suivant. En particulier, nous avons introduit des méthodes permettant l'élimination du flou (filtres de choc) ainsi que des méthodes qui intègrent plusieurs termes - de diffusion, attache aux données, de régularisation ou de choc.

Un autre type d'EDP issu d'un formalisme variationnel est décrit dans le but de faciliter la compréhension des méthodes dédiées à la fusion que nous exposerons par la suite. C'est pourquoi nous avons présenté ces approches variationnelles à la fin du présent chapitre. Ces méthodes sont les seules, à notre connaissance, qui reposent sur un tel formalisme pour résoudre une problématique de fusion.

Dans le chapitre suivant, nous proposons une approche originale de fusion fondée sur un formalisme à base d'EDP. En particulier nous introduirons une équation de diffusion inverse à laquelle nous ajouterons un terme de régularisation visant à éliminer le classique problème d'instabilité. Ce modèle (exclusivement 2D au départ) sera ensuite complété par un terme de diffusion (de type Perona et Malik, CED ou 1D/2D), dans le but d'éliminer efficacement le bruit dans des images à fusionner. Ce formalisme général de fusion-diffusion sera comparé tout naturellement avec d'autres méthodes prenant en compte des images bruitées, comme les méthodes variationnelles présentées dans ce chapitre ou certaines approches multi-résolution présentées à la fin du premier chapitre.

Dans le chapitre 4, nous appliquerons notre concept général de fusion-diffusion sur des données sismiques azimutales. Ces données volumiques exigent un traitement 3D. Ainsi, nous extrapolerons notre méthode en 3D ; Ces données étant affectées par le bruit nous devons appliquer également des techniques appropriées de filtrage. Nous présenterons donc deux approches originales de diffusion 3D inspirées des méthodes anisotropes 2D présentées dans ce chapitre : la CED de Weickert et 1D/2D de Terebes.

Chapitre 3

Fusion et diffusion par EDP

Ce chapitre est consacré à la présentation de nouveaux modèles de fusion fondés sur un formalisme à base d'équations aux dérivées partielles (EDP), où les données sont considérées comme des états initiaux de l'EDP. Nous proposons de faire évoluer chaque image d'entrée vers un état qui englobe l'ensemble des éléments pertinents présents dans les différentes images sources. Le processus génère donc une collection de sorties supposées converger et contenant une information plus facile à interpréter de manière automatique ou par l'expert humain. Les méthodes proposées sont applicables pour différentes problématiques de fusion, comme nous l'illustrerons dans la section dédiée aux résultats.

3.1 Motivation

La principale motivation à l'origine du travail présenté dans ce chapitre et dans le suivant émane de notre partenaire industriel TOTAL. L'intérêt pour la fusion trouve son origine dans les techniques d'acquisition en sismique qui, en constante évolution, fournissent des données multiples représentant la même zone souterraine.

Les données recueillies par cette technique se présentent sous la forme d'un ensemble de blocs 3D supposés spatialement parfaitement recalés. L'objectif est alors de détecter et de combiner les informations pertinentes contenues dans chacun des blocs pour aboutir à un résultat de meilleure qualité que celle des données initiales. En ce sens le traitement des données azimutales peut être assimilé à un problème de fusion multi-capteurs [Lav07].

Les données étant affectées par un bruit d'acquisition, un filtrage efficace des données sources effectué en parallèle du processus de fusion s'avère nécessaire. La recherche de cette double opération de fusion et de filtrage nous a conduit à la construction d'un formalisme commun au travers des EDPs.

Un tel formalisme pour la fusion présente des particularités intéressantes. Il permet la prise en considération du contexte local (orientation, dynamique locale, problème de recalage) et des spécificités du domaine traité. De manière plus générale, nous pensons que le formalisme EDP offre un cadre théorique qui permet d'appréhender le processus de fusion en lui conférant un caractère adaptatif et anisotrope. Cette démarche présente aussi le double intérêt de permettre la réalisation conjointe d'un processus de fusion et d'un processus de diffusion sur des données bruitées. Néanmoins, la fusion par EDP doit agir indépendamment de la diffusion si les données ne sont pas affectées par le bruit.

Si le filtrage par EDP est un domaine pour lequel les contributions ont été très nombreuses depuis le premier modèle anisotrope de Perona et Malik [PeM90], la fusion par EDP est une toute nouvelle branche où les contributions sont sporadiques. Notons essentiellement les approches variationnelles, qui se réduisent à un formalisme EDP : ces approches variationnelles proposées par Socolinsky et al. [SoW99][Soc00a-c][SoW02], John et Vorontsov [JoV05] ou Ballesteres et al [BCI⁺06], n'ont pas eu d'impact important au sein

de la communauté de la fusion. Seul le modèle de Socolinky a été repris récemment par Wang et Ye [WYTY06][WaY07].

A des fins de généralité, nous proposons de ne pas réduire le modèle EDP de fusion-diffusion aux seules données sismiques. Le modèle doit tout naturellement s'appliquer aux autres problématiques de fusion.

Le modèle général au travers de sa forme 2D est décrit dans ce chapitre.

Les traitements 3D exclusivement dédiés aux données sismiques seront largement traités dans le chapitre 4.

3.2 Fusion d'images par EDP

Nous avons présenté les motivations qui nous ont poussés à rechercher un processus de fusion fondé sur un formalisme EDP. Maintenant nous présentons le modèle général de fusion appliqué aux images 2D non-bruitées. Ensuite, la fusion sera enrichie par un terme anisotrope de diffusion permettant de gérer des images d'entrée corrompues par bruit.

3.2.1 Terme de fusion

Dans la plupart des applications de fusion de bas niveau, les contours sont considérés comme l'information pertinente. Le but de la fusion étant de sélectionner et rehausser cette information pertinente, tout contour présent dans les images d'entrée doit être conservé dans l'image résultat. Cette vision n'est fondamentalement valide que dans le cas d'images d'entrée non-bruitées. La grande majorité des méthodes de fusion s'appuient sur cette vision idéale et simplifiée.

Dans l'optique de construire un processus de fusion fondé sur une EDP et exempt de tout filtrage, nous nous plaçons également, dans un premier temps, dans le cas simplifié des images non-bruitées. L'introduction du bruit et son implication sur l'approche proposée seront abordés plus tard dans ce chapitre.

L'analyse des approches classiques de diffusion conduit à distinguer deux processus différents appliqués aux contours :

- un lissage le long du contour
- un processus de rehaussement dans la direction du gradient (donc orthogonalement au contour).

C'est particulièrement ce processus de rehaussement qui revêt un intérêt dans le cadre de la fusion puisqu'il tend à rendre le contour plus perceptible par une augmentation du contraste local.

Pour l'équation de Perona et Malik, ce rehaussement est introduit par l'intermédiaire de la fonction de diffusion (g). Il apparaît uniquement dans la direction du gradient quand la valeur de la dérivée de la fonction flux prend des valeurs négatives (Fig. 2.4). A contrario, dans le modèle FAB (Forward and Backward Diffusion - §2.4.1 et Fig. 2.8), le rehaussement est directement introduit par les fonctions de diffusion pour lesquelles les valeurs sont négatives sur un intervalle spécifique : dans ce cas, la diffusion est à rapprocher d'une équation inverse de la chaleur.

Le même principe d'inversion du processus de diffusion est proposé dans le contexte des filtres de choc. Cette classe de filtres a pour objet de rehausser les contours flous. La figure 3.1 illustre l'effet de rehaussement appliqué par un filtre de choc au profil 1D d'un contour flou.

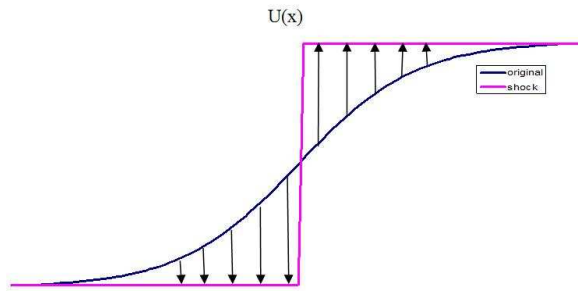


Figure 3.1 : Rehaussement d'un contour flou par un filtre de choc (vision du profil 1D)

De manière générale le rehaussement des contours passe par l'utilisation d'une équation inverse. Cette idée sera reprise dans notre modèle de fusion.

Les deux contours présentés à la figure 3.1 (le contour flou et le contour net) peuvent appartenir à deux images différentes - sujets d'une problématique de fusion. Du point de vue de la fusion, le contour net, associé à l'information utile, doit être conservé au détriment des contours flous. Cette vision est adoptée par tous les modèles de fusion.

Le système de fusion par EDP est donc un système évolutif, où l'information contenue dans chaque image évoluera vers l'information utile révélée à l'aide d'un critère objectif.

La figure 3.2 donne un exemple simple de l'objectif fixé pour le processus de fusion, i.e. l'évolution de trois contours convergeant vers le contour net.

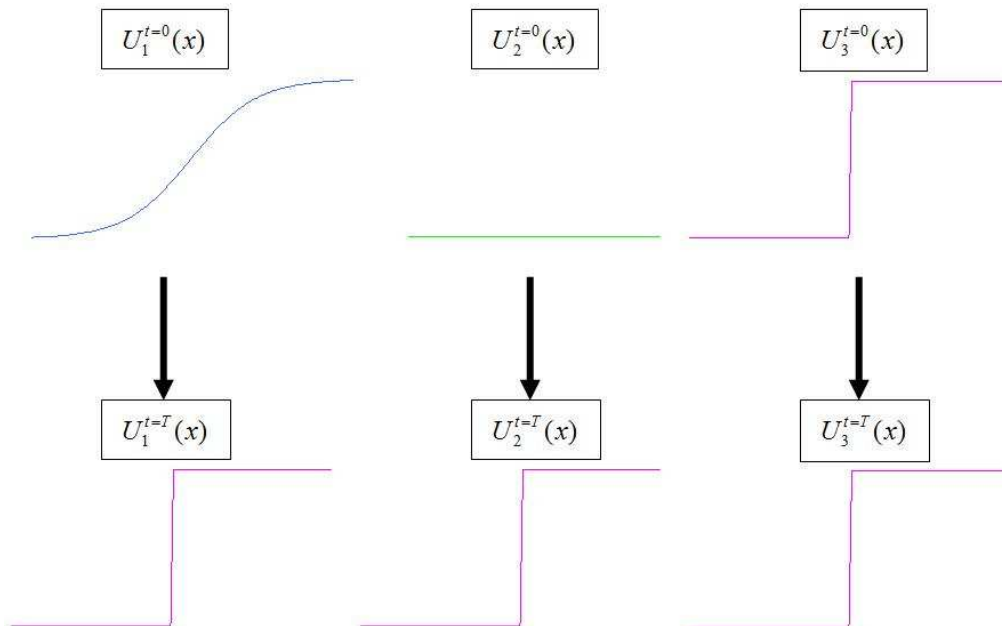


Figure 3.2 : Résultat idéal d'évolution de 3 profils 1D

Dans le cas 1D représenté à la figure 3.2, l'information utile est contenue uniquement dans le troisième signal ($U_3^{t=0}(x)$). Même si cette configuration représente un cas atypique de fusion pour lequel l'information utile n'est pas distribuée sur toutes les entrées, elle en est un cas simplifié, utile pour illustrer le comportement de notre approche.

Nous pouvons par exemple observer trois processus différents :

- une amélioration de l'information (évolution du premier signal)

- une injection totale d'information utile dans un signal caractérisé a priori par une absence d'information (évolution du deuxième signal)
- une préservation du signal utile (l'évolution du troisième signal)

En conclusion, le processus évolutif doit être en mesure de prendre en compte ces trois configurations. Le système devant bien entendu intégrer un outil permettant la détection de l'information utile (pertinente).

Nous proposons l'application d'un processus de fusion gouverné par EDP sur chacune des images d'entrée. Les images d'entrée représentent les conditions initiales du système de fusion. A chaque étape du processus, nous cherchons à conserver l'information pertinente de la source courante tout en injectant l'information en provenance des autres sources.

Améliorer l'information utile, au sens d'un rehaussement de contours, passe par l'utilisation d'une équation inverse de diffusion de la chaleur. Cette équation équivalente à une déconvolution gaussienne peut prendre la forme générale :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = -c \cdot \Delta U = -\text{div}(c \cdot \nabla U) \quad (3.1)$$

qui, dans le cas discret 1D, devient :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = -c \frac{\partial}{\partial x} \left[\frac{\partial U}{\partial x} \right] = -\frac{c}{h} \cdot [D_x^+(U) - D_x^-(U)] \quad (3.2)$$

où c est la conductivité et h le pas de discrétisation spatial. Les approximations progressives et régressives sont :

$$D_x^+[U(x)] = \frac{U(x+h) - U(x)}{h} \quad \text{et} \quad D_x^-[U(x)] = \frac{U(x) - U(x-h)}{h} \quad (3.3)$$

Une application directe de cette équation sur chacune des sources, n'apportera bien entendu pas l'information contenue dans les autres sources. Un processus coopératif réclame de lier les sources entre elles par le moyen d'un détecteur d'information utile.

Dans la figure 3.2, l'information utile est représentée par le contour net. Celui-ci est aisé à détecter au moyen d'une dérivée première : la dérivée première prend effectivement une valeur plus importante sur un contour net que sur un contour lissé (Fig. 3.3).

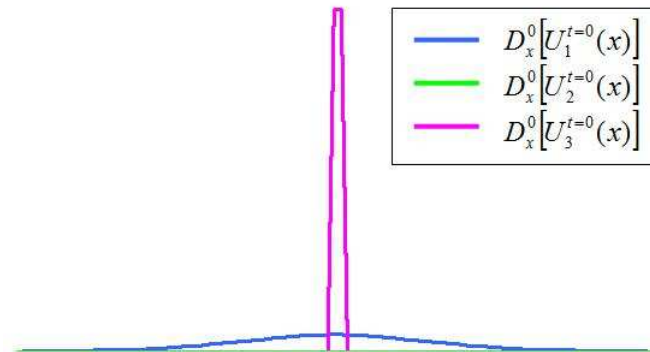


Figure 3.3 : Valeur de la dérivée première pour les profils 1D de la figure 3.2

² Notons que par rapport aux équations présentées au chapitre 2, les indices i, j ont été délibérément ignorés pour alléger l'écriture.

Nous avons représenté la dérivée obtenue par approximation centrale :

$$D_x^0[U(x)] = \frac{U(x+h) - U(x-h)}{2h} \quad (3.4)$$

Donc, la détection des contours pertinents passe par la recherche de la valeur maximale de la dérivée première sur l'ensemble des signaux. Dans la mesure où les contours peuvent présenter un contraste inverse, nous proposons de rechercher, pour chaque échantillon, la source qui maximise la valeur absolue, soit, dans le cas 1D :

$$\max = \arg \max_i (|D_x^0[U_i(x)]|) \quad (3.5)$$

avec $i=1 \dots P$ où P est le nombre d'images à fusionner.

Ce critère est similaire au critère « choose-max » d'une fusion pyramidale.

Une fois détectée la source correspondant à l'information pertinente, l'EDP permettant d'injecter cette information à l'ensemble des entrées s'écrit (toujours dans le cas 1D) :

$$\frac{\partial U_i}{\partial t} = -c \frac{\partial}{\partial x} \left[\frac{\partial U_{\max}}{\partial x} \right] = -c \cdot [D_x^+(U_{\max}) - D_x^-(U_{\max})] \quad (3.6)$$

Dans 3.6, les intervalles entre échantillons sont supposées fixes $h=1$. Cette propriété sera utilisée pour tous les autres modèles (soit 2D ou 3D).

L'équation 3.6 s'applique de manière indépendante à chaque source d'entrée (i) y compris l'entrée où se trouve l'information détectée (pour $i=\max$). Or, si tel est le cas, l'événement pertinent est perturbé et le signal utile n'est donc pas préservé. Pour s'affranchir de ce problème, l'équation de fusion doit inclure un terme indiquant si la source courante (i) est aussi la source qui fournit l'information à injecter (\max). Le terme de fusion 1D devient :

$$\frac{\partial U_i(x)}{\partial t} = -\beta_i \cdot \frac{\partial}{\partial x} \left[\frac{\partial U_{\max}}{\partial x} \right] = -\beta_i \cdot \{D_x^+[U_{\max}(x)] - D_x^-[U_{\max}(x)]\} \quad (3.7)$$

$$\text{où } \beta_i = \begin{cases} 0 & \text{si } i = \max \\ \beta \in [0;1] & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.8)^3$$

β est une constante qui remplace la conductivité (c). β doit être considéré comme une pondération du terme de fusion : cette pondération sera utile dans le cas de données bruitées lorsque l'EDP sera enrichie par un terme de diffusion. On retrouvera alors une approche voisine de celles développées dans le cas d'une EDP à plusieurs termes (voir par exemple les approches unificatrices, éq 2.36).

Pour la discrétisation en temps nous proposons un schéma explicite pour un nombre d'itération (N) et un pas de discrétisation (dt) donnés. Le temps total d'évolution s'écrit $t=N*dt$, et ce temps est identique pour l'ensemble des entrées.

Ainsi, la discrétisation complète de l'équation de fusion 1D pour l'itération T_{n+1} et la source i est :

$$U_i^{t=T_{n+1}}(x) = U_i^{t=T_n}(x) - dt \cdot \beta_i \cdot \{D_x^+[U_{\max}^{t=T_n}(x)] - D_x^-[U_{\max}^{t=T_n}(x)]\} \quad (3.9)$$

La mise à niveau de chaque source (i) est réalisée après chaque itération. Le système proposé est donc un système d'évolution parallèle des sources.

³ L'indicateur **max** ainsi que les β_i sont des fonctions dépendantes de x ($\max(x)$, $\beta_i(x)$) ; les notations sont ici allégées.

L'extension de l'équation 3.9 vers le modèle 2D est similaire à toute extension de ce type (voir l'extension de 1D à 2D du modèle Perona et Malik).

$$U_i^{t=T_{n+1}}(x, y) = U_i^{t=T_n}(x, y) - dt \cdot \beta_i \cdot \left\{ \begin{aligned} &D_x^+ [U_{\max}^{t=T_n}(x, y)] - D_x^- [U_{\max}^{t=T_n}(x, y)] + \\ &+ D_y^+ [U_{\max}^{t=T_n}(x, y)] - D_y^- [U_{\max}^{t=T_n}(x, y)] \end{aligned} \right\} \quad (3.10)$$

La valeur absolue de la dérivée première est, dans le cas 2D, remplacée par la norme du gradient qui intègre les dérivées en x et y. La norme du gradient présente l'avantage de détecter de manière efficace les contours significatifs :

$$\max = \arg \max_i (|\nabla U_i|) \text{ et } i=1 \dots P \quad (3.11)$$

β_i est défini de manière identique au cas 1D.

Le modèle continu s'écrit de manière directe :

$$\frac{\partial U_i}{\partial t} = -\beta_i \operatorname{div}(\nabla U_{\max}) \quad (3.12)$$

ou, sous la forme d'un laplacien :

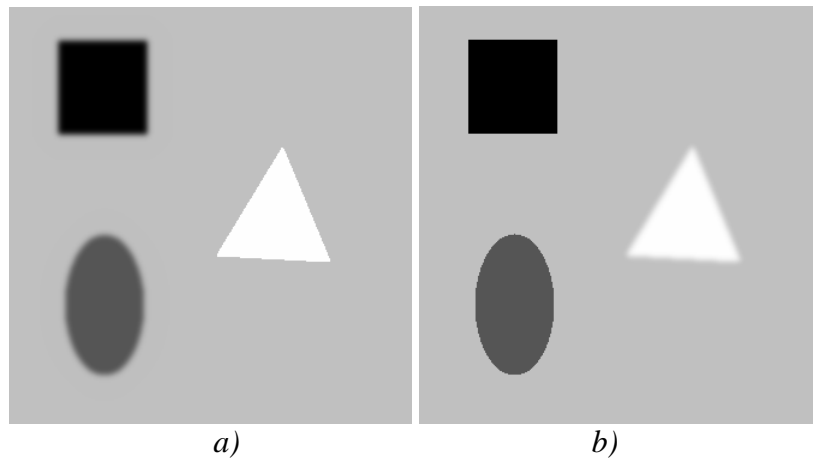
$$\frac{\partial U_i}{\partial t} = -\beta_i \Delta U_{\max} \quad (3.13)$$

Si le maximum du gradient est détecté dans l'image courante, la valeur nulle de β_i interdit tout changement du pixel de l'image courante. Si le maximum du gradient est détecté dans une autre image, le processus conduit à injecter le signal utile d'une manière isotrope dans l'image courante.

Finalement, le processus de fusion est un processus de diffusion linéaire inverse similaire à une déconvolution gaussienne.

Or, il est bien connu que ce type de processus conduit à des instabilités, des amplifications du bruit et des oscillations [GSZ02a].

La figure 3.4 permet d'illustrer ce problème à travers un exemple 2D simple d'une fusion entre deux images avec des zones différentes de flou. Si le résultat désiré est facile à imaginer (il s'agit de faire évoluer des images floues vers leur version nette), l'utilisation de la fusion (éq. 3.12) conduit à dépasser rapidement la gamme dynamique des images de départ et à produire des oscillations le long des contours.



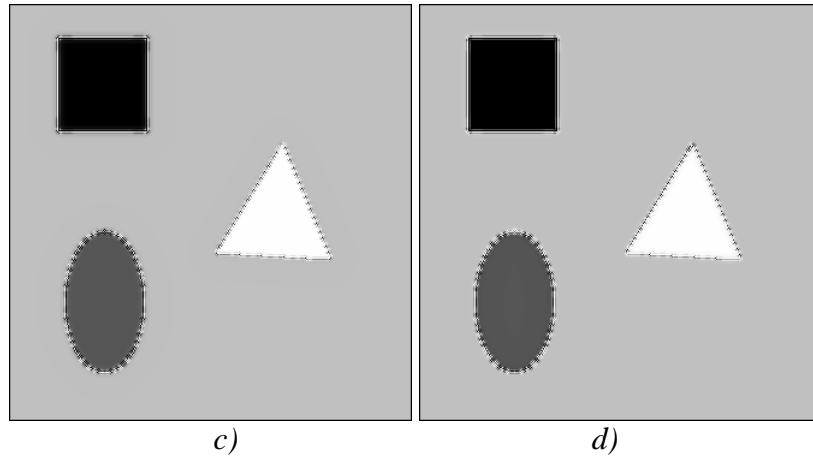


Figure 3.4 : Fusion par diffusion inverse

a) image floue à gauche b) image floue à droite – gamme dynamique $[0;255]$

Résultats obtenus par l'application directe de l'équation 3.12 :

c) image floue à gauche; d) image floue à droite –gamme dynamique réelle $[-713;831]$

Pour mieux observer le comportement de l'équation inverse, nous proposons d'illustrer l'évolution de deux signaux 1D (Fig. 3.5). Le but de la fusion étant d'injecter l'information du signal B dans le signal A. Le dépassement de la gamme dynamique est observé très tôt au cours de l'évolution de la fusion.

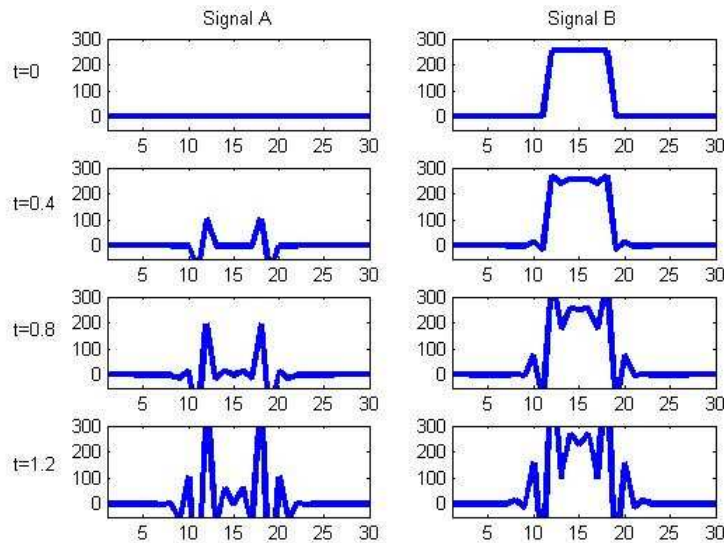


Figure 3.5 : Evolution de deux signaux 1D sous l'influence de l'équation de fusion (3.7)

Pour pallier cet inconvénient, la première idée consiste à limiter les dynamiques des images (signaux) entre les bornes minimales et maximales observées sur l'ensemble des images (signaux) d'entrée. Cette technique est souvent adoptée dans le cas d'EDP de fusion [Soc00a-c][WYTY06].

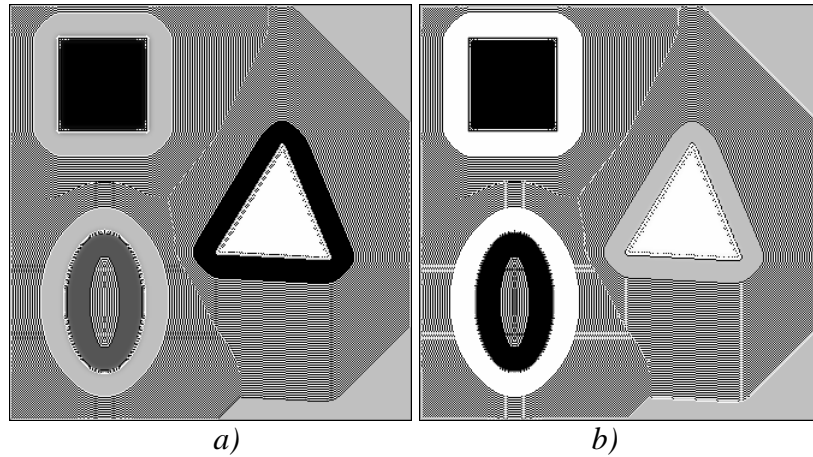


Figure 3.6 : Résultats obtenus par l'application directe de l'équation 3.12 et les limites globales de la dynamique (0 et 255) d'images d'entrée (Fig.3.3a,b) : a) image 1 ; b) image 2

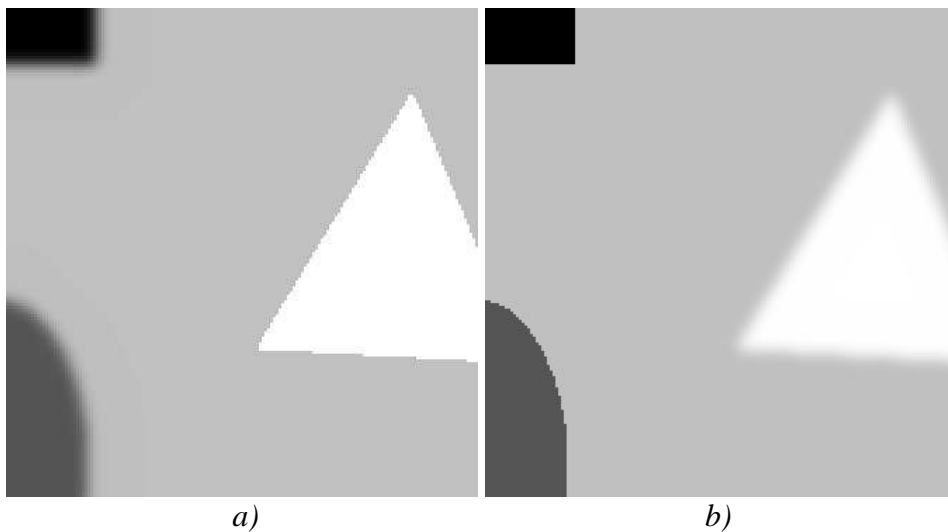
En utilisant cette approche simpliste, nous forçons la gamme dynamique à rester dans un domaine acceptable mais il apparaît de fortes oscillations (dues dans une certaine mesure à cette limitation). Ainsi, la régularisation des résultats d'une fusion fondée sur une équation de diffusion inverse n'est pas un problème trivial. La section suivante présente une étude plus approfondie des contraintes à imposer pour obtenir des résultats satisfaisants.

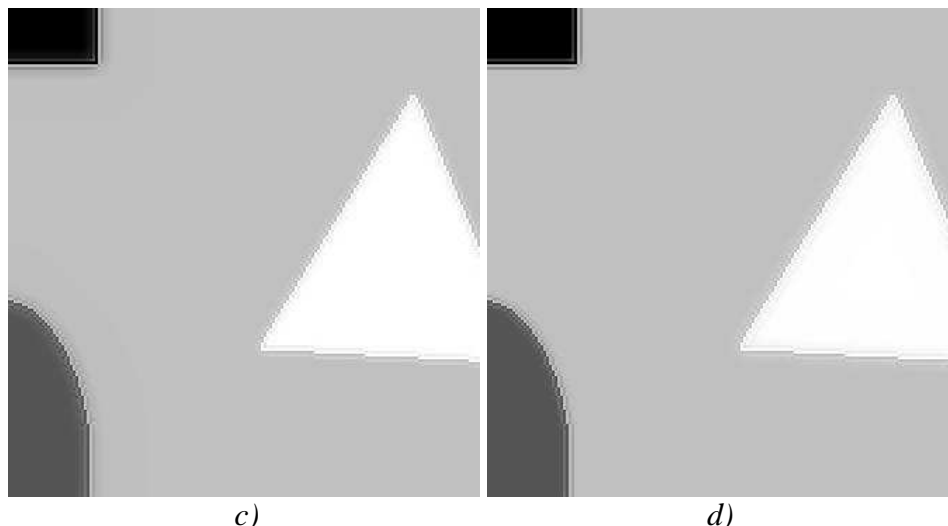
3.2.2 Régularisation du processus de fusion

Une approche un peu plus sophistiquée permettant de gérer le problème du dépassement de la gamme dynamique consiste à imposer des limites locales et non plus globales. Le niveau de gris de chaque pixel doit être borné par le minimum et le maximum observés sur le même pixel à travers l'ensemble des images sources. Cette contrainte, baptisée C1, s'écrit :

$$\min_j [U_j^{t=0}(x, y)] \leq U_i^t(x, y) \leq \max_j [U_j^{t=0}(x, y)] \quad (\text{C1})(3.14)$$

où l'index i représente l'image courante. Cette contrainte, calculée à partir des sources à $t=0$ est imposée à chaque itération sur l'ensemble des images.

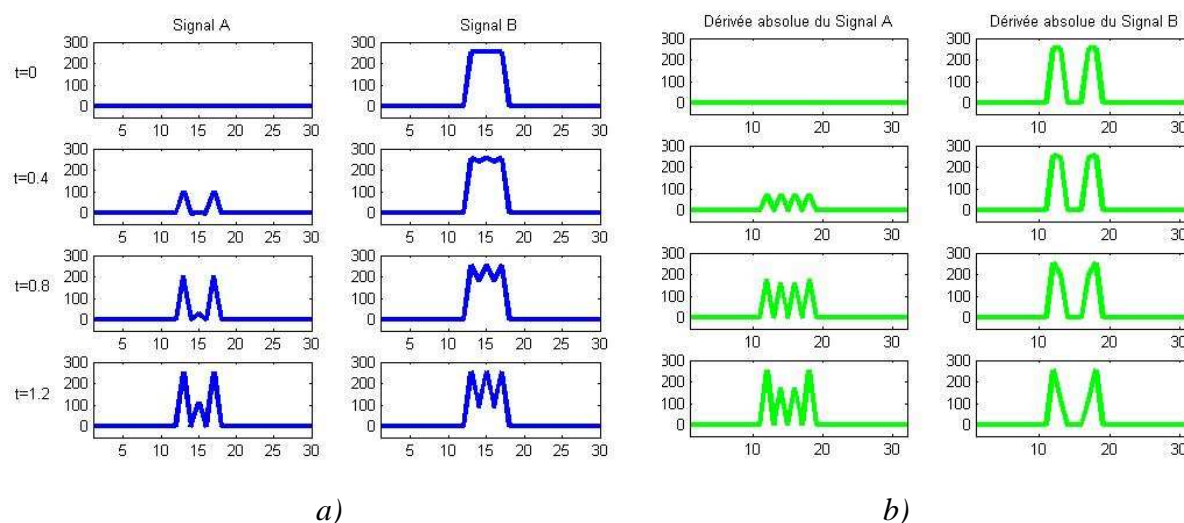




*Figure 3.7 : Fusion sous la contrainte C1 (détail).
Images d'entrée : a) image floue à gauche b) image floue à droite
Résultats de l'évolution : c) ; d) pour respectivement a) et b)*

Les résultats obtenus pour notre cas de fusion 2D sont clairement améliorés (Fig. 3.7) mais il subsiste des oscillations au voisinage de contours.

Ces oscillations sont nettement perceptibles dans le cas 1D (Fig. 3.8). A part le problème des oscillations dans le signal A, nous pouvons observer l'apparition de « pics » dans le signal B. En 2D, les pics se positionnent sur les contours des objets.



*Figure 3.8 : a) Evolution de signaux 1D sous l'influence de la fusion et de la contrainte C1 ;
b) Valeur absolue de la dérivée (approximation centrale) des signaux*

Les pics sont injectés dans le signal A, ce qui correspond à l'objectif initial du modèle de fusion puisque nous considérons les contours détectés par la valeur absolue de la dérivée comme l'information pertinente.

Les contours correspondent à une information de haute fréquence qui est donc bien injectée dans chacune des sources. Lorsque les différences entre les sources correspondent à des basses fréquences, la dérivée (ou le gradient en 2D) ne permettent pas de détecter cette différence. C'est par exemple le cas à la figure 3.8 entre les échantillons 12 et 17, intervalle dans lequel les signaux A et B ont des luminances très différentes (respectivement 0 et 255).

La création de nouveaux pics dans le signal A induit la création de nouvelles différences qui à leur tour sont détectées par la valeur absolue de la dérivée. Ces pics sont à nouveau injectés dans le signal B. Donc le processus tend à créer une succession de nouveaux maxima locaux. C'est l'apparition de ces maxima locaux qui induit l'impression d'oscillation du résultat.

L'injection du signal basse fréquence et l'élimination de toute oscillation peuvent être obtenues conjointement en interdisant la création de toute nouvelle discontinuité : une solution immédiate consiste à borner la différence entre deux pixels voisins par la différence maximum observée sur l'ensemble des sources à l'instant 0.

Pour le cas 1D, cette contrainte, baptisée C2, peut s'écrire :

$$\begin{aligned} \min_j [D_x^-(U_j^{t=0}(x)), 0] \leq D_x^-(U_i^t(x)) \leq \max_j [D_x^-(U_j^{t=0}(x)), 0] \\ \min_j [D_x^+(U_j^{t=0}(x)), 0] \leq D_x^+(U_i^t(x)) \leq \max_j [D_x^+(U_j^{t=0}(x)), 0] \end{aligned} \quad (\text{C2})(3.15)$$

Plus précisément, C2 encadre la différence entre 2 voisins entre deux bornes : la limite inférieure est négative (si un écart négatif est détecté sur les entrées) ou nulle et la limite supérieure est positive (si un écart positif est détecté sur les entrées) ou nulle. Pour le cas 2D, il suffit simplement d'ajouter les deux limites correspondantes aux deux différences sur y. Cette contrainte C2, est imposée après chaque itération.

L'application de cette contrainte sur l'exemple 1D permet la convergence rapide du Signal A vers le Signal B. C'est un résultat idéal, car aucun maximum local n'est créé et le signal de basse fréquence est injecté.

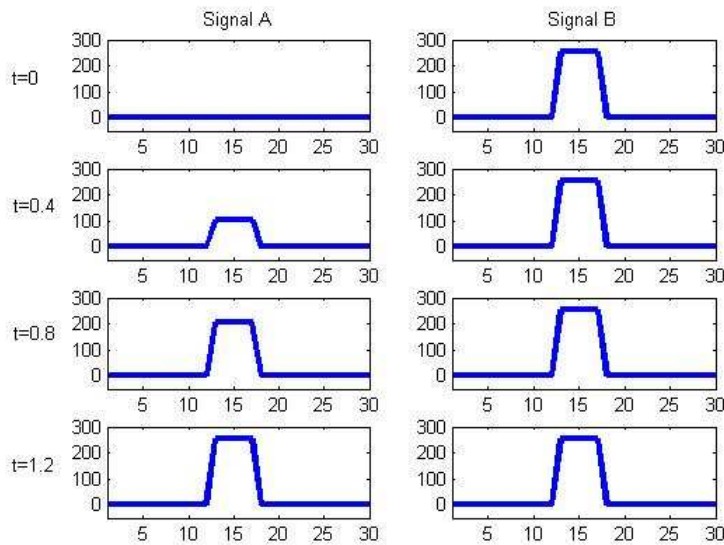


Figure 3.9 Evolution des signaux 1D sous l'influence de la fusion et des contraintes C1 et C2

Malheureusement d'un point de vue pratique, cette contrainte est difficile à imposer. Le résultat est dépendant de l'ordre dans lequel les deux limites sont calculées, car C2 est formulée de manière séquentielle. Par exemple si la valeur du pixel courant est recalculée sous l'influence des limites de D_x^- , cette nouvelle valeur peut être en contradiction avec les limites calculées à partir de D_x^+ et l'ordre de calcul a donc une répercussion directe sur la valeur finale du pixel courant [PTBL07c] [LPTB07].

Pour lever cette dernière difficulté, nous proposons d'intégrer la contrainte C2 dans l'EDP de fusion sous la forme d'un terme de régularisation [PTBL07a] [PTBL07b] [PLD⁺08].

La fonction de régularisation (g_R) doit pouvoir s'appliquer d'une manière identique à chaque différence entre voisins. Les arguments de cette fonction sont : la différence observée dans l'image courante et les différences correspondantes dans l'ensemble des images d'entrée. La fonction prend des valeurs différentes de 0 si une des limites correspondant à la contrainte C2 est dépassée.

Par exemple, la fonction de régularisation s'écrit, pour la différence D_x^+ :

$$g_R[D_x^+(U_i), D_x^+(U_P^{t=0})] = \begin{cases} \frac{D_x^+(U_i) - \min_{j=1..P}[D_x^+(U_j^{t=0}), 0]}{D_x^+(U_i)} & \text{si } D_x^+(U_i) < \min_{j=1..P}[D_x^+(U_j^{t=0}), 0] \\ \frac{D_x^+(U_i) - \max_{j=1..P}[D_x^+(U_j^{t=0}), 0]}{D_x^+(U_i)} & \text{si } D_x^+(U_i) > \max_{j=1..P}[D_x^+(U_j^{t=0}), 0] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.16)$$

i et $j=1 \dots P$ où P est le nombre d'entrées.

Le modèle complet de fusion 1D intégrant le terme de régularisation est :

$$\frac{\partial U_i}{\partial t} = -\beta_i \cdot \{D_x^+(U_{\max}) - D_x^-(U_{\max})\} + \gamma \cdot \{g_R[D_x^+(U_i), D_x^+(U_P^{t=0})]D_x^+(U_i) - g_R[D_x^-(U_i), D_x^-(U_P^{t=0})]D_x^-(U_i)\} \quad (3.17)$$

Le paramètre γ représente le poids du processus de régularisation.

L'évolution des signaux 1D avec $\gamma=2.5\beta$ est illustré à la figure 3.10.

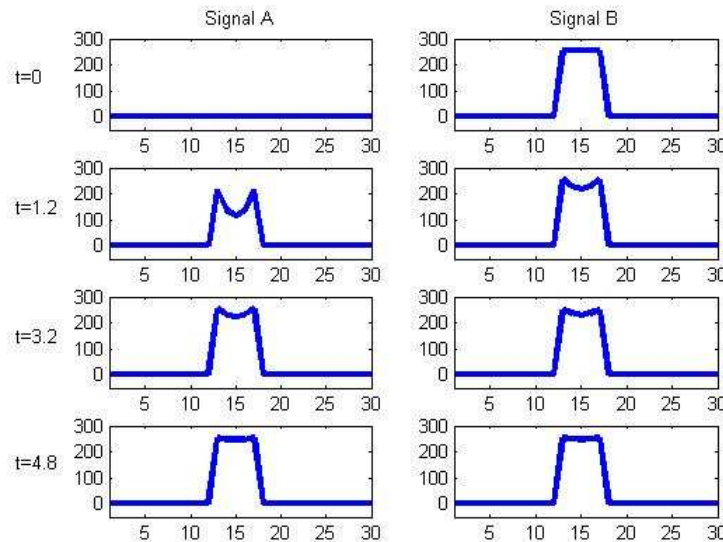


Figure 3.10 : Evolution de signaux 1D sous l'influence du modèle de fusion intégrant le terme de régularisation (éq. 3.17) et la contrainte C1.

Les transitions (contours en 2D) du Signal B sont injectées dans le Signal A au moyen du terme de fusion. Mais la zone constante du Signal B entre les deux transitions, équivalente

à l'intérieur d'un objet, est reconstruite dans le Signal A après un temps $t=4.8$ grâce au terme de régularisation. Le temps de convergence dépend fortement de la largeur de la zone constante, et du paramètre γ .

3.2.3 Modèle complet de fusion

Dans le cas discret, l'extension du modèle 1D (3.17) en 2D est immédiate :

$$\frac{\partial U_i}{\partial t} = -\beta_i \cdot \left\{ \begin{array}{l} D_x^+(U_{\max}) - D_x^-(U_{\max}) + \\ + D_y^+(U_{\max}) - D_y^-(U_{\max}) \end{array} \right\} + \gamma \cdot \left\{ \begin{array}{l} g_R [D_x^+(U_i), D_x^+(U_P^{t=0})] D_x^+(U_i) - g_R [D_x^-(U_i), D_x^-(U_P^{t=0})] D_x^-(U_i) + \\ + g_R [D_y^+(U_i), D_y^+(U_P^{t=0})] D_y^+(U_i) - g_R [D_y^-(U_i), D_y^-(U_P^{t=0})] D_y^-(U_i) \end{array} \right\} \quad (3.18)$$

Les paramètres généraux du modèle discret sont :

- N : nombre total d'itérations
- dt : pas de discrétisation
- β : poids du terme de fusion
- γ : poids du terme de régularisation

Pour illustrer le fonctionnement du modèle fusion-régularisation dans le cas 2D, nous réutilisons l'exemple simple proposé tout au long de cette section : après fusion, les deux images obtenues sont identiques et le résultat coïncide avec le résultat théorique attendu (image de départ sans effet de flou).

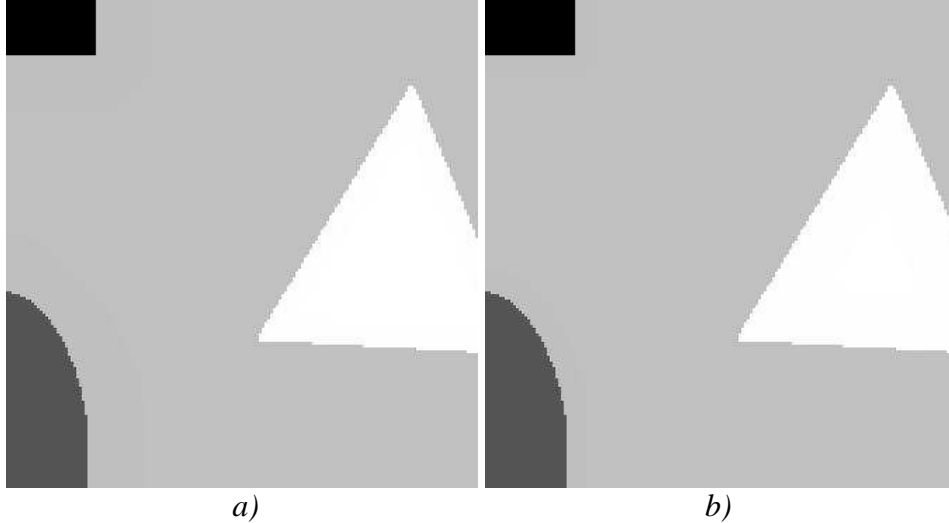


Figure 3.11 : Résultat du modèle de fusion intégrant le terme de régularisation (éq. 3.18) et l'application de la contrainte C1. Résultats de l'évolution : a) image 3.7a et b) image 3.7b

La forme discrète 3.18 s'écrit aisément sous une forme continue :

$$\frac{\partial U_i}{\partial t} = -\beta_i \cdot \text{div}(\nabla U_{\max}) + \gamma \cdot \text{div}[g_R(\nabla U_i, \nabla U_P^{t=0}) \nabla U_i] \quad (3.19)$$

à laquelle s'ajoute la première contrainte (C1) sur les niveaux de gris :

$$\min_{j=1..P} [U_j^{t=0}(x, y)] \leq U_i^t(x, y) \leq \max_{j=1..P} [U_j^{t=0}(x, y)] \quad (3.20)$$

Cette forme est une forme générale, facilement adaptable aux données multidimensionnelles.

Rappelons simplement que cette équation s'applique en parallèle sur l'ensemble des images à fusionner et que la mise à jour de chaque image se fait après chaque itération.

Contrairement aux méthodes classiques de fusion, notre modèle de fusion génère donc autant d'images de sortie que d'images d'entrée. Le but est d'obtenir des images de sortie similaires dans lesquelles l'information pertinente est préservée. Il est par suite nécessaire d'étudier les propriétés de convergence du modèle.

3.2.4 Comportement du modèle : stabilité et convergence

Afin d'être en mesure d'observer les trois résultats désirés que sont l'injection, l'amélioration et la préservation des contours, nous proposons de rechercher la fusion entre 3 images qui possèdent des profils similaires aux profils 1D décrits par la figure 3.2, à savoir, profil net, profil flou et absence de profil. A partir d'une image de synthèse originale représentant trois objets (un carré, une ellipse et un triangle) aux contours nets, trois images dégradées ont été construites (Fig. 3.12). Il est clair que le résultat attendu en opérant la fusion de ces trois images est l'obtention de l'image originale. De plus, nous recherchons à obtenir un processus convergent.

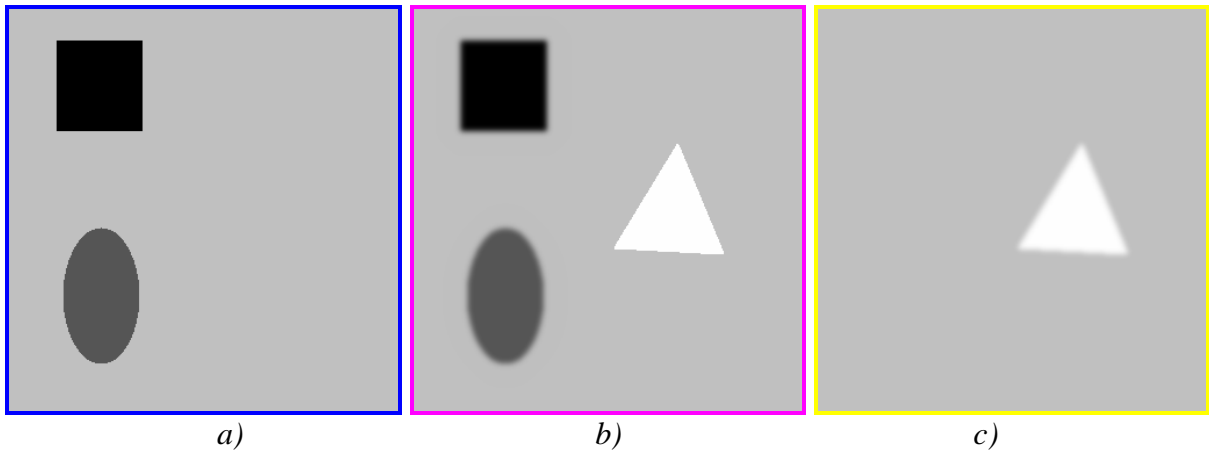


Figure 3.12 : Ensemble des images d'entrée dégradées: a) Image 1 (bleu) b) Image 2 (rose) c) Image 3 (jaune) Les trois couleurs servent à distinguer les résultats de la fusion

La convergence est mesurée par un indicateur qui, dans le cas de deux images, se réduit à l'écart type de l'erreur (RMSE) :

$$conv(t) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^P \sum_{j=i+1}^P \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M [U_i(x, y, t) - U_j(x, y, t)]^2}{(N-1) \cdot (M-1) \cdot P \cdot (P-1) / 2}} \quad (3.21)$$

Cet indicateur quantifie les dissimilarités entre les sources à l'instant t.

Le paramétrage du modèle proposé consiste uniquement à fixer les poids associés aux termes de fusion et de régularisation ainsi que le temps d'arrêt du processus. Choisir le temps d'arrêt est équivalent, dans le cas discret, à fixer le nombre d'itérations et le pas de discrétisation. Pour étudier la convergence et observer le processus de fusion un nombre suffisamment important d'itérations (N=10000) est en général nécessaire.

Mis à part le problème de convergence, nous devons être attentif à la stabilité du schéma numérique. La limite concernant le pas de discrétisation (éq. 2.20) a été conservée. L'EDP de fusion étant constituée de deux processus, nous imposons :

$$(\beta + \gamma) \cdot dt \leq \frac{h^2}{No} \quad (3.22)$$

Au-delà de cette limite, les images résultat ont tendance à osciller entre deux états différents. Sans être validée mathématiquement, cette relation s'avère efficace pour interdire toute oscillation du processus.

Le rapport entre les poids des termes de fusion et de régularisation (β et γ) influence nécessairement les résultats en terme de convergence. Pour un rapport de 1 (i.e. poids identiques), les images convergent entre elles mais sans converger strictement vers le résultat attendu (Fig. 3.13). Les images présentées sont obtenues après 10000 itérations avec un pas $dt=0.225$ et $\beta=\gamma=0.55$. De petits artefacts sont perceptibles au voisinage des contours ainsi qu'une baisse de dynamique, le terme de régularisation ne permettant pas de recalculer convenablement les niveaux de gris au centre des objets.

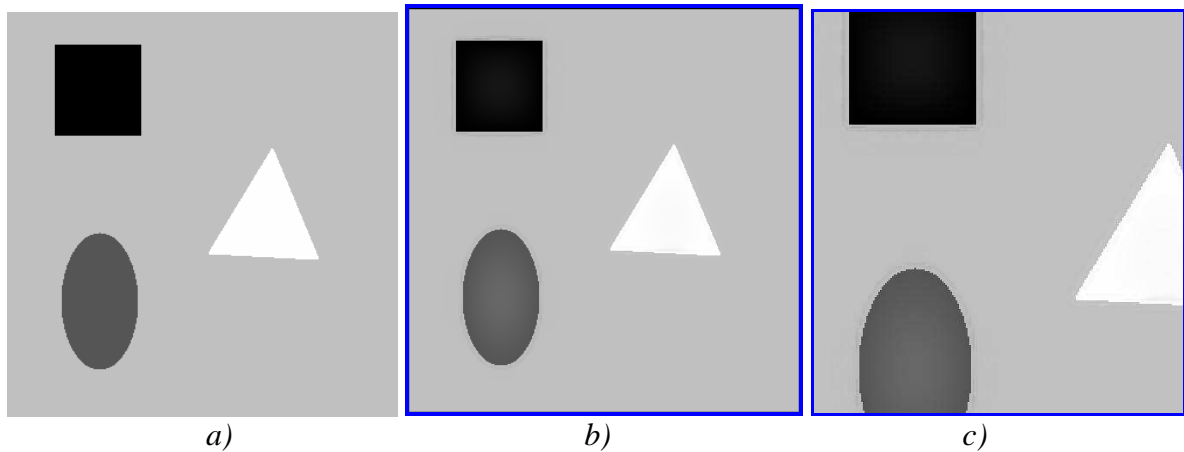


Figure 3.13 : a) Image originale (résultat attendu) b) Résultat d'évolution d'image 1 c) Détail de l'image 3.13b)

Les RMSE calculées entre chacune des trois images et l'image originale (résultat attendu) sont représentées à la figure 3.14. Au terme des 10000 itérations, les valeurs obtenues sont encore loin d'être nulles, ce qui illustre la convergence incomplète à ce stade vers la solution optimale.

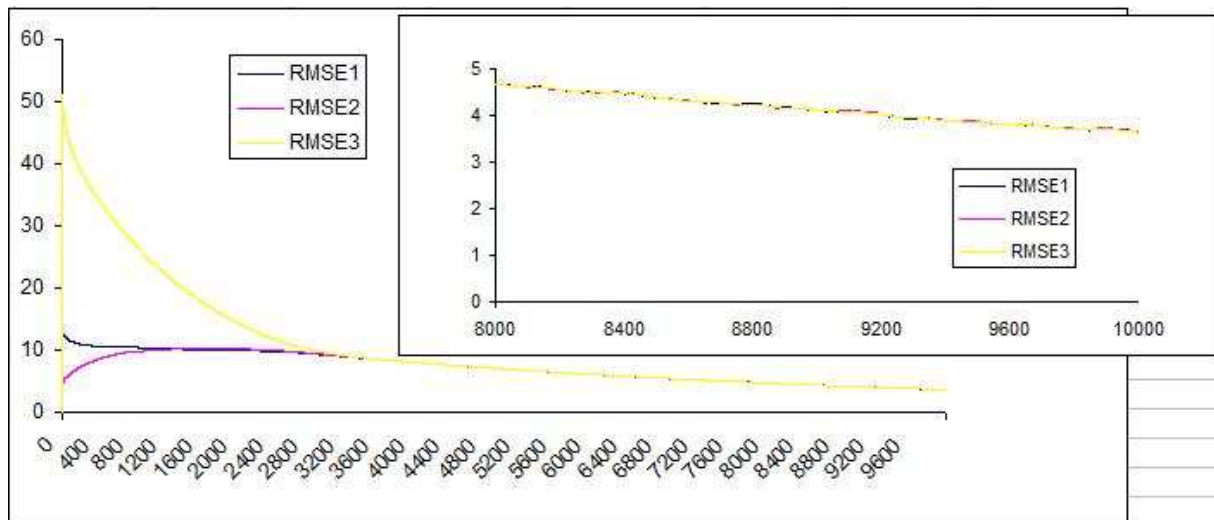


Figure 3.14 : L'évolution de la RMSE calculée entre les trois images et l'image originale avec le jeu de paramètres n°1

L'indicateur « conv » est présenté en Fig. 3.15 pour ce jeu de paramètres ainsi que pour d'autres où seuls les poids diffèrent. Les jeux de paramètres utilisés sont listés dans le Tableau 3.1.

Tableau 3.1 : L'indicateur « conv » de la dernière itération pour 5 jeux de paramètres

	Paramètres 1	Paramètres 2	Paramètres 3	Paramètres 4	Paramètres 5
$N=10000$	$\beta=0.55$	$\beta=0.3$	$\beta=0.1$	$\beta=0.05$	$\beta=0.01$
$dt=0.225$	$\gamma=0.55$	$\gamma=0.8$	$\gamma=1$	$\gamma=1.05$	$\gamma=1.1$
Conv(N)	0.470555	0.099538	0.002261	0.006669	0.011248

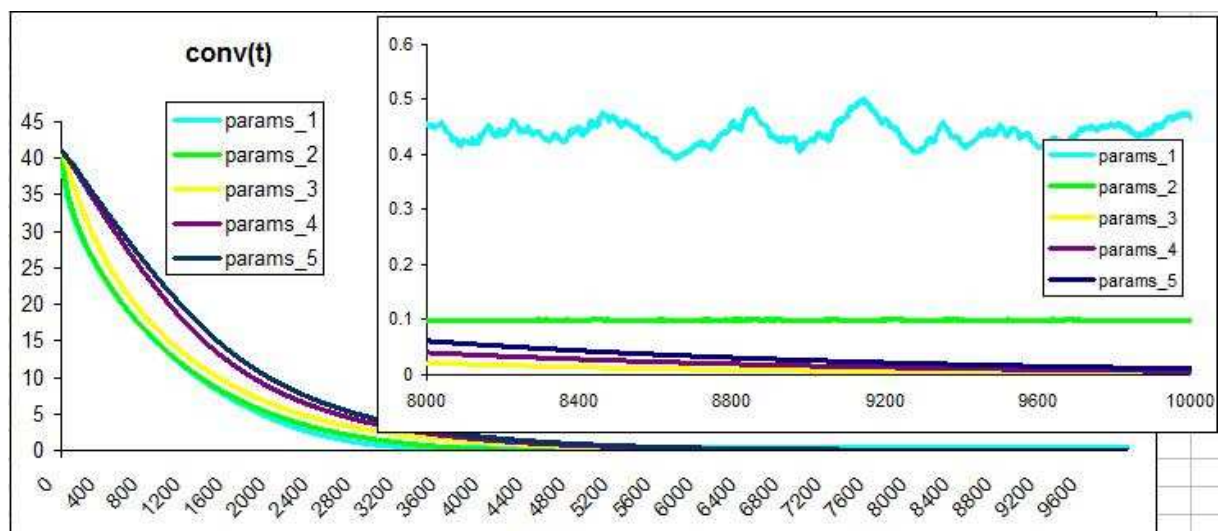


Figure 3.15 : L'évolution de la mesure « conv » pour les 5 jeux de paramètres du Tableau 3.1

Lorsque le poids du terme de fusion est important, la convergence est difficile à obtenir. Ainsi, l'égalité entre les poids des termes du modèle n'est pas conseillée. C'est également le cas lorsque les images de l'ensemble d'entrée ne diffèrent uniquement qu'en terme de haute fréquence.

Par contre pour β faible (par rapport à γ), la convergence est assurée tout en étant plus rapide pour des valeurs de β intermédiaires (jeu n°3).

Notons que les différences résiduelles existantes entre les images sont en partie liées à des approximations calculatoires.

La figure 3.16 présente l'évolution des trois *RMSE* entre les images et la solution idéale pour le troisième jeu de paramètres (le plus performant). La figure 3.17 présente la solution obtenue.

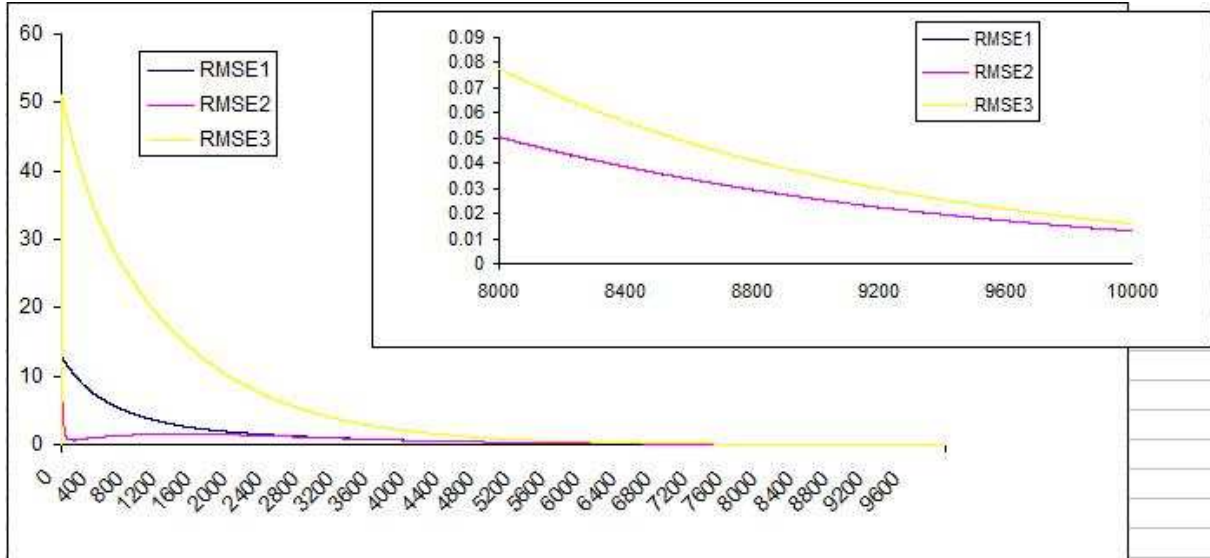


Figure 3.16 : L'évolution de *RMSE* calculé entre les trois images et l'image originale avec le jeu « Paramètres 3 »

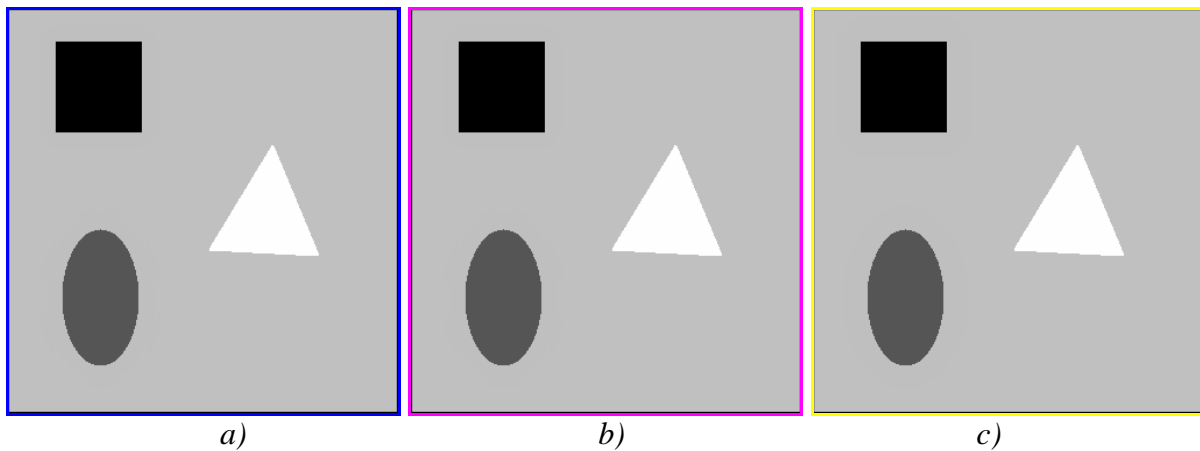


Figure 3.17 : Les images de sorties pour le jeu de paramètres n° 3 :
a) Image 1 (bleu) b) Image 2 (rose) c) Image 3 (jaune)

Les images obtenues sont identiques et elles coïncident avec la solution idéale. Donc la convergence totale est atteinte dans ce cas précis.

En conclusion, le processus de fusion-régularisation est robuste aux changements de paramètres (β, γ) dans la limite de la relation 3.22 et dans la mesure où le poids du terme de fusion est significativement plus faible que celui du terme de régularisation. Cependant le rapport entre eux est dépendant du type d'images à fusionner et un choix valide en général ne conduit pas avec certitude à la qualité maximum.

Pour observer si la convergence entre les résultats reste possible pour d'autres types d'images, nous proposons de valider notre approche sur des images classiquement utilisées en fusion.

La méthode a été en particulier testée sur les images présentant des défauts de focalisation (Fig. 1.3 g,h) avec 5 jeux de paramètres distincts. Les résultats en terme de convergence fournis par l'indicateur « conv » (ici réduit à la *RMSE*) entre les 2 images à fusionner montrent une évolution lente et, au terme des 10000 itérations, une valeur du critère de l'indicateur qui reste importante (Tableau 3.2).

Tableau 3.2 : L'indicateur « conv » de la dernière itération pour 5 jeux de paramètres

	Paramètres 1	Paramètres 2	Paramètres 3	Paramètres 4	Paramètres 5
$N=10000$	$dt=0.225$ $\beta=0.1$ $\gamma=1$	$dt=0.225$ $\beta=0.01$ $\gamma=1.1$	$dt=0.1$ $\beta=0.01$ $\gamma=2.25$	$dt=0.1$ $\beta=0.1$ $\gamma=2.25$	$dt=0.1$ $\beta=0.05$ $\gamma=2.45$
Conv(N)	2.201206	1.680736	2.416217	1.953239	1.789573

La faible vitesse de convergence conduit à rechercher un schéma de discrétisation plus efficace. Ce schéma de discrétisation concerne essentiellement le terme de fusion, le terme de régularisation ayant été conçu directement sous une forme discrète efficace.

Nous rappelons ici la discrétisation proposée à l'origine :

$$\frac{\partial U_i(x, y)}{\partial t} = -\beta_i \cdot \left\{ \begin{array}{l} D_x^+ [U_{\max}^{t-T_n}(x, y)] - D_x^- [U_{\max}^{t-T_n}(x, y)] + \\ + D_y^+ [U_{\max}^{t-T_n}(x, y)] - D_y^- [U_{\max}^{t-T_n}(x, y)] \end{array} \right\} \quad (3.23)$$

$$\text{avec } \max = \arg \max_j (|\nabla U_j|) \quad (3.24)$$

$$\text{et } \beta_i = \begin{cases} 0 & \text{si } i = \max \\ \beta \in [0;1] & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.25)$$

Nouvelle discrétisation du terme de fusion

Dans le modèle initial, la détection de l'information à injecter est réalisée grâce à la recherche du maximum de la norme du gradient (éq. 3.24), l'idée étant de considérer que des pixels correspondants à une norme de gradient élevée doivent appartenir aux contours.

Or dans la mesure où la norme du gradient est calculée à partir des différences finies, nous sommes en mesure de décomposer son calcul dans le cadre de la discrétisation. Nous proposons de chercher le maximum pour chaque différence progressive ou régressive. Ainsi, par exemple, pour l'approximation progressive sur x, l'image qui, pour le pixel courant, donne la valeur maximale s'écrit :

$$\max_x^+ = \arg \max_j (D_x^+ [U_j(x)]) \quad (3.26)$$

Les 3 autres maximum en x et y s'écrivent de manière équivalente. Suivant le voisin concerné, \max_x^+ , \max_x^- , \max_y^+ et \max_y^- peuvent correspondre à des images différentes. La modulation représentée par β_i doit comprendre aussi 4 valeurs. Finalement, pour l'approximation progressive sur x, β_i devient :

$$\beta_{i_x}^+ = \begin{cases} 0 & \text{si } i = \max_x^+ \\ \beta \in [0;1] & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.27)$$

Le nouveau modèle de discrétisation pour le terme de fusion prend la forme :

$$\frac{\partial U_i(x, y)}{\partial t} = \begin{cases} \beta_{i_x}^+ \cdot D_x^+ [U_{\max_x^+}(x, y)] - \beta_{i_x}^- \cdot D_x^- [U_{\max_x^-}(x, y)] + \\ + \beta_{i_y}^+ \cdot D_y^+ [U_{\max_y^+}(x, y)] - \beta_{i_y}^- \cdot D_y^- [U_{\max_y^-}(x, y)] \end{cases} \quad (3.28)$$

Notons que le terme de régularisation reste identique.

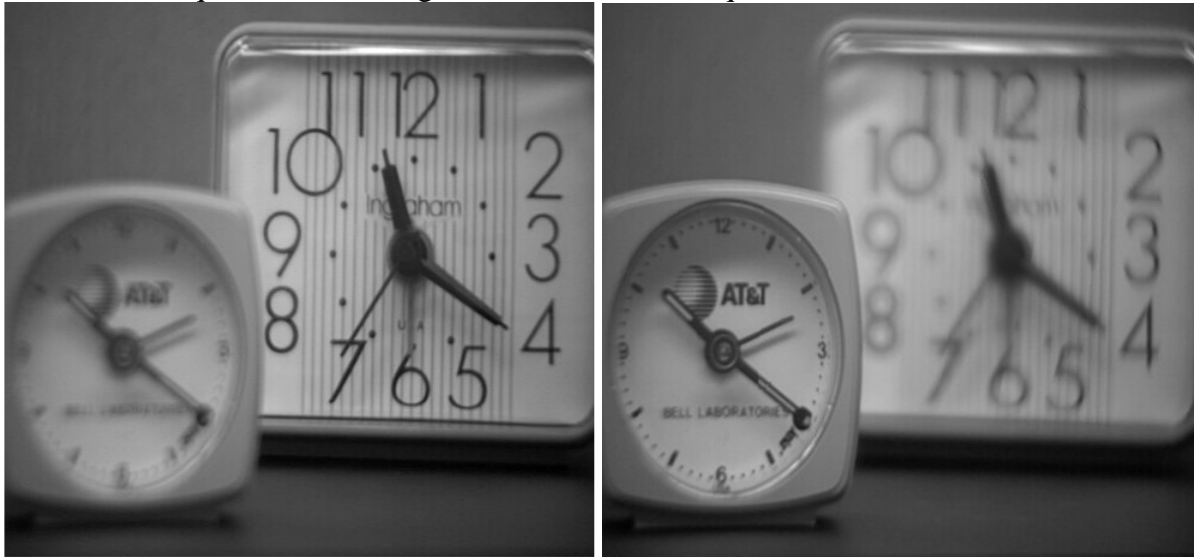


Figure 3.18 : Images à fusionner dans le cadre du test de la nouvelle discrétisation

La nouvelle discrétisation a été expérimentée sur des images classiques de fusion (Fig. 3.18) et, en utilisant le jeu de paramètres ayant conduit à la meilleure convergence (jeu n°2). La figure 3.19 compare la courbe de convergence obtenue à l'aide de cette discrétisation (discrétisation_2) à celle obtenue précédemment (discrétisation_1) : il est facile de constater que cette nouvelle discrétisation accélère la convergence du processus et présente donc un véritable intérêt.

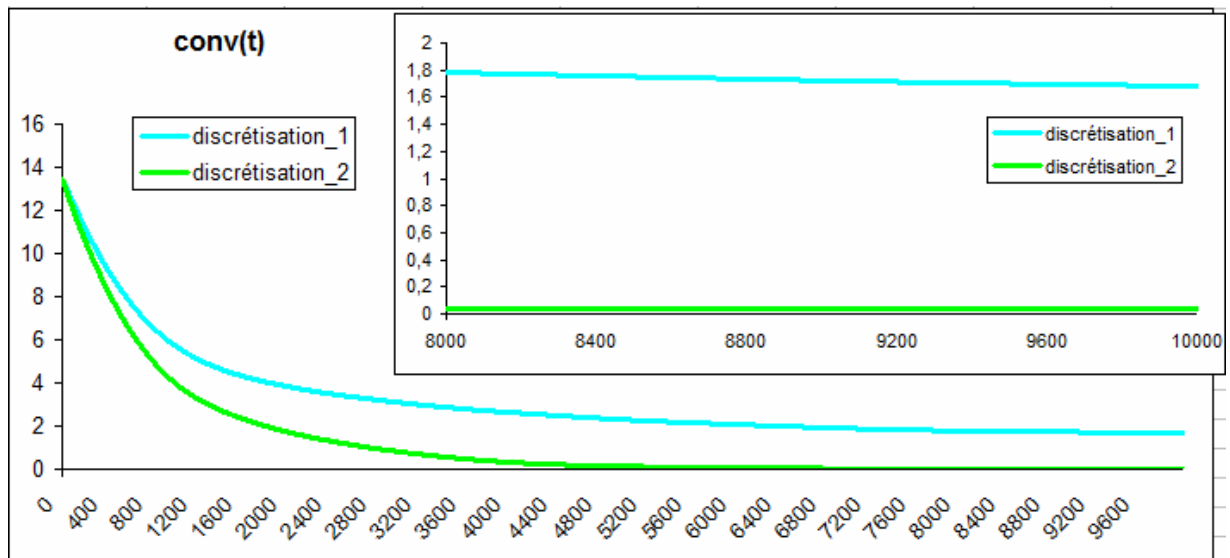


Figure 3.19 : Evolution de la mesure « conv » pour les 2 méthodes de discrétisation (jeu de paramètres n°2 du Tableau 3.2)

Comme on peut l'observer, la nouvelle discrétisation proposée conduit à une convergence des images en quelques milliers d'itérations.

Concernant le temps de calcul, même si une itération ne nécessite pas un temps élevé (les opérations appliquées sur chaque image sont simples), l'ensemble du processus est consommateur de ressources et de temps. Par comparaison avec les méthodes permettant d'obtenir des résultats similaires, la méthode de fusion-régularisation est plus lente. Ceci résulte au fait que les approches variationnelles de fusion utilisent une image déjà fusionnée (habituellement la moyenne) alors que notre méthode fait évoluer chaque image d'entrée. En conséquence, notre modèle n'est pas dédié aux applications de fusion en temps réel.

Une autre différence majeure entre notre méthode et les méthodes classiques de fusion est le nombre d'images de sortie. L'obtention d'une seule image de sortie peut être obtenue de deux manières :

- l'arrêt du processus est décidé lorsqu'une mesure de ressemblance entre les images est atteinte (utilisation possible de la *RMSE* entre 2 images ou « conv » pour plusieurs images) ou après un nombre fixé d'itérations. L'image résultat de la fusion peut être la moyenne ou l'image qui présente un indice de qualité maximal.
- l'arrêt du processus est décidé lorsqu'un indice de qualité atteint son maximum ou un certain niveau spécifié par l'utilisateur. L'image résultat de la fusion est alors l'image pour laquelle ce niveau a été atteint.

L'utilisation d'une de ces deux propositions permet de limiter le temps du calcul de la méthode en ne recherchant pas la convergence complète des images.

3.3 Comparaison des méthodes de fusion sur des images non-bruitées

Nous proposons d'évaluer l'approche introduite dans les sections précédentes (au travers de ces deux différents schémas de discrétisation), dans le cas de la fusion des images non-bruitées. Notons que le caractère non bruité des images est problématique lorsqu'il s'agit de traiter des images réelles et non de synthèse. Dans cette section, considérer les images utilisées comme non bruitées consiste à considérer que l'ensemble de l'information présente dans les images sources est de l'information utile.

L'évaluation repose sur la mesure du niveau d'intégration de l'information utile dans l'image fusionnée. Cette mesure, prend la forme d'un facteur de qualité du type de ceux présentés à la section 1.4 et sert de base pour la comparaison de notre approche avec d'autres méthodes de fusion. Nous nous attacherons ainsi à positionner les performances de notre méthode relativement aux performances des méthodes de fusion les plus connues.

L'évaluation sera menée à l'aide d'un protocole expérimental pour lequel nous avons besoin de préciser nos choix sur trois aspects : le facteur de qualité, les images à fusionner et les méthodes de fusion auxquelles confronter notre approche.

3.3.1 Protocole expérimental

3.3.1.1 Choix du facteur de qualité

La mesure de qualité joue un rôle déterminant dans l'évaluation des méthodes, et doit donc être choisie avec discernement. La mesure de qualité doit pouvoir s'appliquer aux différents types d'applications de fusion et être en accord avec l'impression visuelle fournie par les différents résultats. Par exemple, dans le cadre d'une application concernant l'élimination du flou dû à un problème de mise au point, la mesure de qualité obtenue par l'image moyenne devra être inférieure à celle d'une image de sortie correctement focalisée fournie par une méthode dédiée à cette tâche.

Parmi les facteurs proposés dans la littérature dans le cas d'images non-bruitées pour lesquelles l'image de référence n'est pas disponible (sections 1.4.2-1.4.4), nous recherchons un facteur de qualité répondant aux besoins exprimés ci-dessus.

Le facteur proposé par Petrovic et Xydeas (§1.4.4) peut évaluer la fusion selon plusieurs points de vue (artefacts, pertes...), mais la multitude de paramètres à régler et leurs dépendance au type d'application considéré, conduisent à écarter ce facteur.

Dans une étude précédente [Pop05], nous avons évalué des facteurs proposés par Piella [Pie04](§1.4.3). Le plus approprié pour l'évaluation des performances de fusion s'est avéré être la « weighted-fusion-quality-measure » (Q_w – équation 1.56). Cette mesure qui pondère différemment les régions d'intérêt est inspirée du comportement du système visuel humain et plus précise que sa forme simple (Q – équation 1.53). Comme l'ensemble des facteurs proposés par Piella, le Q_w , est adapté à tous types de fusion dans la mesure où la définition des informations pertinentes ($s(w)$) constituent un choix indépendant du facteur de qualité. Il revient donc à l'expert qui mène l'étude, d'établir quelle est l'information pertinente pour l'application évaluée.

A part le choix des informations pertinentes, la taille du voisinage et l'opérateur qui indique les régions d'intérêt ($c(w)$ – équation 1.54-1.55) sont les autres paramètres à définir pour utiliser le facteur Q_w . Le facteur est d'ailleurs robuste aux variations de ces deux paramètres [Pop05], le classement des images ne subissant pas de changement significatif selon les jeux de paramètres utilisés.

L'autre facteur de Piella « edge-dependent-quality-index » [Pie04] (§1.4.3) nécessite un paramètre supplémentaire pour fonctionner induisant ainsi une perte de robustesse. De plus, l'absence d'interprétation physique permet de conclure que ce facteur ne présente pas une alternative intéressante par rapport à Q_w .

Le facteur fondé sur la fréquence spatiale (§1.4.2) est simple et sans paramétrage, mais il ne donne pas la possibilité d'exprimer l'information pertinente en fonction de l'application. Le facteur mesure uniquement l'intégration des hautes fréquences prises en compte dans un voisinage $3*3$. Même si, dans la plupart des applications, cet aspect est recherché, nous considérons que ce facteur est trop restrictif. Nous indiquerons la valeur de ce paramètre pour les seules applications pour lesquelles il peut refléter la qualité de l'image fusionnée et donc du processus de fusion de manière plus générale.

Pour des applications où l'image référence est disponible, la *RMSE* permet de mesurer la déviation (éq. 1.37) et le *PSNR* (éq. 1.39) la ressemblance entre cette image idéale et l'image résultant de la fusion.

3.3.1.2 Choix des méthodes de fusion et des paramètres à optimiser

Intrinsèquement le facteur de qualité mesure la qualité de l'image fusionnée, mais pour obtenir un classement pertinent des méthodes de fusion, il est nécessaire de comparer les résultats du facteur sur les meilleures images produites par chaque méthode. Pour cela, une optimisation dans l'espace de paramètres est nécessaire pour chacune des méthodes testées.

A part notre méthode, les autres méthodes susceptibles d'être intégrées dans notre étude, peuvent être classées en 3 groupes : méthodes globales, méthodes multi-résolution et méthodes variationnelles.

Les « méthodes globales » sont les méthodes qui pondèrent d'une manière globale chaque image d'entrée : la moyenne (MOY) ou l'approche fondée sur l'Analyse en Composantes Principales (ACP) en sont deux exemples. Souvent utilisée comme base de comparaison, la moyenne est la plus simple et la plus intuitive des méthodes de fusion et... le résultat qu'il faut au moins surclasser !! Ces deux méthodes n'utilisent aucun paramètre.

Dans la classe des méthodes multi-résolution qui regroupe les méthodes les plus classiques de fusion bas niveau, nous avons sélectionné 5 types de pyramide : laplacienne (LAP), filter-subtract-decimate (FSD), ratio-of-low-pass (RAT), du contraste (CON) et de gradients (GRA) et deux méthodes fondées sur la transformée en ondelettes : la transformée en ondelettes discrètes (DWT) et sa version invariante aux rotations (SIDWT).

Pour l'ensemble des méthodes multi-résolution, le paramètre principal est le niveau de décomposition (L). Ce paramètre prend des valeurs entières entre 1 et $\log_2(d_{\min})$ où d_{\min} est la dimension minimale de l'image (pour un sous échantillonnage tous les deux échantillons). Dans cette plage de valeurs nous rechercherons l'image qui maximise le facteur de qualité de Piella Q_w .

Un autre paramètre à prendre en compte est le critère de fusion qui agit sur les images de détails (ou les images de haute fréquence). Les critères de fusion (T) utilisés dans notre étude sont « choose max » - *max* et le critère proposé par Burt et Kolczynski (saliency/match measure- *sm*), décrits dans la section 1.3.3.4. Pour le critère de Burt, un paramètre supplémentaire doit être fixé : la taille de la fenêtre d'analyse où le critère est appliqué. La fenêtre d'analyse sera limitée à un voisinage du pixel courant (w) variant entre $3*3$ et $9*9$ pour toutes les applications considérées. Notons que ces deux critères sont les plus utilisés et qu'ils sont à la base d'autres critères plus complexes.

Pour la fusion des versions approximatives (ou basse fréquence), la moyenne est le choix naturel pour toutes les méthodes multi-résolution.

Pour les méthodes fondées sur la transformée en ondelettes, il est évident qu'un autre paramètre est le type d'ondelette. Nous avons repris le choix proposé par Rockinger pour son utilitaire « fusetool » [www3] et dans [Roc97]. Ainsi, l'ondelette de Haar sera utilisée pour l'approche SIDWT et la Daubechies Spline DBSS(2,2) pour l'approche DWT. L'utilisation de plusieurs familles de filtre pour chaque algorithme conduisant à une étude particulièrement poussée sur les méthodes de fusion à base de transformée en ondelette n'est pas l'objet de cette section.

Finalement, l'optimisation des résultats pour ce groupe de méthode consiste à rechercher sur l'ensemble de l'espace des paramètres (L, T, w), l'image qui maximise le facteur de qualité.

La troisième catégorie de méthodes concerne la fusion fondée sur des approches variationnelles. A notre connaissance, il n'existe aucune étude portant sur la comparaison des performances de ces méthodes. A l'instar de notre approche, ces méthodes variationnelles sont écrites dans un formalisme EDP (§2.6). Le comportement du modèle de Socolinsky [SoW02] et de sa version améliorée par Wang et al. [WYTY06] ainsi que celui du modèle de John et Vorontsov [JoV05] seront étudiés.

La méthode de Bellester et al. [BCI⁺06] étant spécifique à la fusion des images multi-spectrales de résolutions différentes n'a pas été incluse dans notre étude. Les applications considérées concernent des images parfaitement recalées et ayant la même résolution pour une application donnée.

Pour tous ces modèles, un schéma explicite en temps est utilisé. Les deux premiers paramètres à régler concernent donc le pas de discrétisation et le temps d'arrêt du processus. Dans le cas discret, le temps d'arrêt est le nombre d'itérations (N). Le temps d'arrêt optimal est donné par l'itération dont le facteur de qualité est maximal. Pour avoir la certitude que le facteur de qualité a atteint son maximum le processus sera observé jusqu'à un temps d'arrêt choisi suffisamment grand. En général, le facteur de qualité passe par un maximum et a tendance à décroître pour un nombre trop important d'itérations.

Le modèle de Socolinsky et la version pondérée de Wang et al. proposent un pas de discrétisation fixe égal à 0.25 qui ne nécessite pas d'optimisation. D'ailleurs, si le pas de discrétisation diminue le temps d'arrêt optimal augmente, tout en respectant la relation $dt*N=constante$ (voire Annexe 3). Pour les autres modèles, le pas de discrétisation (dt) est modifié pour obtenir la meilleure image fusionnée.

Mis à part le modèle de Socolinsky, les autres nécessitent des paramètres supplémentaires spécifiques. Par exemple, pour le modèle de John et Vorontsov, l'écart type σ de filtre gaussien appliqué sur l'image de contours doit être fixé. Notons, que la taille du filtre sera fixée automatiquement à 2σ . Pour le modèle de Wang et al., plusieurs paramètres sont nécessaires pour déterminer les poids de chaque composante du tenseur di Zenzo : un écart-type σ (en général assez élevé) pour une taille de voisinage w (en général assez faible) ainsi qu'un paramètre de sélectivité (n). Les choix par défaut proposés par les auteurs est $\sigma=10$, $w=5*5$ et $n=1$.

Pour toutes ces méthodes, l'image fusionnée au temps $t=0$ est représentée par la moyenne des images d'entrée.

L'optimisation consiste à rechercher l'itération N qui, pour un jeu de paramètres donné, donne la plus grande valeur du facteur de qualité. Cette valeur est conservée et comparée avec les résultats obtenus par des jeux de paramètres différents. Les jeux de paramètres sont choisis a priori dans le but de maximiser ce facteur de qualité. Tous ces jeux de paramètres pour l'ensemble des applications considérées peuvent être consultés en annexes (Annexe 3-9). Cette procédure d'optimisation concerne les méthodes variationnelles qui présentent des paramètres autres que le seul temps d'arrêt. Pour la méthode de Socolinsky, l'optimisation consiste simplement à rechercher le temps d'arrêt optimal.

Concernant notre méthode de fusion, mis à part le temps d'arrêt (nombre d'itérations N), le jeu de paramètres est composé du pas de discrétisation (dt), et des deux poids associés au terme de fusion (β) et au terme de régularisation (γ).

Dans la mesure où notre modèle produit autant d'images fusionnées que d'images d'entrées, seule l'image résultat ayant le plus grand facteur de qualité est retenue sachant que les valeurs sont de toute manière tout à fait voisines dans la plupart des cas. (A titre indicatif nous présenterons aussi les valeurs du facteur de qualité ainsi que l'itération optimale pour les autres images non-retenues lorsque cela s'avérera nécessaire)

Les deux discrétisations proposées sont traitées de manière indépendante dans cette étude. Nous recherchons donc la discrétisation la plus robuste d'une part et la discrétisation la plus adéquate pour un certain type d'application d'autre part.

Le tableau 3.3 décrit les méthodes sélectionnées. Il indique, pour chaque méthode, l'abréviation choisie pour simplifier les notations, une référence à la section la décrivant ainsi que les paramètres à optimiser.

Tableau 3.3 : Récapitulatif des méthodes et des paramètres à optimiser

	Méthode de fusion	Description	Paramètres à optimiser
1	Moyenne (MOY)	Eq. 1.1 avec $\alpha_i=1/n$	
2	Analyse en Composante Principale (ACP)	Eq. 1.1-3	
3	Pyramide Laplacienne (LAP)	§1.3.3.2 Eq. 1.15 moyenne pour la fusion bas niveau	L - niveau de décomposition T - Critère de fusion <i>choose-max – max saliency/match – sm</i> w - voisinage (pour <i>sm</i>)
4	Pyramide Filtre-Subtract-Decimate (FSD)	§1.3.3.2 Eq. 1.19 moyenne pour la fusion bas niveau	L - niveau de décomposition T - Critère de fusion <i>choose-max – max saliency/match – sm</i> w - voisinage (pour <i>sm</i>)
5	Pyramide ration-of-low-pass (RAT)	§1.3.3.2 Eq. 1.17 moyenne pour la fusion bas niveau	L - niveau de décomposition T - Critère de fusion <i>choose-max – max saliency/match – sm</i> w - voisinage (pour <i>sm</i>)
6	Pyramide de contraste (CON)	§1.3.3.2 Eq. 1.18 moyenne pour la fusion bas niveau	L - niveau de décomposition T - Critère de fusion <i>choose-max – max saliency/match – sm</i> w - voisinage (pour <i>sm</i>)
7	Pyramide de gradients (GRA)	§1.3.3.2 Eq. 1.21 moyenne pour la fusion bas niveau	L - niveau de décomposition T - Critère de fusion <i>choose-max – max saliency/match – sm</i> w - voisinage (pour <i>sm</i>)
8	Discrete Wavelet Transform (DWT)	§1.3.3.2 Daubechies Spline DBSS(2,2) moyenne pour la fusion bas niveau	L - niveau de décomposition T - Critère de fusion <i>choose-max – max saliency/match – sm</i> w - voisinage (pour <i>sm</i>)
9	Shift Invariant Discrete Wavelet Transform (SIDWT)	§1.3.3.2 Haar moyenne pour la fusion bas niveau	L - niveau de décomposition T - Critère de fusion <i>choose-max – max saliency/match – sm</i> w - voisinage (pour <i>sm</i>)
10	Approche variationnelle : Socolinsky (Soc)	§ 2.6.1 dt = 0.25	N – nombre d'itérations

11	Approche variationnelle : Wang et al. (WYTY)	§ 2.6.2 $dt = 0.25$	N – nombre d’itérations w – voisinage n – sélectivité σ – paramètre similaire à l’écart type
12	Approche variationnelle : John et Vorontsov (JoV)	§ 2.6.3	N – nombre d’itérations dt – pas de discrétisation σ –écart type du noyau gaussien
13	Fusion par EDP (EDP)	§ 3.2	N – nombre d’itérations dt – pas de discrétisation β poids du terme de fusion γ - poids du terme de régularisation
14	Fusion par EDP (EDP_new)	§ 3.2 (Nouvelle discrétisation)	N – nombre d’itérations dt – pas de discrétisation β poids du terme de fusion γ - poids du terme de régularisation

3.3.1.3 Choix des applications

L’évaluation des méthodes de fusion sera fondée sur trois types d’applications classiques. Pour chacune des applications, nous considérons des exemples largement utilisés dans la littérature.

La première application concerne l’élimination du flou à travers l’exemple classique des montres réveil (Fig. 3.20). L’efficacité des méthodes sera jugée par leur capacité à améliorer l’information utile, i.e. à retrouver une image nette où le flou est éliminé.

La seconde application concernant la fusion multi-capteurs est empruntée au domaine médical. Les images obtenues par résonance magnétique (MRI) et par tomographie à rayons X (CT) (Fig. 1.3e,f) présentent une complémentarité importante. Cette application est utile pour illustrer le comportement des méthodes pour une tâche qui consiste à injecter l’information là où elle est absente.

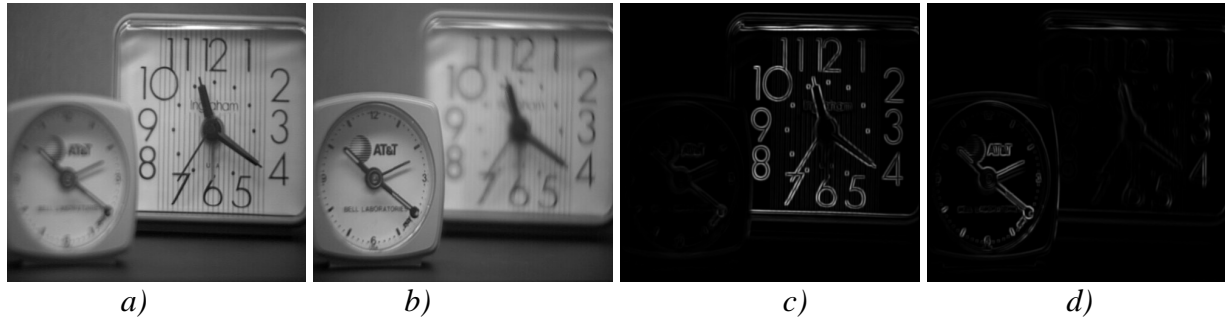
La dernière application concerne la fusion de deux images satellitaires multi-spectrales présentant la même résolution. Pour ce type d’images, l’abondance de détails et la différence très forte des niveaux de gris entre images (présence d’opposition de phase) rendent la tâche de fusion difficile.

Pour évaluer le comportement des méthodes dans le cas de basses fréquences, une quatrième étude sera menée sur les 3 images de synthèse déjà présentées à la section 3.2.4. Dans ce cas, l’image référence est disponible et une optimisation des paramètres sera conduite en fonction du critère *RMSE*. Mais, indépendamment de cette optimisation, l’optimisation et les valeurs du facteur de qualité de Piella sont aussi présentées.

Notons que le critère de fusion saliency/match pour les méthodes multi-résolution est défini dans le cas de deux images. Sa généralisation dépassant l’objet de ce mémoire, seul le critère « choose-max » est considéré pour cette application.

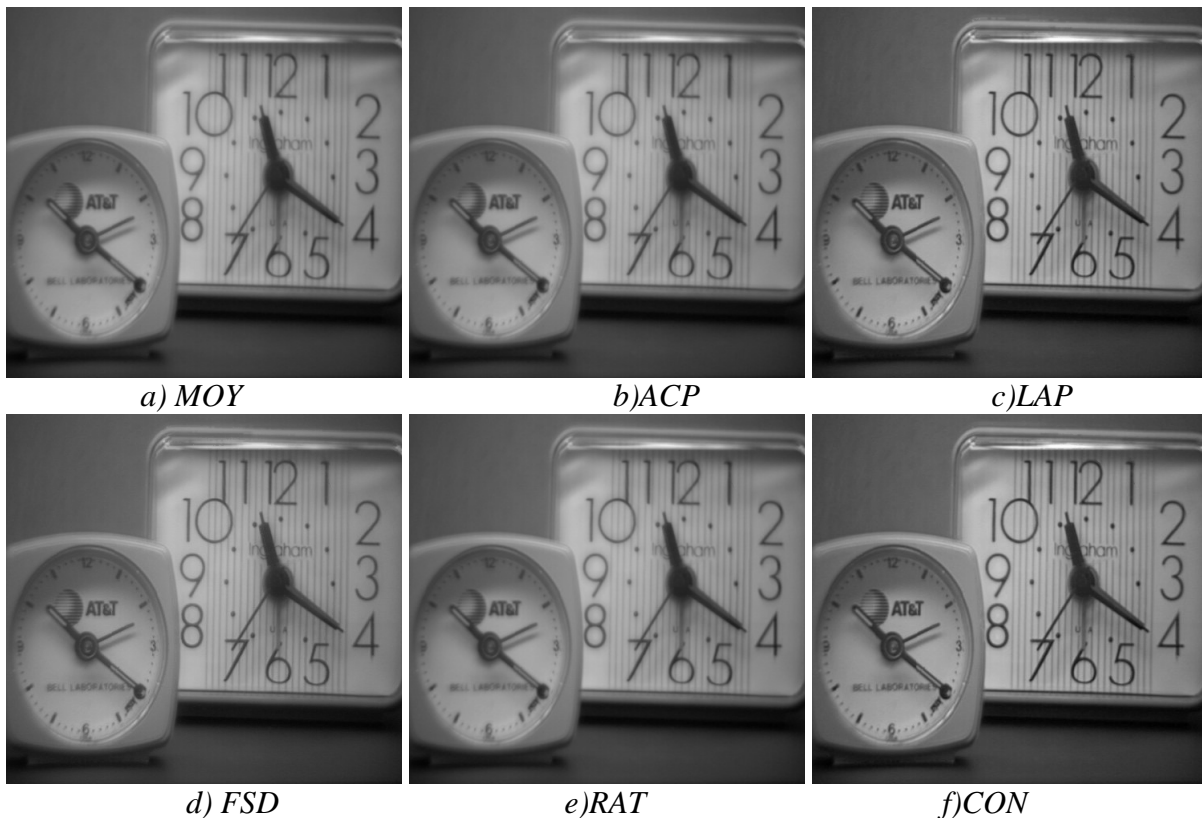
3.3.2 Elimination du flou

Dans ce type d'application, pour laquelle une image nette en tout point est recherchée à partir d'images présentant des focales différentes induisant des zones de flou, l'information pertinente est contenue dans les contours nets. Les images étant considérées comme non-bruitées, tout signal net est considéré comme du signal utile. La norme du gradient ou la variance détectant avec succès les contours nets, c'est la variance calculée autour de chaque pixel dans une fenêtre 5*5 qui sera considérée comme l'indicateur de pertinence (saliency - s) nécessaire pour déterminer le facteur de qualité.



a) b) c) d)
 Figure 3.20 : Les images à fusionner (a,b) et les images de pertinence associées (variance $w=5*5$) (c,d)

La figure 3.21 montre le meilleur résultat obtenu pour chaque méthode de fusion et le tableau 3.4 fournit les jeux de paramètres optimaux correspondant accompagnés des valeurs du facteur de qualité obtenues.



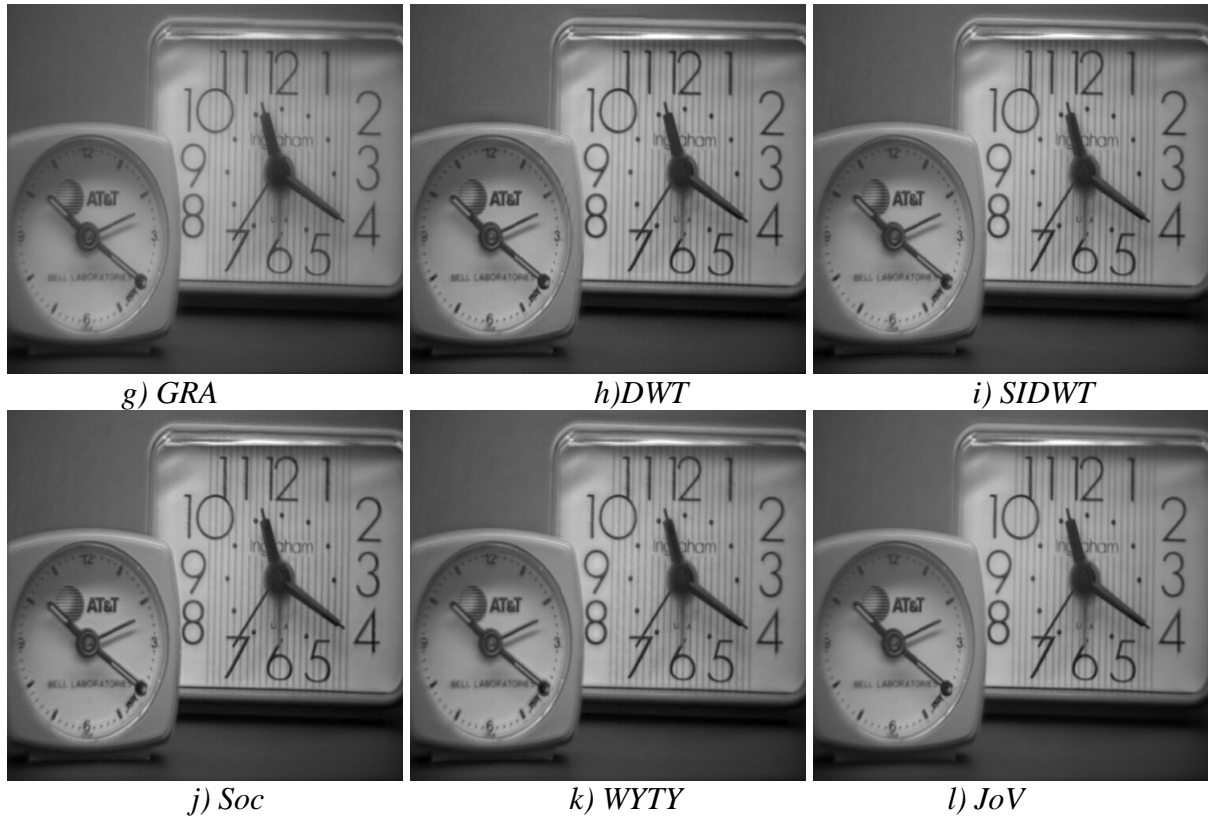


Figure 3.21 : Résultats des méthodes classiques de fusion

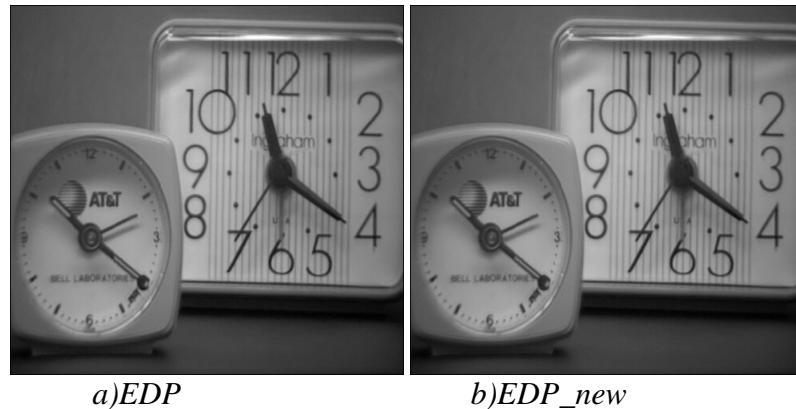


Figure 3.22 : Résultats obtenus par notre méthode :
a) première discrétisation ; b) nouvelle discrétisation

Le meilleur résultat après optimisation correspond à la transformée en ondelette invariante aux rotations (SIDWT) avec une recombinaison de type saliency/match dans une fenêtre 5*5. Parmi les autres méthodes multi-résolution, la pyramide laplacienne obtient un facteur et une qualité visuelle proches de ceux obtenus par l'approche SIDWT. Ces résultats confirment ceux obtenus sur ce type d'images par d'autres études [Pie03b] [RoF98]. On peut observer que le classement résultant du facteur de Piella est en concordance avec un classement visuel des résultats.

Parmi les méthodes variationnelles, la méthode de Wang (WYTY), version améliorée de l'approche de Socolinsky rivalise avec le résultat de la SIDWT. Le jeu de paramètre optimal coïncide avec les paramètres donnés par défaut pour cette méthode. La majorité des jeux de paramètres testés conduisent d'ailleurs à la même valeur du facteur de qualité (voir

Annexe 3). Il semble donc que cette méthode présente l'avantage d'être robuste au changement de paramètres.

Tableau 3.4 Jeu de paramètres optimaux et valeurs du facteur de qualité pour toutes les méthodes optimisées

	Paramètres optimaux		Q_w $c(w)=\max 9*9$ $s=\text{variance } 5*5$
<i>MOY</i>			0.874
<i>ACP</i>			0.871
<i>LAP</i>	$L=6 T=sm w=3*3$		0.942
<i>FSD</i>	$L=3 T=max$		0.901
<i>RAT</i>	$L=4 T=sm w=9*9$		0.881
<i>CON</i>	$L=6 T=sm w=3*3$		0.941
<i>GRA</i>	$L=3 T=max$		0.902
<i>DWT</i>	$L=7 T=sm w=9*9$		0.937
<i>SIDWT</i>	$L=4 T=sm w=3*3$		0.944
<i>Soc</i>	$dt=0.25$	$N=26$	0.940
<i>WYTY</i>	$dt=0.25 \sigma=10$ $n=1 w=5*5$	$N=114$	0.943
<i>JoV</i>	$dt=0.0003 \sigma=5$	$N=55$	0.942
<i>EDP</i>	$dt=0.1 \beta=0.05 \gamma=2.45$	$N=2706$	0.940
<i>EDP_new</i>	$dt=0.1 \beta=0.01 \gamma=2.49$	$N=4032$	0.942

En ce qui concerne la méthode proposée par John et Vorontsov, un soin particulier doit être accordé au pas de discrétisation. L'équation d'évolution conduit à injecter la différence (en niveaux de gris) entre l'image fusionnée et une image d'entrée, cette différence étant modulée par une fonction de sélection (éq 2.77) et multipliée par la différence entre les normes de gradient lissées. Cette différence entre les normes peut prendre des valeurs très importantes et pour un pas de discrétisation dt classique (ex : 0.1), la dynamique de l'image sera vite dépassée. Donc, un pas dt suffisamment faible est nécessaire. L'écart-type joue également un rôle important dans le résultat final. L'augmentation de l'écart-type implique l'augmentation de la taille du support et conduit à la sélection de zones erronées : un contour très marqué éloigné du pixel courant peut entraîner la sélection d'une zone sans information au détriment d'un contour plus faible mais proche de pixel courant.

Dans le cadre de cette application, le facteur de qualité maximal est obtenu pour $dt=0.0003$ et $\sigma=5$ (Notons que la demi-taille du support est 2σ , soit une fenêtre $21*21$) à l'itération $N=55$. Le même résultat est obtenu pour un nombre d'itérations $N=83$ avec $dt=0.0002$.

Les méthodes variationnelles atteignent toutes une qualité correcte pour cette application. Elles ne présentent pas de différences notables quant à la qualité visuelle.

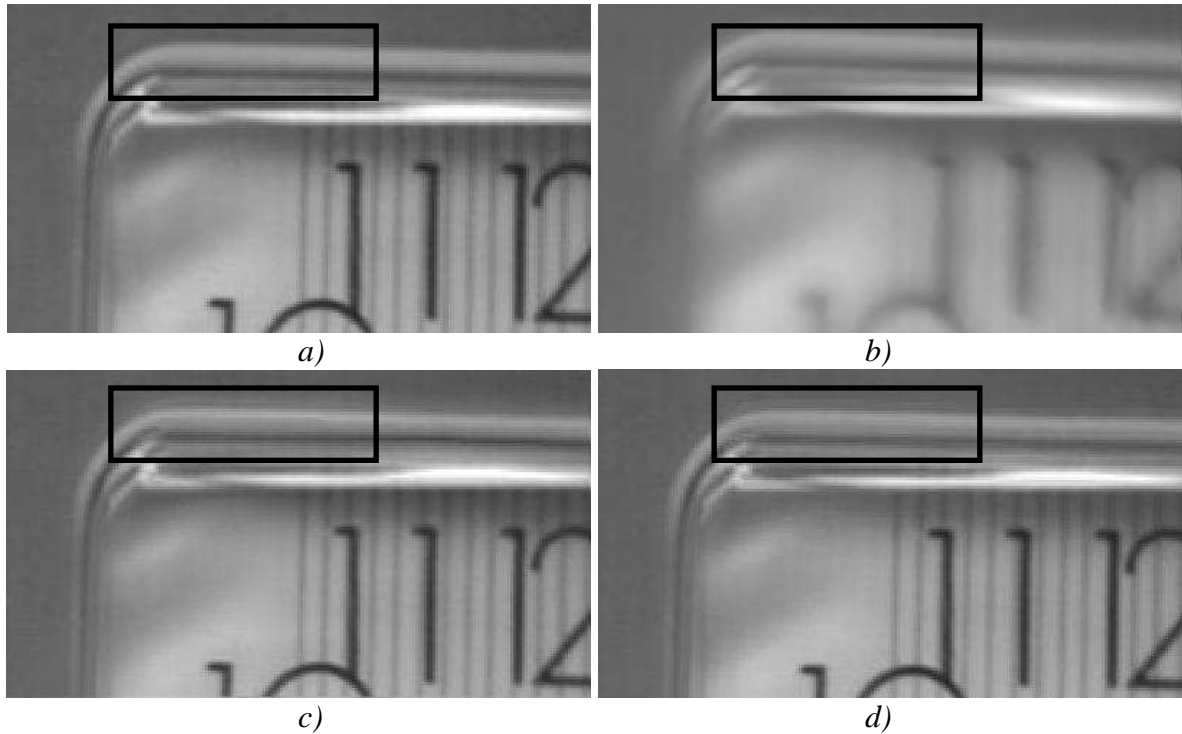


Figure 3.23 : Détails : a,b) Images d'entrées; c) SIDWT ; d) Notre approche (EDP_new)

La figure 3.23 montre un détail des images résultats obtenues avec notre approche d'une part et l'approche SIDWT d'autre part. Les seules différences remarquables entre les deux images sont observées sur le cadre de la montre. A cet endroit les images originales présentent un léger décalage vertical. La gestion de ce décalage, qui affecte d'avantage notre méthode, explique la légère différence sur la valeur du facteur.

La même valeur du facteur de qualité, à 3 décimales près, peut être obtenue pour moins d'itérations, par exemple dans le cas de l'approche EDP_new, pour $N=558$ avec le jeu de paramètres ($\mathbf{dt}=0.1$, $\mathbf{\beta}=0.1$, $\mathbf{\gamma}=2.4$). De manière générale, pour un produit $N \cdot \mathbf{dt} \cdot \mathbf{\beta}$ constant, le résultat en terme de facteur de qualité est comparable. Toutefois le résultat se dégrade logiquement pour N trop faible.

3.3.3 Fusion multi-capteurs (application médicale)

Dans le cas des images médicales (Fig. 3.24a,b), la norme du gradient (Fig. 3.24c,d) est un bon reflet de l'information utile à conserver ou à injecter dans le résultat de la fusion.

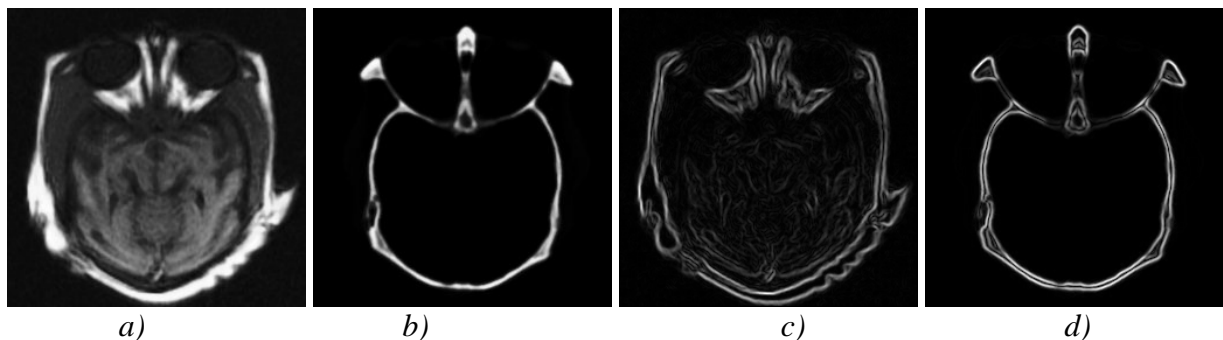


Figure 3.24 : Les images d'entrée (a,b) et les images de pertinence associées (norme du gradient) (c,d)

Tableau 3.5 : Images médicales. Jeux de paramètres optimaux et valeurs du facteur de qualité pour toutes les méthodes optimisées

	Paramètres optimaux		Q_w $c(w)=\max_{9*9} s=\text{norme gradient}$
<i>MOY</i>			0.613
<i>ACP</i>			0.665
<i>LAP</i>	L=7 T=sm w=3*3		0.767
<i>FSD</i>	L=5 T=max		0.717
<i>RAT</i>	L=3 T=max		0.594
<i>CON</i>	L=1 T=sm w=7*7		0.309
<i>GRA</i>	L=5 T=max		0.711
<i>DWT</i>	L=3 T=max		0.687
<i>SIDWT</i>	L=7 T=max		0.759
Soc	dt=0.25	N=~15500	0.812
WYTY	dt=0.25 $\sigma=5$ n=1 w=9*9	N=~16900	0.827
<i>JoV</i>	dt=0.0002 $\sigma=3.5$	N=322	0.802
<i>EDP</i>	dt=0.1 $\beta=0.5 \gamma=2$	N=215	0.836
<i>EDP_new</i>	dt=0.05 $\beta=0.5 \gamma=2$	N=265	0.841

Pour cette application, imaginons une approche simpliste de fusion consistant à sélectionner pour tout pixel la plus grande valeur du niveau de gris (Smax- Fig. 3.25f) ; l'image ainsi obtenue correspond à un facteur de qualité égale à 0.842. Même si cette fusion simpliste fournit de bons résultats, elle conduirait bien entendu à des résultats médiocres pour la plupart des applications. Il est clair qu'un choix raisonné de la méthode de fusion en fonction de l'application s'avère souvent déterminant.

Les méthodes multi-résolution ont montré leur intérêt pour la première application pour laquelle le but était le rehaussement des zones floues. Ici, l'objectif est une injection totale d'information utile dans une image caractérisée au départ par une absence d'information. Les méthodes injectent effectivement les contours (information utile détectée par la norme du gradient), mais le niveau de contraste obtenu est plus faible que la valeur attendue (Fig. 3.25a).

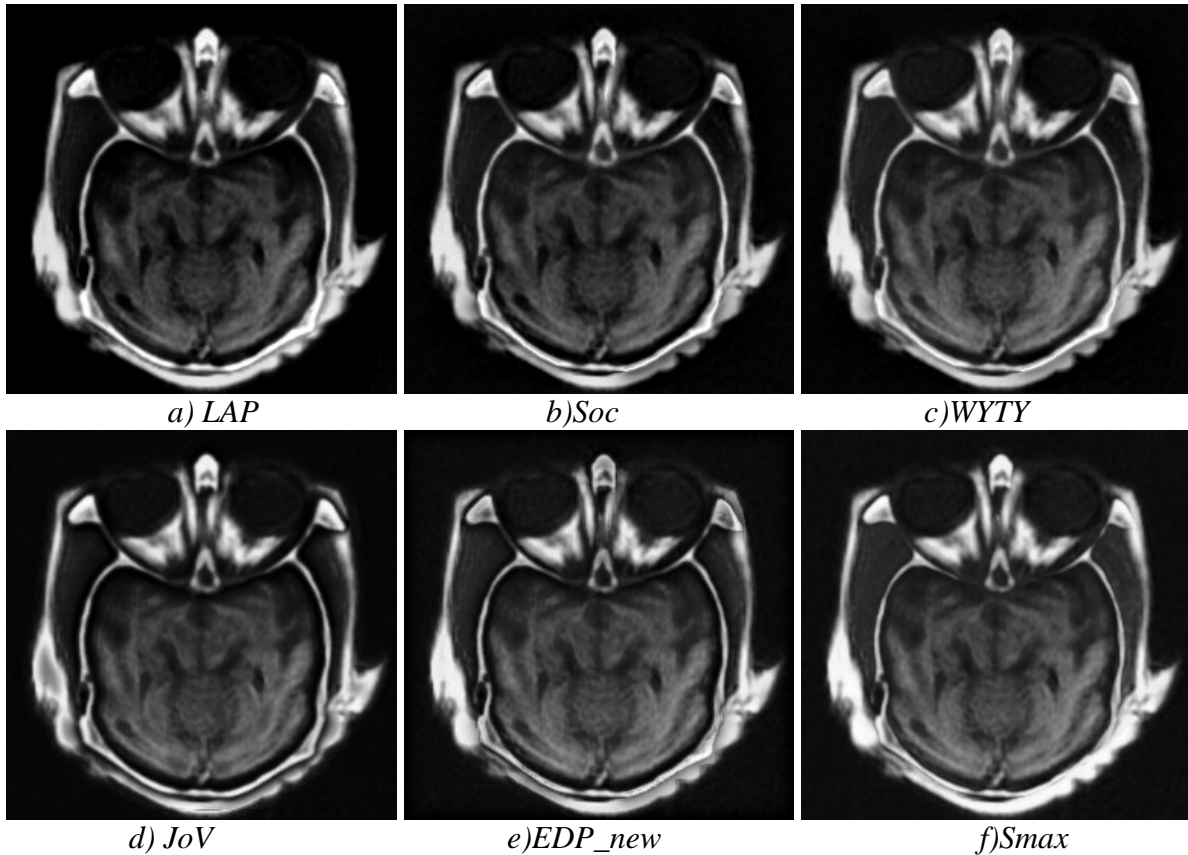


Figure 3.25 : Images résultats

Ces méthodes multi-résolution sont surclassées par les méthodes variationnelles. Le fait que les 3 méthodes variationnelles utilisent le gradient comme information pertinente est un avantage essentiel dans ce type d'application. Pour améliorer l'image moyenne (image d'origine dans le processus d'évolution), en augmentant le contraste des contours, il faut employer un nombre très important d'itérations (Soc et WYTY). Dans ce cas aussi un poids adapté au contexte local pour chaque composante du tenseur di Zenzo (WYTY), s'avère une extension efficace de l'approche de Socolinsky.

Notre approche au travers des deux discrétisations obtient les meilleurs scores (à l'exception de Smax) pour un temps d'arrêt relativement faible. Le poids du terme de fusion est important par rapport à celui de régularisation. La seconde discrétisation avec la définition de 4 maxima est plus efficace.

3.3.4 Résultats sur images satellitaires

Dans ce type d'application où les images à fusionner (Fig. 3.26 a,b) présentent une abondance de contours, la norme du gradient est appropriée pour détecter l'ensemble des détails. Les images sont complexes et présentent également de larges zones constantes de différents niveaux de gris.

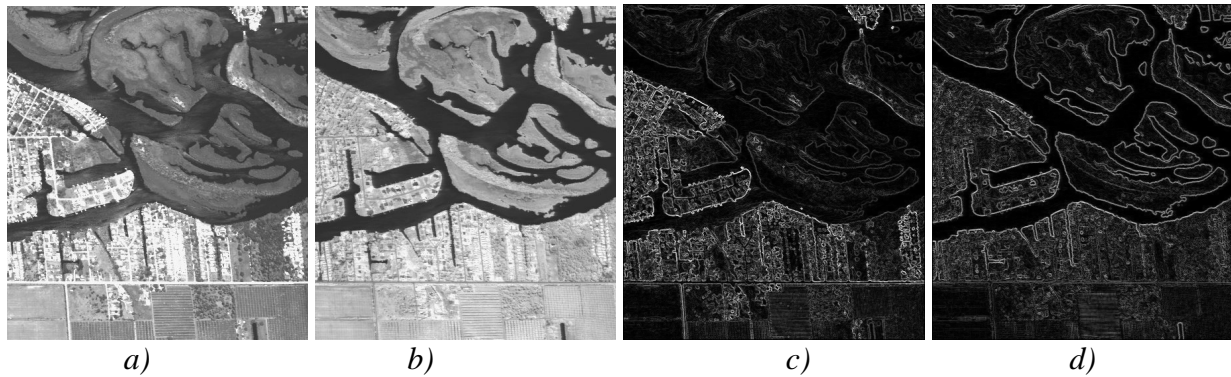


Figure 3.26 : Les images à fusionner (a,b) et les images de pertinence associées (norme du gradient) (c,d)

Tableau 3.6 : Images satellitaires. Jeu de paramètres optimaux et valeurs du facteur de qualité pour toutes les méthodes optimisées

	Paramètres optimaux		Q_w $c(w)=\max_{5*5}$ $s=\text{norme gradient}$
MOY			0.769
ACP			0.768
LAP	L=2 T=max		0.776
FSD	L=3 T=max		0.767
RAT	L=1 T=sm w=9*9		0.770
CON	L=1 T=max		0.773
GRA	L=4 T=max		0.777
DWT	L=1 T=max		0.766
SIDWT	L=2 T=max		0.792
Soc	dt=0.25	N=4	0.779
WYTY	dt=0.25 $\sigma=17$ n=0.8 w=5*5	N=22	0.785
JoV	dt=0.00005 $\sigma=1.5$	N=6	0.780
EDP	dt=0.1 $\beta=0.05 \gamma=2.45$	N=1463	0.761
EDP_new	dt=0.1 $\beta=0.1 \gamma=2.4$	N=238	0.769

Pour toutes les méthodes multi-résolution, le résultat optimal est obtenu pour un niveau faible de décomposition et avec le critère ponctuel « choose-max » pour la fusion des coefficients de détails. Les plus petits objets sont présents dans l'image fusionnée. Le bon score obtenu par l'approche SIDWT (Fig. 3.27c) est dû à l'absence d'opération d'échantillonnage. Pour les autres méthodes multi-résolution, cette opération supprime de petits détails.

Les méthodes variationnelles sont là encore parmi les plus performantes et dépassent toutes les méthodes multi-résolution mise à part l'approche SIDWT. Le faible nombre d'itérations pour les méthodes variationnelles indique que l'image optimale est proche de la moyenne. Cette constatation est confirmée par la faible différence de performance entre l'image moyenne et la meilleure méthode variationnelle (WYTY).

Le faible écart-type conduisant à la solution optimale pour la méthode de JoV s'explique par la présence de détails dans les images à fusionner. Un écart-type trop

important, tend à éliminer les détails ayant un contraste faible situés dans le voisinage d'un objet de contraste important (contraste=norme du gradient).

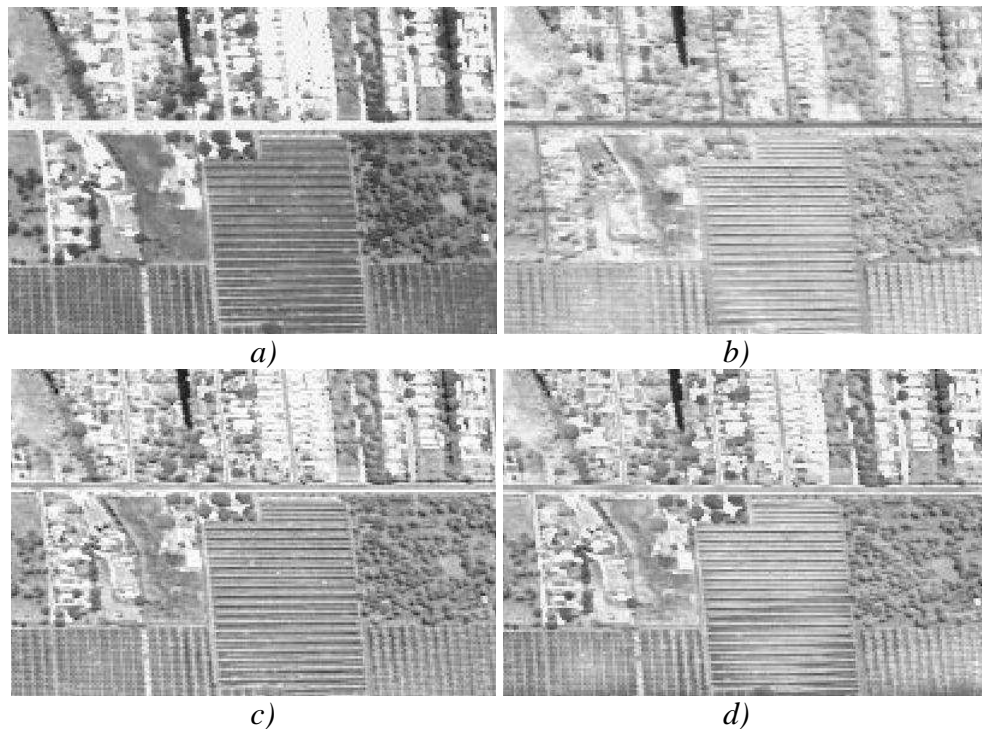


Figure 3.27 : Images satellitaires (détails) : Les images d'entrée (a,b) ; Résultats : c) SIDWT ; d) EDP_new

Nous considérons que le score faible obtenu par notre approche est dû à la complexité des images. Pour ne pas injecter de faux contours dans les zones constantes, un poids important est donné au terme de régularisation impliquant un faible poids pour le terme de fusion. Ce poids faible de la fusion conduit à ne pas injecter tous les détails (Fig. 3.27d - détails sur les vignes). Des poids adaptables au contexte local ou une fonction de fusion anisotrope (comme celle testée en [Pop06]) peuvent représenter des solutions permettant d'améliorer le modèle de fusion dans le but de traiter de manière optimale les images complexes comme celles présentées dans cette section.

3.3.5 Résultats sur images de synthèse

Les 3 images de synthèse présentées à la section 3.2.4 sont utilisées pour observer le comportement des différentes méthodes de fusion par rapport aux objets de grande taille. L'intérêt est de retrouver les objets nets dans l'image fusionnée, donc de s'approcher de l'image référence. Rappelons que l'image référence est constituée par les 3 objets nets, les images à fusionner représentant des versions dégradées de celle-ci.

L'information de pertinence qui intervient dans le calcul du facteur de qualité est obtenue à travers la variance calculée sur les objets ayant de contours nets. Ainsi, l'image de pertinence obtenue sur la troisième image ne contenant qu'un objet flou est une image nulle.

En utilisant ce type d'image de pertinence, le facteur de qualité quantifie l'injection des contours nets, donc l'injection d'information de haute fréquence. Le calcul de la variance sur une fenêtre 9*9, conduit, au voisinage des contours nets, à prendre en compte une partie de l'information de basse fréquence. Pour quantifier d'une manière globale, l'injection de l'information basse et haute fréquence, synonyme de l'intégration de tous les objets dans

l'image fusionnée, nous avons choisi de calculer aussi l'indicateur *RMSE* entre l'image fusionnée et l'image référence.

Tableau 3.7 : Images de synthèse. Jeu de paramètres optimaux et valeurs du facteur de qualité et du *RMSE* pour toutes les méthodes optimisées

	Paramètres optimaux		Q_w $w=7*7$	Paramètres optimaux		<i>RMSE</i>
MOY			0.639			18.682
ACP			0.809			7.852
LAP	L=7 T=max		0.881	L=7 T=max		7.002
FSD	L=8 T=max		0.797	L=8 T=max		16.328
RAT	L=1 T=max		0.639	L=1 T=max		19.401
CON	L=7 T=max		0.927	L=7 T=max		7.604
GRA	L=8 T=max		0.800	L=8 T=max		16.574
DWT	L=8 T=max		0.883	L=8 T=max		3.310
SIDWT	L=8 T=max		0.871	L=7 T=max		7.254
Soc	dt=0.25	N=91	0.844	dt=0.25	N=197	15.115
WYTY	dt=0.25 $\sigma=1$ n=1 w=3*3	N=2975	0.795	dt=0.25 $\sigma=5$ n=2 w=7*7	N=2998	11.660
JoV	dt=0.0005 $\sigma=10$	N=3442	0.955	dt=0.00005 $\sigma=13$	N=20000	6.654
EDP	dt=0.225 $\beta=0.1 \gamma=1$	N=5512	1	dt=0.225 $\beta=0.1 \gamma=1$	N=7634	0
EDP_new	dt=0.225 $\beta=0.1 \gamma=1$	N=5495	1	dt=0.225 $\beta=0.1 \gamma=1$	N=7650	0

La moyenne est loin de fournir une solution de bonne qualité. Cependant, dans la mesure où les deux premières images présentent une plus grande variabilité, les poids accordés à ces images doivent être logiquement plus importants que celui de la troisième image. L'ACP qui fournit, dans cette application, un résultat similaire à la moyenne des deux premières images, conduit donc à un résultat bien plus intéressant.

Pour les méthodes multi-résolution, une décomposition jusqu'au dernier niveau atteignable du fait des dimensions des images est nécessaire à l'obtention de bons résultats. Le niveau de décomposition est d'ailleurs directement proportionnel à la taille des objets à fusionner : un niveau faible pour les détails (voire §3.3.4) et un niveau important pour les grands objets. Seulement la pyramide RAT qui présente une caractéristique inversée par rapport à la pyramide CON, conduit à un niveau de décomposition faible. L'optimisation des deux indices (Q_w et *RMSE*) correspond au même niveau de décomposition optimal (sauf pour l'approche SIDWT).

Pour cette classe de méthodes multi-résolution, les valeurs exactes de l'image référence ne sont pas retrouvées dans l'image fusionnée ni au niveau des contours (facteur de Piella inférieur à 1), ni dans les zones constantes (*RMSE* supérieure à 0). L'image la plus proche de l'image référence est obtenue par la transformée en ondelette discrète (DWT) (Fig. 3.28 c) ; cette solution présente cependant de moins bons résultats sur les contours que l'image issue de la pyramide CON (Fig. 3.28b).

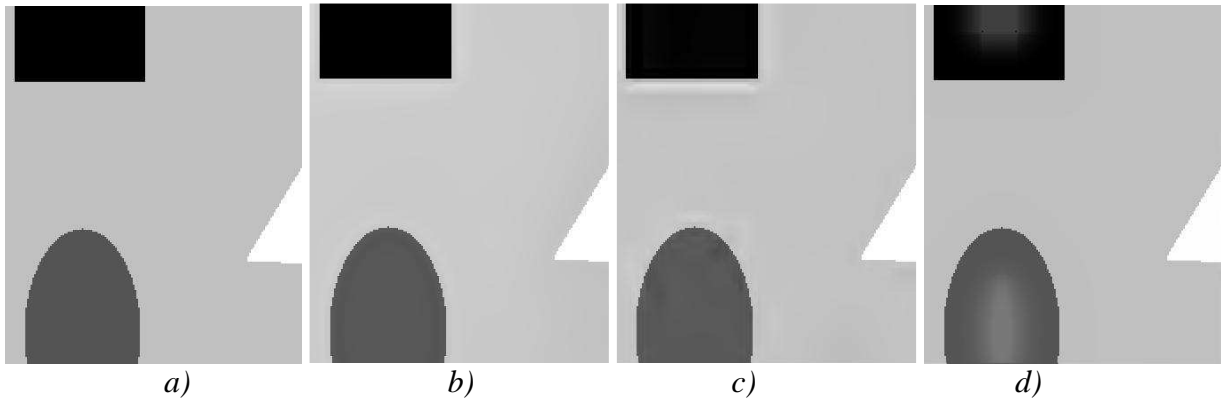


Figure 3.28 : Détails pour Image : a) référence b) CON ; c) DWT d) JoV (20000it)

En ce qui concerne les approches variationnelles, l'approche de John et Vorontsov permet d'obtenir de bons résultats. La méthode sélectionne les objets nets en employant un écart-type élevé. Cet écart-type permet l'élargissement de la zone de sélection dans laquelle l'image ayant la norme du gradient la plus grande est sélectionnée. Ainsi, le contour net et son voisinage se retrouvent dans l'image résultat. Comme dans le cas du niveau de décomposition des méthodes multi-résolution, l'écart-type est directement proportionnel à la taille des objets à fusionner. Notons que la valeur élevée de l'écart-type pour la méthode JoV peut conduire à des résultats dégradés si les grands objets sont proches les uns des autres.

La différence entre l'image obtenue et l'image référence ($RMSE > 0$) s'explique par le fait que l'intérieur des objets demeure proche de la valeur moyenne (Fig. 3.28d). Il est facile d'imaginer que, pour cette application, un σ suffisamment élevé (> 13) conduirait à une valeur $RMSE$ très proche de 0.

Le modèle de base de Socolinsky dépasse en performance la version améliorée de WYTY. Donc, pour cette application, des poids identiques associés aux composantes de la matrice di Zenzo sont préférables aux poids proposés par Wang et We (éq. 2.67-2.69).

Comme attendu, après un certain temps, notre approche permet de reconstituer l'image référence pour les trois images d'entrée, et ce, quelle que soit la discrétisation utilisée. Seul le meilleur jeu de paramètres issu du Tableau 3.1 a été testé. Les deux premières images (Fig. 3.12) convergent vers l'image référence à peu près en même temps (itération 7634 et 7635 pour EDP et 7651 et 7650 pour EDP_new). L'image 3, sans information pertinente, atteint l'image référence après 8261 (EDP) ou 8370 (EDP_new) itérations.

Globalement, le facteur $rSFe$ suit la classification obtenue par Q_w , mais ces valeurs n'apportent pas d'indication quantitative pertinente. Par exemple, il est différent de 0 (-0.039556) lorsque l'image référence est l'image fusionnée. Ce biais est dû au fait que ce facteur prend en compte, comme information pertinente, les zones floues du voisinage des contours qui possèdent une fréquence spatiale non nulle.

3.4 Fusion d'images bruitées par EDP

Dans la section précédente, nous avons proposé un modèle pour la fusion d'images non-bruitées. L'objectif est maintenant d'étendre son fonctionnement au cas des images bruitées. Il est évident que le modèle proposé sera perturbé par le bruit ; dans les zones constantes en particulier, le bruit conduit à une norme de gradient non nulle et le processus de fusion tel que décrit précédemment, conduira à considérer le bruit comme une information pertinente et l'injectera dans les images résultats. Au niveau des zones des contours (zones d'intérêt) le bruit perturbera le niveau réel du contour qui ne pourra être parfaitement conservé dans les images résultats.

Afin d'éliminer le bruit, des stratégies pré ou post-fusion peuvent être adoptées. Des processus de filtrage peuvent être choisis indépendamment du choix du modèle de fusion. Par exemple, des modèles de filtrage fondés sur des EDP peuvent être utilisés avec les modèles de fusion multi-résolution ; des modèles de fusion fondés sur les transformées en ondelette peuvent être combinés avec des modèles de filtrage issus des mêmes transformées. C'est en particulier le cas de la méthode proposée par Yuan et Buckles [YuB07] et de l'approche de Petrovic [PeX02]. Dans ces deux cas, le filtrage est intégré au modèle de fusion.

Il existe un grand nombre de méthodes fondées sur un formalisme EDP dédiées à l'élimination du bruit et dont l'efficacité a été largement démontrée (chapitre 2) ; dans la mesure où le modèle de fusion présenté dans cette thèse est fondé sur un formalisme équivalent, il apparaît naturel d'intégrer ces deux types de processus pour répondre au problème de la fusion d'images bruitées.

3.4.1 Modèles de fusion-diffusion

En plus du terme introduit à la section 3.2.2 pour assurer la régularisation du processus de fusion, nous proposons d'ajouter un terme de diffusion au modèle général pour permettre de traiter le cas des images bruitées. N'importe quel terme de diffusion peut être proposé indépendamment des termes de fusion et régularisation. Par exemple le modèle de fusion-diffusion inclant le terme de diffusion proposé par Perona et Malik s'écrit :

$$\frac{\partial U_i}{\partial t} = \alpha \cdot \text{div}[g(|\nabla U_i|)\nabla U_i] - \beta_i \cdot \text{div}(\nabla U_{\max}) + \gamma \cdot \text{div}[g_R(\nabla U_i, \nabla U_P^{t=0})\nabla U_i] \quad (3.29)$$

Pour un terme de diffusion tensoriel le modèle devient :

$$\frac{\partial U_i}{\partial t} = \alpha \cdot \text{div}[D(\nabla U_i)\nabla U_i] - \beta_i \cdot \text{div}(\nabla U_{\max}) + \gamma \cdot \text{div}[g_R(\nabla U_i, \nabla U_P^{t=0})\nabla U_i] \quad (3.30)$$

Le terme de diffusion agit sur chacune des images d'entrée sans tenir compte des informations apportées par les autres images (le terme de diffusion est exprimé pour l'image courante). Il est pondéré par un poids non nul α (pour $\alpha=0$, le modèle est bien évidemment équivalent au modèle général de fusion). A contrario, le modèle de fusion-diffusion est réduit à un modèle classique de diffusion lorsque les poids β et γ sont fixés à 0.

Notons que nous considérons un modèle de fusion-diffusion simplifié où le jeu de paramètres pour la diffusion est identique pour chaque image d'entrée. Ainsi, nous supposons que les images sont affectées par le même niveau et type de bruit. Cette hypothèse reste valable dans le cas des images issues du même type du capteur et ayant subi les mêmes prétraitements. La mise en œuvre d'un jeu de paramètres et de poids de diffusion (α_i) adaptés à chaque image en fonction du bruit, pourrait être immédiate.

Une application directe du modèle de fusion-diffusion ne conduit pas à une élimination efficace du bruit. Dans l'exemple présenté à la figure 3.29, les deux images d'entrée représentent de grands objets flous auxquels un bruit gaussien d'écart-type $\sigma=30$ est ajouté (Fig. 3.29 a,e) ; nous remarquons que le bruit n'est pas totalement éliminé (Fig. 3.29 c,g). La méthode de diffusion est la méthode de Catté et al.[CLMC92] et les poids sont ($\alpha=1 \beta=0.1 \gamma=1$). Avec un paramétrage équivalent de la méthode de diffusion ($N=200, dt=0.1, \alpha=1, K=4$), tout en annulant les termes liés à la fusion ($\beta=\gamma=0$), les deux images sont bien débruitées même si, bien entendu, les objets restent flous (Fig. 3.29 b,f). En conclusion, il apparaît que le terme de fusion réinjecte le bruit ; même dans le cas où le processus continue à évoluer ($N=2000$), il semble illusoire de vouloir éliminer tout bruit présent (Fig. 3.29 d,h). Ce comportement reste identique pour tout autre jeu de paramètres ou dans le cas où d'autres méthodes de diffusion sont utilisées.

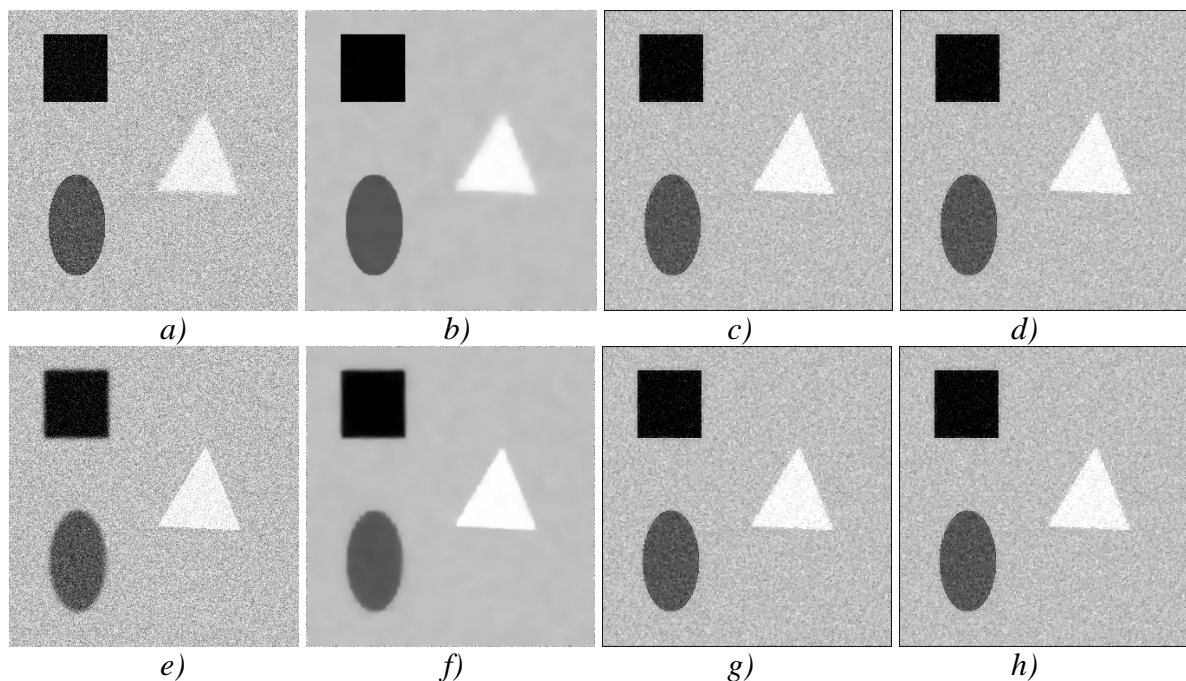


Figure 3.29 : a,e) Images à filtrer et à fusionner ; b,f) Images filtrées avec la méthode de Catté (200it $K=4, \sigma=1$); c,g) Images fusionnées et filtrées par Catté (200it, $\alpha=1 \beta=0.2 \gamma=1$) d,h) Images fusionnées et filtrées par Catté (2000it, $\alpha=1 \beta=0.2 \gamma=1$)

La raison de ce comportement est l'utilisation des données initiales dans le terme de fusion et en particulier au travers de la contrainte (C1). La valeur d'un pixel est limitée par le maximum et le minimum (pixel par pixel) retrouvés dans les images d'entrée bruitées. Ainsi, pour certains pixels, le processus n'a pas la possibilité d'éliminer complètement le bruit lorsque le bruit est de même signe pour l'ensemble des entrées. Pour illustrer ce phénomène, nous avons étudié un cas simple 1D (Fig. 3.30), où à partir de deux signaux bruités nous cherchons à nous approcher d'un signal idéal par un processus de fusion-diffusion. C'est le cas typique d'une zone constante affectée par un bruit de moyenne nulle.

Un certain nombre d'échantillons du signal 1D au niveau desquels il est impossible de retrouver le signal idéal du fait de l'application de la contrainte C1 (éq. 3.31), sont identifiés dans la figure 3.30. C'est seulement dans le cas où la valeur idéale est comprise entre les valeurs initiales des signaux qu'elle pourra être retrouvée à la fin du processus de fusion.

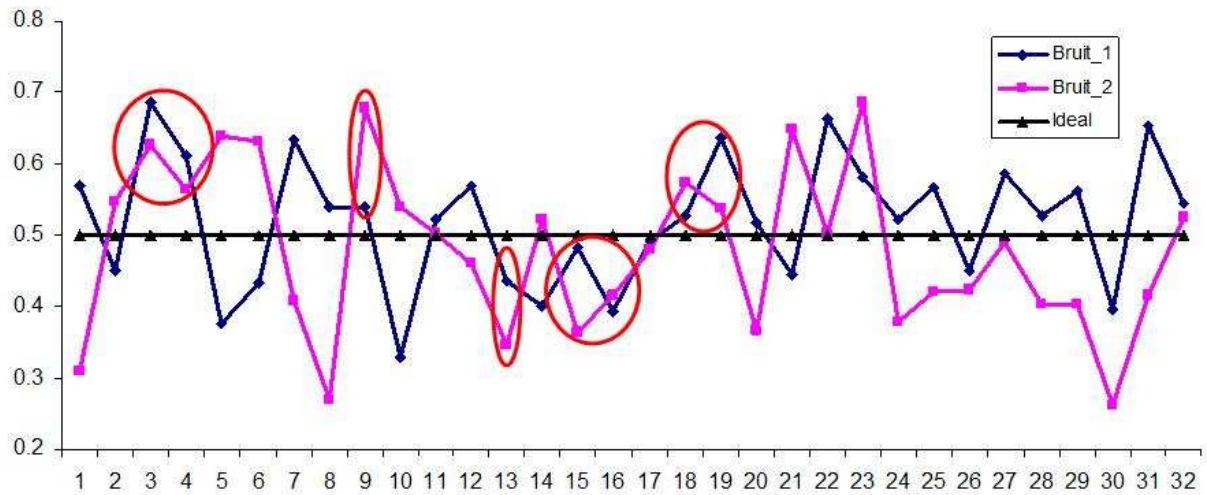


Figure 3.30 : limites liées à la prise en compte de la contrainte C1 pour des données bruitées

Pour s'affranchir de ce problème, nous avons identifié au moins deux solutions fondées sur une modification de la contrainte C1 pour répondre au cas de la fusion de données bruitées.

Une première solution consiste à élargir le voisinage dans lequel les limites sont recherchées. L'objectif est d'inclure entre les limites la valeur dite idéale :

$$\min_{j,V} [U_j^{t=0}(x, y|V)] \leq U_i^t(x, y) \leq \max_{j,V} [U_j^{t=0}(x, y|V)] \quad (\text{C1V})(3.31)$$

V représente le voisinage du pixel courant (x,y). Avec $\alpha=0$ et $V=1*1$, nous retrouvons le modèle général de fusion.

Une autre solution consiste à calculer les limites (maximum et minimum) après diffusion, le bruit étant ainsi réduit. Pour obtenir le niveau du signal idéal, on recalcule ces limites après chaque itération, les signaux s'approchant au fur et à mesure du signal idéal. La nouvelle contrainte s'exprime par :

$$\min_j [U_j^{t=t_D}(x, y)] \leq U_i^t(x, y) \leq \max_j [U_j^{t=t_D}(x, y)] \quad (\text{C1it})(3.32)$$

où $t_D \in [0; \alpha \cdot N \cdot dt]$ est le temps du processus de diffusion. Cette solution est plus coûteuse en temps de calcul, car les limites sont recalculées à chaque itération.

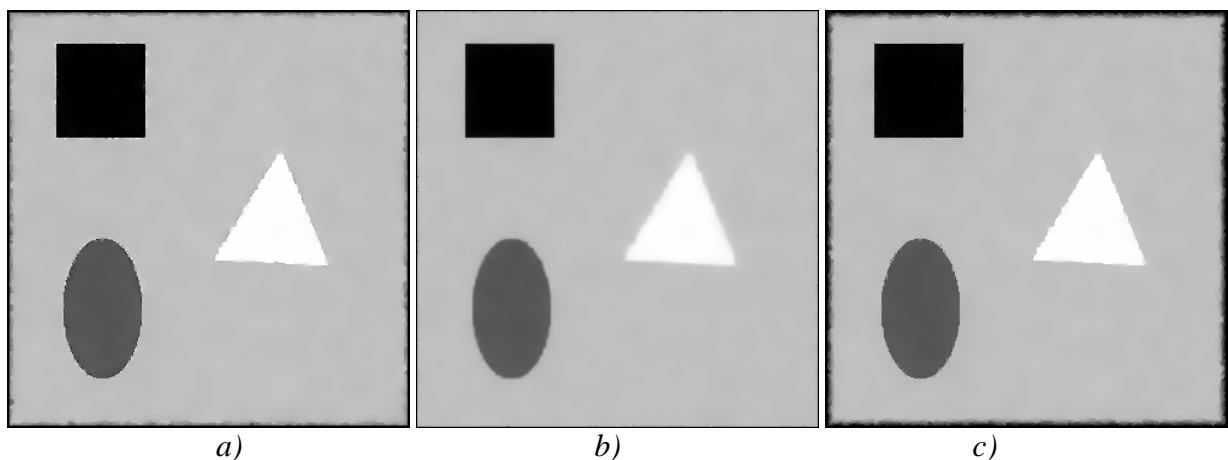


Figure 3.31 : Fusion-diffusion des images 3.29a,e sous différentes contraintes C1 (représentation d'une seule image, l'autre ne présentant pas de différence visible) : a) CIV avec un voisinage $V=5*5$; b) C1it ($V=1*1$); c) C1com avec un voisinage $V=5*5$

Une combinaison entre les deux solutions proposées (notée C1com) est obtenue si dans l'équation 3.31 $t=0$ est remplacé par $t=t_D$:

$$\min_{j,V} [U_j^{t=t_D}(x, y|V)] \leq U_i^t(x, y) \leq \max_{j,V} [U_j^{t=t_D}(x, y|V)] \quad (\text{C1com})(3.33)$$

La figure 3.31 illustre les résultats obtenus en utilisant les différentes adaptations de la contrainte C1 à partir de l'exemple de la figure 3.29 avec le même jeu de paramètres. Dans tous les cas l'objectif d'élimination du bruit est atteint.

Pour l'image obtenue en utilisant la contrainte C1V, un faible effet de halo autour du bord des objets est observé. Notons qu'un problème supplémentaire pour lequel le niveau idéal ne peut être obtenu, peut se présenter pour des images avec des structures ou des objets relativement proches pour lesquelles le voisinage dépasse les bords d'une seule structure/objet. Une solution, qui ne sera pas développée ici, consiste à opter pour un voisinage (support) adaptatif : voisinage de petite taille sur les contours et plus large dans les zones constantes.

En ce qui concerne la contrainte C1it, une perte du contraste est observée, car des niveaux de gris intermédiaires (entre deux zones constantes de niveaux différents – contours) resteront entre des limites plus resserrées que les niveaux de gris initiaux. En élargissant le voisinage pour donner plus de liberté aux niveaux intermédiaires (C1com), les contours deviennent plus nets. Remarquons que l'effet de halo dû au voisinage a disparu. Cette contrainte, C1com, intègre les effets positifs des deux autres solutions.

En terme de *RMSE* (calculé entre les résultats et l'image idéale non-bruitée), le C1com (3.105) donne, comme attendu, des résultats plus satisfaisants que les autres contraintes : C1V (4.001) et C1it (4.359).

Notre modèle de fusion-diffusion dédié aux images bruitées (avec C1com ou C1V au lieu de C1) répond au problème de l'amélioration de l'information utile (l'élimination du bruit et du flou) et de la préservation de l'information utile.

En ce qui concerne l'injection totale d'information utile dans une source où elle est absente a priori, le problème est plus complexe. Même si des informations utiles, comme les contours, sont faciles à injecter, de grands objets comme ceux de la figure 3.12 sont difficiles à retrouver avec leur niveau de gris initial en présence du bruit.

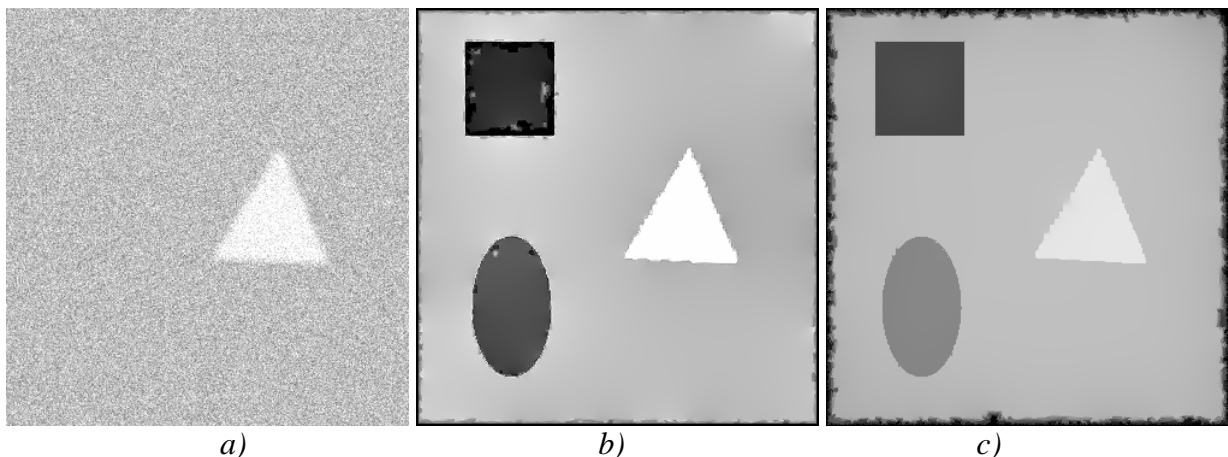


Figure 3.32 : Fusion-diffusion des images 3.12 bruitées - $\sigma=25$
a) Une image initiale ($RMSE=57.397$) et les résultats correspondants :
b) C1V ($V=5*5$)- $RMSE= 15.108$; c) C1com ($V=3*3$)- $RMSE=22.609$

Nous reprenons l'exemple de la figure 3.12 avec les trois images perturbées par un bruit gaussien d'écart-type $\sigma=25$ et de moyenne nulle. Dans la figure 3.32, nous représentons

une des images initiales (cadre jaune), et les résultats correspondants après 25000 itérations avec C1V ($V=5*5$) et 10000 itérations avec C1com ($V=3*3$). Les valeurs de la mesure *RMSE* sont calculées entre les images représentées et l'image de synthèse non-bruitée.

Les objets sont effectivement injectés dans les images résultats, mais présentent des défauts de reconstruction – Fig. 3.32b, ou un niveau de gris insuffisant – Fig. 3.32c, la solution correspondant à l'image moyenne non-bruitée. Ces problèmes d'injection des objets sont liés au terme de régularisation. Car les limites de ce terme sont calculées à $t=0$, donc directement sur les images bruitées.

Dans certains cas (Fig. 3.31 et Fig. 3.32c), même si les limites du terme de régularisation sont calculées à $t=0$, les résultats sont utilisables. Des limites pour le terme de régularisation calculé sur un voisinage étendu (C1V) créent de faux contours ou des contours plus épais et des oscillations. Une autre solution consiste à calculer ces limites après une phase de diffusion comportant un nombre d'itérations donné (voire même à la première itération) ou à chaque itération du processus. Une telle solution est adoptée pour le cas sismique (voire chapitre 4).

Dans la figure suivante (Fig. 3.33), nous présentons l'image résultat obtenue par le calcul des limites du terme de régularisation après 8 itérations sur l'image diffusée et avec la contrainte C1V ($V=3*3$). Le gain au niveau de *RMSE* est significatif ainsi que la qualité visuelle du résultat.

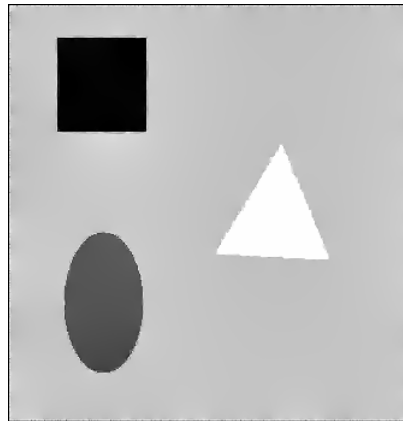


Figure 3.33 : Fusion-diffusion des images 3.12 bruitées - $\sigma=25$

L'image résultat correspondante à l'image 3.32a – *RMSE*=7.128 (C1V $V=3*3$ et les limites du terme de régularisation calculées après 8 itérations sur le résultat de la diffusion)

Avoir deux processus complètement indépendants : une diffusion appliquée avant la fusion ou une diffusion appliquée après la fusion, est une solution à ne pas écarter. Mais, grâce au modèle de fusion-diffusion proposé, ces deux cas extrêmes sont inclus dans le modèle par un paramétrage supplémentaire au niveau des poids de processus, notamment, par des poids dépendant du temps d'évolution et inter-dépendants entre eux. Pour ne perdre pas la simplicité de notre modèle, dans ce rapport, ces poids sont considérés constants tout au long de l'évolution du processus.

La relation qui impose des contraintes sur les poids pour s'affranchir des éventuelles oscillations (éq. 3.22) devient dans le cas du modèle de fusion-diffusion :

$$(\alpha + \beta + \gamma) \cdot dt \leq \frac{h^2}{N_0} \quad (3.34)$$

A titre indicatif, nous avons constaté que les relations à respecter pour obtenir des résultats dans la gamme désirée sont :

$$\alpha \geq \beta \text{ et } \gamma \geq \beta$$

Ces constats seront pris en compte dans l'optimisation menée dans la section suivante.

3.4.2 Résultats et comparaisons des méthodes de fusion et de filtrage sur des images bruitées

Nous présenterons tout d'abord les modèles de fusion pouvant s'appliquer aux images bruitées. Ensuite, nous comparerons ces modèles sélectionnés à notre modèle de fusion-diffusion.

Mises à part les approches par EDP pour lesquelles un terme de diffusion peut être ajouté au modèle de fusion, les approches multi-résolution, notamment celles fondées sur la transformée en ondelettes proposent des méthodes de filtrage spécifiques. C'est le cas de l'approche proposée par Petrovic [PeX02], où les coefficients DWT sont filtrés et ensuite fusionnés. Deux méthodes de filtrage sont proposées : la méthode « hard » (éq 1.26) et la méthode « soft » (éq 1.27). Dans les deux cas, il faut déterminer le seuil (λ) séparant les coefficients en coefficients dus au bruit et en coefficients liés au signal. Pour cela, nous avons utilisé l'approche VisuShrink, qui passe par une étape d'estimation de l'écart-type du bruit (MAD-Minimum Absolute Deviation) :

$$MAD = \frac{\text{median}(|U_{HH}|)}{0.6745} \quad (3.35)$$

où U_{HH} représente les coefficients diagonaux. Dans le cas où le bruit est connu (images de synthèse), cette équation donne des estimations correctes lorsque la famille d'ondelettes de Haar est utilisée.

Le seuil proposé est :

$$\lambda = MAD \cdot \sqrt{2.1g N_{SB}} \quad (3.36)$$

où N_{SB} est le nombre total de composantes de la sous-bande. Notons que si le seuil est calculé à partir des composantes diagonales (HH), il est appliqué pour chaque sous-bande de haute fréquence (HL, LH, HH). Le seuil est recalculé pour chaque niveau de décomposition pour lequel le filtrage est désiré (L_n).

Les deux méthodes de filtrage sont facilement transposables aux autres types de transformées en ondelette. Ainsi nous avons choisi d'intégrer le filtrage à l'approche de fusion SIDWT proposée par Rockinger [Roc97].

Comme dans le cas de la fusion de données non-bruitées, l'ondelette DBSS(2,2) sera utilisée pour la méthode DWT, et celle de Haar pour la méthode SIDWT.

Une autre méthode de fusion pour les images bruitées est proposée dans [YuB07]. La différence réside dans la manière d'estimer le bruit. La complexité de cette opération et, selon notre avis, sa dépendance à la famille d'ondelettes, rendent difficile l'étude de cette approche. C'est pourquoi nous n'avons pas retenu ce modèle dans notre étude.

En ce qui concerne les approches variationnelles, les données bruitées ne sont pas traitées d'une manière explicite. Seul Socolinsky [Soc02] propose un système pour fusionner ce type de données (voir §2.6.1). En effet, le filtrage initial gaussien qui fournit les versions passe-bas est utilisé pour obtenir un vecteur contraste (V) non affecté par le bruit. Pour ne pas éliminer d'information pertinente par l'intermédiaire de ce filtrage, la moyenne des versions passe-haut est ajoutée à l'image fusionnée. Cette technique est suggérée pour des images présentant un bruit de forte intensité mais de moyenne nulle.

La figure 3.34 présente un résultat obtenu par cette approche, ainsi que le résultat obtenu avant que la moyenne de passe-haut ne soit ajoutée. Le nombre d'images d'entrée n'étant pas suffisamment grand, la moyenne de versions passe-bas n'arrive pas à réduire le bruit de manière efficace (Fig. 3.34a).

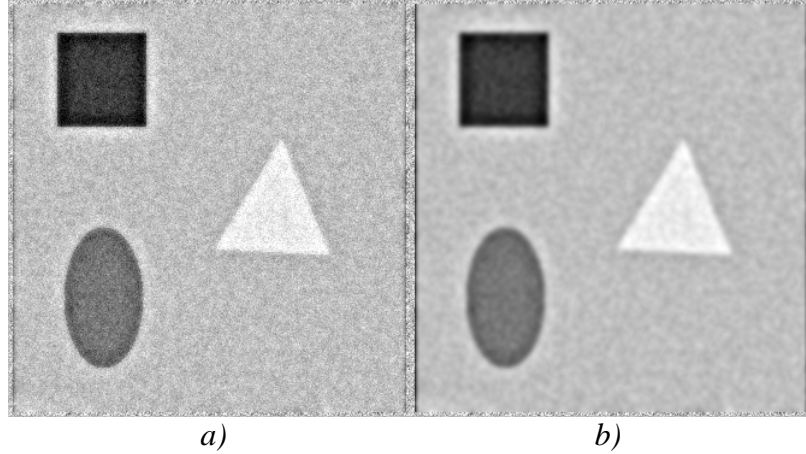


Figure 3.34 : a) Le résultat (100 itérations $\sigma=2$) obtenu par l'approche de Socolinsky sur les images de la Fig. 3.12 (RMSE=21.909); b) Le même résultat sans ajouter la moyenne des versions passe-haut (RMSE=17.54)

Pour cet exemple qui ne présente pas beaucoup d'information utile de haute fréquence, l'apport de l'information utile par la moyenne des versions passe-haut est négligeable. Si cette étape est supprimée, le modèle correspond à un modèle de fusion prenant en compte seulement des images filtrées. Donc, le filtrage peut être considéré comme un prétraitement de la fusion. La comparaison entre méthodes utilisant un filtrage identique, pré ou post fusion, consiste in fine à comparer les méthodes de fusion (ce qui a été réalisé au §3.3).

Nous avons imaginé comme amélioration du modèle de Socolinsky, l'intégration d'un terme de diffusion qui agit à chaque itération sur l'image fusionnée (U_F). Evidemment, de cette manière, l'ajout de la moyenne des versions passe-haut n'est plus nécessaire, mais le vecteur V reste à calculer sur les versions passe-bas (comme dans la proposition de Socolinsky). Par exemple si la diffusion de Catte est employée, l'équation 2.65 devient:

$$\begin{cases} U_F^{t+1/2}(x, y) = U_F^t(x, y) + \frac{1}{4} \cdot \{ \alpha \cdot \text{div} [g(|\nabla U_{F,\sigma}|) \nabla U_F] + \beta \cdot [\Delta U_F^t(x, y) - \text{div} V_\sigma(x, y)] \} \\ U_F^{t+1}(x, y) = \max(m, \min(M, U_F^{t+1/2}(x, y))) \end{cases} \quad (3.37)$$

V_σ est le vecteur V calculé sur les versions passe-bas des images originales bruitées.

Ce modèle associé à différents types de filtre de diffusion sera comparé avec notre modèle de fusion-diffusion. Notons que pour $\sigma \rightarrow 0$ et $\alpha=0$ et $\beta=1$, le modèle (éq. 3.37) est équivalent au modèle original de Socolinsky.

Même si Wang et al. proposent une version améliorée du modèle de Socolinsky pour les images non bruitées, les auteurs ne traitent pas spécifiquement les images bruitées. Dans [WaY07], où les poids des composantes du tenseur suivent la loi de contraste de Weber, les auteurs mentionnent un terme de diffusion anisotrope (minimisation de la variation totale : TV [ROF92]) qui s'ajoute à la fusion. Contrairement au modèle de Socolinsky où le vecteur V est calculé sur les versions passe-bas, ce vecteur est calculé à partir des images originales bruitées. Donc le vecteur V , porteur de la fusion, englobe le bruit. Ainsi, lorsque le poids du terme de fusion est important, le bruit ne peut être éliminé. Le bruit est réduit à chaque itération grâce au terme de diffusion, mais à l'itération suivante le bruit est à nouveau injecté. Pour un poids important du terme de diffusion associé à un poids faible pour la fusion, le résultat tend vers l'image moyenne filtrée (l'image moyenne étant le point de départ du processus).

Ce modèle, inefficace pour les raisons citées ci-dessus, ne sera pas pris en compte dans notre étude.

John et Vorontsov mentionnent, sans donner d'exemple, que leur modèle de fusion permet de traiter les images bruitées. La solution indiquée est identique à celle proposée par Wang et al. La diffusion TV est ajoutée au terme de fusion par une pondération. Ainsi, le modèle s'écrit :

$$\frac{\partial U_F(r,t)}{\partial t} = \alpha \cdot \operatorname{div} \left(\frac{\nabla U_F}{|\nabla U_F|} \right) - \beta \cdot \frac{1}{\tau} \cdot J_{n,\sigma}(r) \Theta[J_{n,\sigma}(r,t)] [U_F(r,t) - U_k^{t=0}(r)] \quad (3.38)$$

Ce modèle souffre du même problème que le précédent, à savoir la difficulté à éliminer le bruit, car à chaque itération les images bruitées d'entrée sont utilisées. Une attention supplémentaire doit être accordée aux poids des termes. Le pas dt de fusion étant faible (fixé à 0.0001), le poids du terme de diffusion doit être grand pour avoir une influence dans le résultat. Ce modèle original de John et Vorontsov sera utilisé dans l'étude.

En ce qui concerne notre approche de fusion-diffusion, les deux discrétisations du terme de fusion seront étudiés indépendamment. En fonction du type d'images, comme dans le cas du modèle amélioré de Socolinsky, nous choisirons le terme de diffusion le plus approprié. Si ce terme réclame un jeu de paramètres supplémentaire, ces paramètres seront également optimisés.

Un autre choix dépend de l'application : le type de contrainte (C) et son voisinage (V). Pour alléger le processus d'optimisation, le pas dt est fixé à 0.1 et le poids du terme de régularisation γ à 1.5. Pour l'ensemble des modèles variationnels, les poids (α, β) feront l'objet de l'optimisation.

L'optimisation sera menée en fonction du facteur de qualité de Piella (avec le même paramétrage que le facteur utilisé dans le cas non bruité) et pour les applications qui disposent d'une image référence en fonction du $RMSE$. Pour toutes les applications étudiées, les images originales non bruitées sont disponibles, le facteur de qualité est donc calculé entre ces images non bruitées (+ les images de pertinence correspondantes) et le résultat obtenu sur les images bruitées. Ces facteurs ($RMSE$ et Q_w) indiquent la qualité de la fusion, mais pour préciser la qualité du débruitage, nous présenterons le SNR entre la meilleure image fusionnée à partir des images non bruitées et l'image résultant de l'optimisation sur images bruitées.

Tableau 3.8 : Récapitulatif des méthodes de fusion testées pour les données bruitées et liste des paramètres à optimiser

	Méthode de fusion	Description	Paramètres à optimiser
1	Discrete Wavelet Transform (DWT-soft)	§1.3.3.2 et §3.4.2 DBSS(2,2) moyenne pour la fusion bas niveau T - choose-max Filtrage : VisuShrink	L - niveau de décomposition L_n - niveau de décomposition où le filtrage est appliqué
2	Discrete Wavelet Transform (DWT-hard)	§1.3.3.2 et §3.4.2 DBSS(2,2) moyenne pour la fusion bas niveau T - choose-max Filtrage : VisuShrink	L - niveau de décomposition L_n - niveau de décomposition où le filtrage est appliqué
3	Shift Invariant Discrete Wavelet Transform (SIDWT-soft)	§1.3.3.2 et §3.4.2 Haar moyenne pour la fusion bas niveau T - choose-max Filtrage : VisuShrink	L - niveau de décomposition L_n - niveau de décomposition où le filtrage est appliqué
4	Shift Invariant Discrete Wavelet Transform (SIDWT-hard)	§1.3.3.2 et §3.4.2 Haar moyenne pour la fusion bas niveau T - choose-max Filtrage : VisuShrink	L - niveau de décomposition L_n - niveau de décomposition où le filtrage est appliqué
5	Approche variationnelle : Socolinsky (Soc-new)	Eq: 3.37 dt = 0.25 Diffusion : différents modèles de diffusion	N – nombre d’itérations α poids de la diffusion β poids de la fusion + paramètres du modèle de diffusion
6	Approche variationnelle : John et Vorontsov (JoV-bruit)	Eq: 3.38 Diffusion : modèle TV (aucun paramétrage) dt =0.0001	N – nombre d’itérations σ –écart type du noyau gaussien α poids de la diffusion β poids de la fusion
7	Fusion par EDP (EDP-bruit)	§ 3.4.1 Diffusion : différents modèles de diffusion dt=0.1 γ =1.5	N – nombre d’itérations α poids de la diffusion β poids de la fusion C : C1V où C1com + paramètres du modèle de diffusion
8	Fusion par EDP (EDP_new-bruit)	§ 3.4.1 Fusion : Nouvelle discrétisation Diffusion : différents modèles de diffusion dt =0.1 γ =1.5	N – nombre d’itérations α poids de la diffusion β poids de la fusion C : C1V où C1com + paramètres du modèle de diffusion

Chaque application a été testée sur deux niveaux de bruit. Un bruit blanc gaussien de moyenne nulle a été ajouté à chacune des images d'entrée. Le tableau suivant présente l'écart-type du bruit ajouté et les *PSNR* et *SNR* obtenus.

Tableau 3.9 : Niveau de bruit ajouté à chaque image pour les applications étudiées

Image	Bruit faible			Bruit fort		
	σ	<i>PSNR</i> (b=6)	<i>SNR</i> ⁴	σ	<i>PSNR</i>	<i>SNR</i>
Montre-reveil 1	13	25.863	10.526	30	18.601	3.265
Montre-reveil 2	13	25.243	10.194	30	17.988	2.938
Synthèse 1	16	21.853	7.924	36	16.485	2.505
Synthèse 2	16	22.966	8.965	36	16.740	2.739
Synthèse 3	16	13.553	-0.027	36	12.210	-1.489

Les jeux de paramètres des résultats optimisés pour l'application de l'élimination du flou en présence du bruit sont donnés au tableau 3.10. L'optimisation a été menée en fonction de facteur de Piella dans un fenètre 9*9 avec pour image de pertinence, la variance ($w=5*5$).

Tableau 3.10 : Jeu de paramètres optimaux vis-à-vis du Q_w et valeurs du *SNR* entre les images optimisées et le meilleur résultat sur les images non bruitées (SIDWT - Tableau 3.4)

	Bruit faible ($\sigma=13$)				Bruit fort ($\sigma=30$)			
	Paramètres Optimaux		Q_w	<i>SNR</i> (dB)	Paramètres Optimaux		Q_w	<i>SNR</i> (dB)
<i>DWT-soft</i>	$L=7 L_n=1$		0.854	12.78	$L=6 L_n=2$		0.755	10.42
<i>DWT-hard</i>	$L=7 L_n=2$		0.840	12.97	$L=6 L_n=2$		0.684	7.00
<i>SIDWT-soft</i>	$L=5 L_n=1$		0.901	17.29	$L=5 L_n=2$		0.818	14.77
<i>SIDWT-hard</i>	$L=5 L_n=2$		0.900	19.21	$L=5 L_n=2$		0.835	14.75
<i>Soc-new</i>	$\alpha=0.95 \beta=0.05$ $\kappa T=2 \kappa N=1$	N=66	0.856	16.45	$\alpha=0.9995$ $\beta=0.0005$ $\kappa T=5 \kappa N=2$	N=18	0.803	14.17
<i>JoV-bruit</i>	$\alpha=2500 \beta=0.9$ $\sigma=5$	N=339	0.885	17.94	$\alpha=2500 \beta=0.07$ $\sigma=5$	N=179	0.762	13.41
<i>EDP-bruit</i>	$\alpha=0.7 \beta=0.3$ $\kappa T=5 \kappa N=2$	N=35	0.892	18.22	$\alpha=0.8 \beta=0.2$ $\kappa T=12 \kappa N=5$	N=32	0.831	14.67
<i>EDP_new-bruit</i>	$\alpha=0.7 \beta=0.3$ $\kappa T=6.5 \kappa N=2$	N=29	0.890	18.09	$\alpha=0.8 \beta=0.2$ $\kappa T=18 \kappa N=6$	N=26	0.832	14.72

Comme dans le cas non bruité, pour les méthodes multirésolution, le niveau de décomposition jusqu'auquel la fusion est conduite est maintenu à un niveau élevé. Mais le filtrage est appliqué seulement sur les premiers niveaux de décomposition pour ne pas réduire le signal utile (dont les contours) qui induirait une baisse de la valeur du facteur de qualité. Les résultats moyens obtenus par la transformée en ondelette (DWT) sont dus aux artefacts introduits par le processus de filtrage.

Pour obtenir le meilleur filtrage pour les méthodes variationnelles (pour la méthode améliorée de Socolinsky et pour nos méthodes), nous avons testé dans le cas du bruit faible trois types de filtre fondés sur des EDP : le modèle TV (cohérence avec le choix proposé par

⁴ Le *SNR* et le *PSNR* sont calculés entre les images bruitées et l'image correspondante non bruitée. Pour la dernière application ces deux indicateurs sont calculés en fonction de l'image référence.

John et Vorontsov), le modèle régularisé de Catté (pour inclure dans l'analyse un filtre non-linéaire) et le modèle 1D/2D proposé par Terebes (diffusion anisotrope).

Le modèle TV ne disposant pas de paramètres à régler, l'optimisation se réduit à trouver les meilleurs poids pour les deux processus (fusion et diffusion). Pour le modèle *Soc-new*, le poids du filtrage est largement supérieur à celui de la fusion, car la fusion fait appel à chaque itération (par l'intermédiaire du vecteur V) aux images bruitées. Ce rapport entre les deux poids (pour le modèle *Soc-new*) reste élevé quel que soit le type de modèle de diffusion utilisé. Mais, l'utilisation de ce filtre TV ne donne pas de bons résultats, ni pour le cas du *Soc-new* ni pour nos modèles.

Une amélioration de la qualité est apportée si le modèle TV est remplacé par le modèle de Catté. Les paramètres supplémentaires à optimiser concernent le seuil de diffusion K et l'écart-type σ relatif à la régularisation gaussienne. Le jeu de paramètres qui fournit le meilleur résultat peut être consulté à l'Annexe 7. Cependant, les images présentant des structures orientées, un modèle de diffusion anisotrope est plus indiqué.

Nous avons choisi le modèle 1D/2D de Terebes (seuils fixes K_ξ, K_η à optimiser) qui est un modèle clairement dédié au rehaussement des structures 1D et qui offre la possibilité de rehausser les contours. Ce modèle fournit les meilleurs résultats pour le modèle amélioré de Socolinsky mais également pour nos modèles.

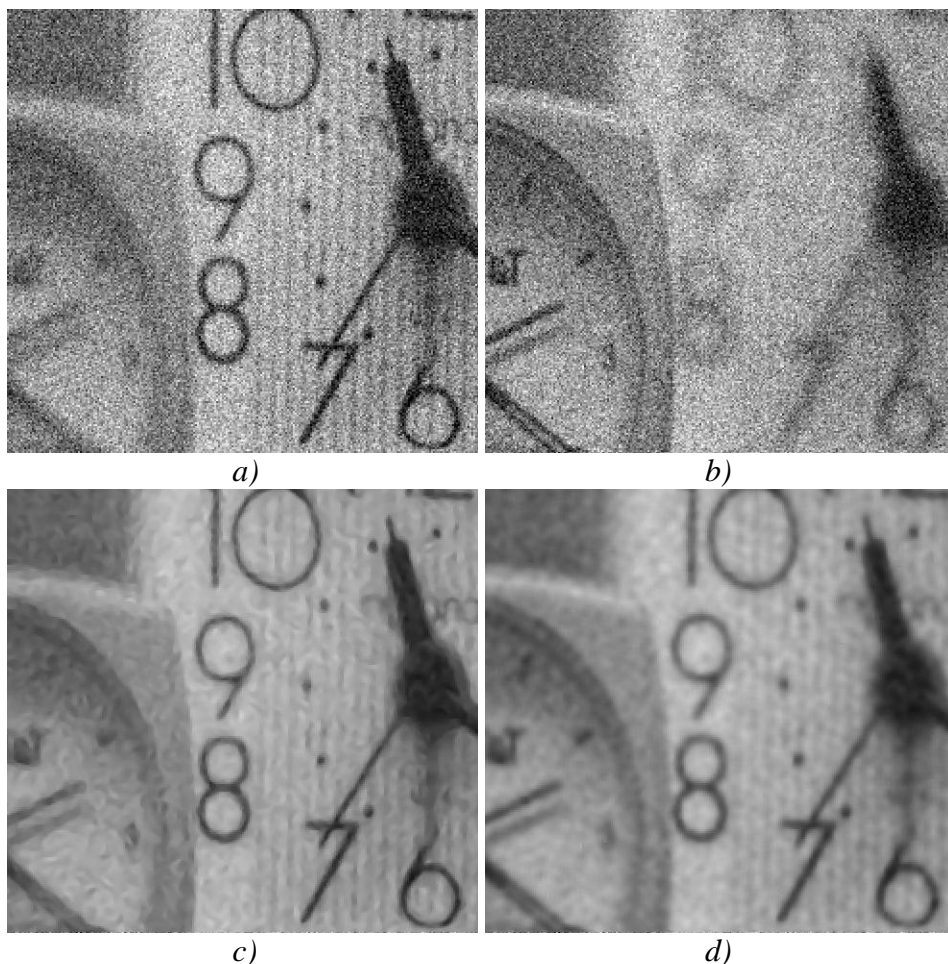


Figure 3.35 : Résultats optimaux dans le cas de bruit fort. Détails a,b) images bruitées ; c) Image EDP_new-bruit (SNR=14.72) ; d) Image SIDWT-soft (SNR=14.77)

Concernant le niveau de performance, nos résultats sont comparables en terme de niveau de facteur de qualité comme de SNR , au meilleur résultat pour cette application qui est

obtenu, comme dans le cas non bruité, par l'approche SIDWT. On observe que plus le bruit est fort, plus nos modèles s'approchent du meilleur résultat (Fig. 3.35).

Notons que la contrainte C1 est du type itératif (voisinage $V=1*1$). Si la même opération est appliquée pour la mise à jour des limites de la contrainte C2, les résultats obtenus dépassent le meilleur résultat du SIDWT. Par exemple, si on reprend le même jeu de paramètres pour *EDP_new-bruit* dans le cas du bruit fort (sans optimisation), avec les limites de C2 recalculées à chaque itération, **la valeur du facteur de qualité atteint 0.845 en lieu de 0.832 et le SNR s'accroît d'un décibel à 15.78dB.**

On observe qu'un fort facteur de qualité ne coïncide pas toujours avec une meilleure performance en débruitage (voir SIDWT-soft faible bruit). Donc, il n'existe pas de concordance entre le facteur de qualité et le SNR, car les images de pertinence utilisées dans le calcul du facteur de qualité offrent plus d'importance aux contours au détriment des zones constantes. Ainsi, malgré le bon facteur de qualité obtenu, le bruit dans ces zones n'est pas suffisamment réduit.

Dans le cas des images de synthèse, la meilleure image fusionnée est celle qui présente le *RMSE* minimum par rapport à l'image référence. Pour notre modèle, la deuxième image contenant au départ tous les objets, ce minimum est atteint avant que les autres images ne convergent vers l'image référence. Pour une comparaison exacte, seul le *RMSE* de la troisième image (la source défaillante qui présente seulement un objet (flou) parmi les trois désirés), est pris en compte dans l'optimisation. Ce mode de comparaison induit un handicap pour notre méthode par rapport aux autres méthodes variationnelles qui ont pour point de départ l'image moyenne où tous les objets sont inclus. Ainsi, le *RMSE* à $t=0$ dans notre cas (pour la troisième image) est de 53.56 pour le bruit faible et de 62.51 pour le bruit fort alors que l'image moyenne correspond à une valeur de 20.80 pour le bruit faible et 27.78 pour le bruit fort.

Les méthodes dérivées de la transformée en ondelettes conduisent à des résultats corrects (mise à part la DWT-hard). Les détails étant relativement rares pour cette application, le débruitage peut s'appliquer à des niveaux de décomposition (L_n) importants, sans crainte d'éliminer des informations pertinentes.

Pour ce type d'image qui présente des objets de grande taille sans une orientation clairement définie en tout point, le modèle scalaire de Catté est suffisant pour obtenir un débruitage efficace. Ce modèle sera intégré dans nos méthodes ainsi que dans la méthode améliorée de Socolinsky.

Pour nos méthodes, en accord avec les conclusions de la section 3.4.1, la contrainte (C1V) a été choisie, et dans le but de réduire le nombre de paramètres à optimiser, le voisinage a été fixé à une fenêtre $3*3$. Les limites du terme de régularisation sont calculées après un certain nombre d'itérations (ici fixé à 8 pour le deux cas du bruit) pour s'affranchir de l'influence du bruit.

Comme dans le cas non bruité, malgré le handicap du départ, notre modèle *EDP_new-bruit* a surclassé toutes les autres méthodes considérées. L'image référence n'est pas retrouvée, car le bruit influence d'une manière irréversible le terme de fusion ainsi que les limites du terme de régularisation et de la contrainte C1.

Tableau 3.11 : Images de synthèse. Jeux de paramètres optimaux vis-à-vis du RMSE et du SNR

	Bruit faible ($\sigma=16$)			Bruit fort ($\sigma=36$)		
	Paramètres optimaux	RMSE	SNR (dB)	Paramètres optimaux	RMSE	SNR (dB)
<i>DWT-soft</i>	$L=7 L_n=6$	7.003	17.96	$L=7 L_n=7$	10.658	13.87
<i>DWT-hard</i>	$L=7 L_n=6$	12.536	12.38	$L=7 L_n=6$	26.363	6.33
<i>SIDWT-soft</i>	$L=7 L_n=3$	8.098	16.04	$L=7 L_n=4$	9.695	14.44
<i>SIDWT-hard</i>	$L=7 L_n=6$	7.564	16.65	$L=7 L_n=6$	8.849	15.28
<i>Soc-new</i>	$\alpha=0.9 \beta=0.1$ $\kappa=4 \sigma=1$ N=4298	9.552	15.05	$\alpha=0.95 \beta=0.05$ $\kappa T=4 \kappa N=1$ N=6004	13.990	11.50
<i>JoV-bruit</i>	$\alpha=2500 \beta=0.5$ $\sigma=13$ N=10102	10.347	13.90	$\alpha=2500 \beta=0.01$ $\sigma=1$ N=334	7.726	16.49
<i>EDP-bruit</i>	$\alpha=0.8 \beta=0.2$ $\kappa=3 \sigma=1$ N=10579	5.533	19.43	$\alpha=0.825 \beta=0.175$ $\kappa T=4 \sigma=1$ N=11204	11.021	13.70
<i>EDP_new-bruit</i>	$\alpha=0.7 \beta=0.3$ $\kappa=5 \sigma=1$ N=21415	4.372	21.58	$\alpha=0.725 \beta=0.275$ $\kappa T=6 \sigma=1$ N=18221	6.962	17.41

3.5 Conclusions et perspectives

Dans ce chapitre nous avons introduit un nouveau modèle de fusion sous un formalisme EDP. Une équation inspirée de l'équation de la diffusion inverse est appliquée à chaque image à fusionner. Les images d'entrée étant considérées comme les conditions initiales du modèle et leur évolution dépendant les unes des autres. Le maximum du gradient observé localement représente l'information utile qui lie les images dans ce processus coopératif.

Connue pour son instabilité, cette équation inverse est complétée d'une contrainte de préservation des maximum locaux (C1) et par un terme de régularisation (modèle général continu - équation 3.19). Ainsi, le modèle proposé permet de ne pas introduire d'artéfacts et conduit aux comportements désirés : amélioration, injection totale et préservation de l'information utile.

Un problème reste ouvert à ce jour : la démonstration de la convergence des images vers une image stable contenant l'information utile. Une convergence plus rapide est observée en pratique en utilisant une discrétisation appropriée du modèle continu (équation 3.28).

Nous avons montré que notre approche avec ses deux discrétisations est performante dans le cadre de différents types d'application, et en général, qu'elle surclasse les approches classiques de fusion en niveau de la qualité des résultats.

Un des avantages des méthodes de fusion fondées sur EDP est la possibilité de gérer les images affectées par le bruit, par l'intégration d'un terme de diffusion. En plus de cette intégration, la modification de la contrainte C1, dans le sens d'une relaxation spatiale (C1V) ou temporelle (C1it, voire aussi C1com), est nécessaire pour obtenir le modèle de fusion-diffusion (équation 3.29). Ce modèle, dans sa forme initiale, surclasse tous les autres modèles proposés pour fusionner des images bruitées. Pour améliorer d'avantage le modèle de fusion-diffusion des solutions simples à mettre en place sont envisageables. Des poids interdépendants et dépendants du temps peuvent permettre de gérer l'effet des deux processus, en diminuant l'influence du terme de diffusion et en augmentant l'influence du terme de fusion et de sa régularisation après un certain nombre d'itérations. Une autre solution consiste à arrêter complètement la diffusion après un niveau acceptable de débruitage et avant que les détails ne soient éliminés.

Une autre perspective est d'enrichir le terme de fusion par une fonction scalaire similaire aux fonctions de Perona-Malik. Cette fonction aura pour objectif de pénaliser les zones sans intérêt et de donner plus d'importance aux zones présentant des informations pertinentes (contours par exemple). De plus, le modèle actuel isotrope ne fait pas la distinction entre les gradients dus au bruit et ceux dus aux contours ; l'introduction d'une telle fonction paramétrée par un seuil serait également intéressante dans le cas des données bruitées. Finalement, l'objectif pourrait être de rendre ce terme de fusion complètement anisotrope, soit par l'introduction d'un tenseur de structure soit par une extension dans le sens du modèle 1D/2D de Terebes.

Dans ce chapitre, nous avons étudié des modèles dédiés à la fusion des données 2D. Dans le chapitre suivant, nous généraliserons l'étude au cas des données 3D, en nous intéressant plus particulièrement au cas des blocs sismiques. Ainsi nous proposerons deux modèles de diffusion 3D qui seront intégrés dans l'extension directe en 3D du modèle général de fusion-diffusion.

Chapitre 4

Fusion et diffusion par EDP pour la sismique azimutale

Ce chapitre est entièrement dédié à l'utilisation des modèles de fusion et de diffusion par EDP dans le domaine sismique, en particulier les modèles que j'ai développés dans le cadre de mon activité de recherche au sein du LASIS (Laboratoire d'Analyse des Signaux et Images Sismiques), laboratoire commun avec le groupe CNRS/TOTAL.

D'abord, nous présenterons quelques généralités sur le domaine sismique ainsi que la problématique qui a motivé nos travaux. Sachant que les données issues de la sismique de réflexion sont affectées par le bruit, nous proposons ensuite deux méthodes originales de diffusion : 3D Directional Diffusion [PTB⁺05] et Seismic Fault Preserving Diffusion [LPD⁺06][LPG⁺07]. Bien que dédiées aux données sismiques, ces deux modèles sont également applicables à d'autres types de données 3D [PLTB07] et sont aisément intégrés dans un modèle de fusion-diffusion. A partir de blocs de synthèse, le modèle de fusion-diffusion 3D spécifique que nous proposons [PLD⁺08] sera comparé aux extensions 3D des modèles de fusion décrits dans le chapitre précédent. Enfin, de résultats sur des blocs sismiques réels vont permettre d'illustrer l'utilité de nos travaux.

Notons que le modèle de fusion-diffusion 3D incluant la méthode SFPD comme terme de diffusion a fait l'objet d'un transfert auprès de notre partenaire industriel et d'une communication [PTB⁺07].

4.1 L'imagerie sismique de réflexion

L'imagerie sismique est un outil largement répandu dans l'industrie pétrolière, ayant comme principal but l'aide à l'interprétation de structures géologiques souterraines.

La principale technique d'acquisition, introduite dans les années 1920, est la *sismique réflexion*. Elle consiste à étudier les réflexions d'ondes élastiques produites artificiellement en surface et qui se propagent à travers les couches du sous-sol qui ont des propriétés acoustiques différentes. Quand l'onde passe d'une couche à l'autre, deux phénomènes ont lieu :

- une réflexion de l'onde incidente, qui remonte alors vers la surface
- une réfraction, où l'onde continue son chemin dans les couches sous-jacentes

Ainsi dans la sismique réflexion, les ondes réfléchies sont recueillies par des capteurs installés en surface (géophones ou hydrophones) qui les convertissent en tensions électriques.

Ces tensions électriques subissent un traitement complexe qui tient compte des phénomènes physiques mis en jeu, des problèmes d'interférence, pour aboutir à un ensemble de signaux monodimensionnels, appelés *traces sismiques*. Ces traces juxtaposées forment des images sismiques.

Les premières images sismiques, images 2D dont une dimension est la profondeur, peuvent être obtenues par une seule ligne de capteurs (Fig. 4.1a).

L'apparition de la sismique 3D a constitué un pas important, considéré comme un grand bouleversement technologique pour la recherche sismique (« *We consider 3D seismic as the biggest game changer in the seismic industry ever.* » - Landro et Andersen [LaA08]). Cette technique implique plusieurs sources d'ondes (canons à air comprimé ou à explosifs) et plusieurs lignes de capteurs proches les unes des autres (Fig. 4.1) ayant pour but d'obtenir un cube 3D à grande résolution spatiale (plus grande que les résultats obtenus si la sismique 2D est employée à plusieurs reprises).

Au cours des dernières années, l'évolution des techniques d'acquisition a permis l'obtention de blocs 3D d'une grande qualité visuelle et à faible niveau de bruit [BaS07] [MSPB07][How07]. Cependant, les blocs acquis dans une seule direction (azimut) peuvent souffrir, pour certaines zones, d'une faible illumination. Ce défaut peut être levé par l'acquisition selon différents azimuts (Fig. 4.1c). Pour ne pas augmenter le prix de la campagne d'acquisition seuls quelques azimuts sont considérés (souvent 3 ou 6), l'acquisition FAZ (Full Azimuth) étant inefficace économiquement et fortement redondante.

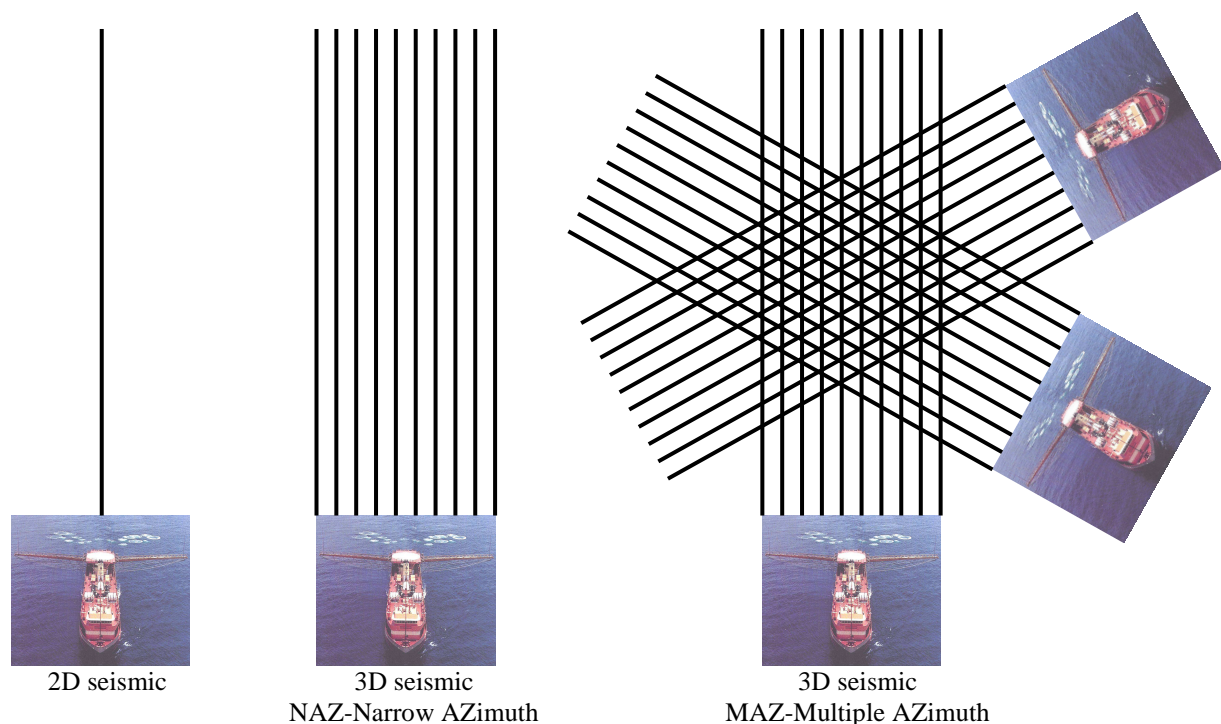


Figure 4.1 : Différentes techniques d'acquisition de données sismiques

Pour obtenir un seul bloc 3D associé à la zone commune deux techniques sont possibles :

- soit les traces sismiques correspondant à chaque azimut sont combinées par différentes techniques pour obtenir une seule trace. Une présentation des techniques mises en œuvre est disponible dans [MSPB07]. Les traces fusionnées sont ensuite juxtaposées pour obtenir le bloc 3D.
- soit les traces sismiques correspondant à un azimut sont juxtaposées pour obtenir un bloc 3D. Ensuite, les blocs 3D sont les entrées d'un système de fusion. Nos modèles de fusion étudiés dans ce mémoire s'adressent à ce cas précis.

Les techniques de fusion peuvent se révéler utiles pour un autre type d'acquisition : l'acquisition continue où la même zone de sous-sol est enregistrée à différent temps [BaS07]. Cette technique « 4D » est utilisée pour monitorer la ressource (pétrole ou gaz) d'un site

d'extraction. L'évolution technologique constante et la forte concurrence présente dans ce domaine industriel ont permis la mise en oeuvre d'autres techniques d'acquisition, comme : WAZ (Wide Azimut), RAZ (Rich Azimut) – une combinaison de WAZ et MAZ, ou OBS (Ocean Bottom Cable)[AmL08][How07].

L'interprétation des images ou des blocs sismiques 3D est une tâche complexe qui nécessite l'expertise du géologue. Le principal objectif est de déterminer l'emplacement des réservoirs potentiels d'hydrocarbures. Les travaux menés dans notre laboratoire, y compris ceux présentés dans ce chapitre, s'écrivent dans l'objectif général de développer des outils d'aide à l'interprétation.

Nous donnons ici quelques notions de base de géologie qui interviennent dans nos modèles. Mais, des informations plus approfondies concernant l'interprétation stratigraphique et structurale sont données par Dargent [Dar06].

Un *horizon sismique* représente une surface entre deux couches successives. Du point de vue du traitement d'image, les horizons correspondent aux voxels (pixels en 3D) des extrema locaux. Notons que différentes configurations d'horizons correspondent à différentes sortes de zones sismiques. Parmi celles-ci, une *zone sourde* est une zone où le signal est peu marqué et donc très entaché par le bruit. Mais, le bruit peut se présenter sous différents types (bruit penté, bruit non-structuré, bruit en rideau, phénomènes d'ombrages, etc [Dar06]) partout dans le bloc. Un événement d'une grande importance en terme d'interprétation structurale est la *faille sismique*. Une faille correspond au glissement d'un groupe d'horizons résultant de forces de cisaillement (plus de détails sur le type de failles dans [Dar06]).

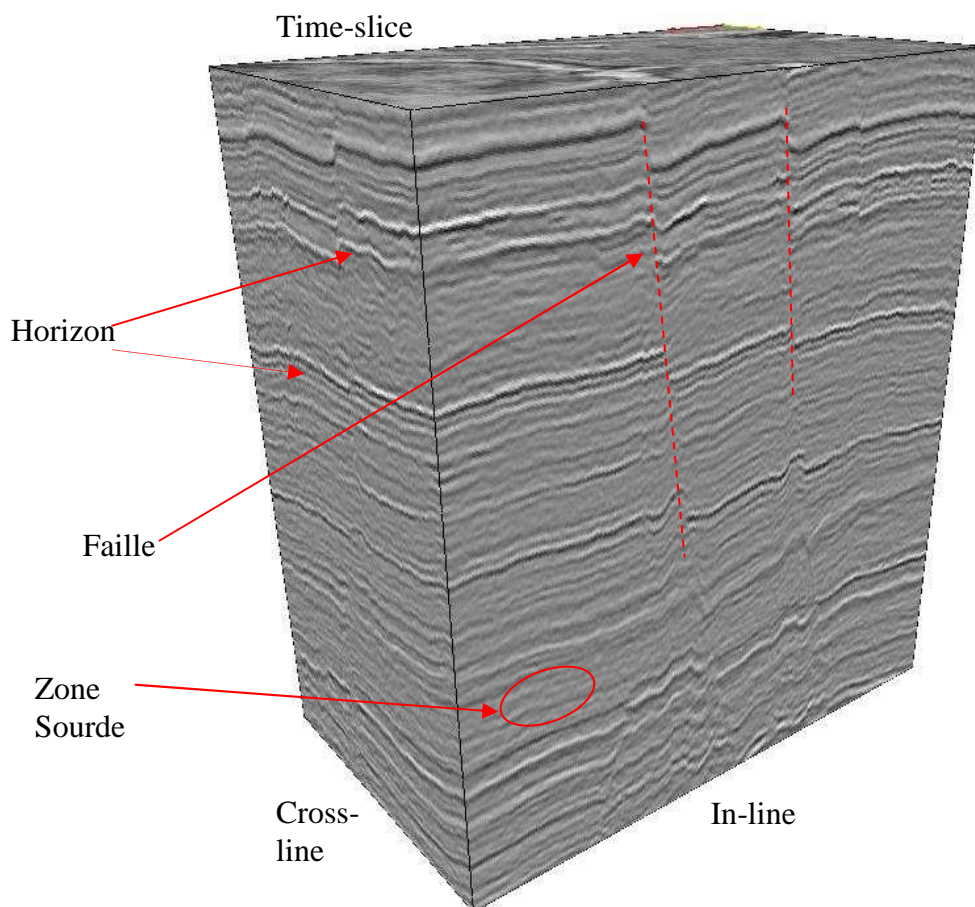


Figure 4.2 : Bloc sismique 3D.

L'objectif d'un filtrage de ces données est de faciliter la tâche du géologue en diminuant l'impact des bruits d'acquisition. L'opération de filtrage ne doit en aucun cas altérer les structures présentes dans la donnée. Les méthodes que nous avons développées ont donc pour but le rehaussement de l'information contenue dans le bloc tout en assurant la préservation des événements sismiques [Lav07]. Le filtrage concerne un seul bloc sismique sans tenir compte des autres blocs représentant la même zone du sous-sol. En ce qui concerne l'objectif de la fusion des blocs acquis par la technique MAZ, il ne s'éloigne pas de l'objectif général de la fusion : il s'agit de détecter et de combiner les informations pertinentes contenues dans chacun des blocs pour aboutir à un résultat de meilleure qualité. Ici, l'information pertinente considérée est l'événement sismique et plus précisément la faille.

Nous illustrerons le comportement de nos modèles de fusion dédiés aux données sismiques et mesurerons de manière objective leur efficacité sur un ensemble de blocs de données obtenus par synthèse.

L'objectif poursuivi pour générer ces blocs de synthèse est d'y retrouver les caractéristiques importantes d'un bloc réel en simulant par exemple la présence d'une structure composée d'horizons parfois interrompus par des failles. Par exemple, le bloc de synthèse présenté dans la figure 4.3 est constitué d'un empilement d'horizons (de profil sinusoïdal) perturbés par deux failles verticales et une faille horizontale. Si il est peu probable de retrouver une faille horizontale dans un bloc sismique réel, cette configuration représente un cas extrême que nous chercherons à étudier. La préservation de ce type de faille permettra de démontrer que nos modèles ne privilégient pas une orientation particulière des failles et qu'ils sont insensibles aux rotations des blocs.

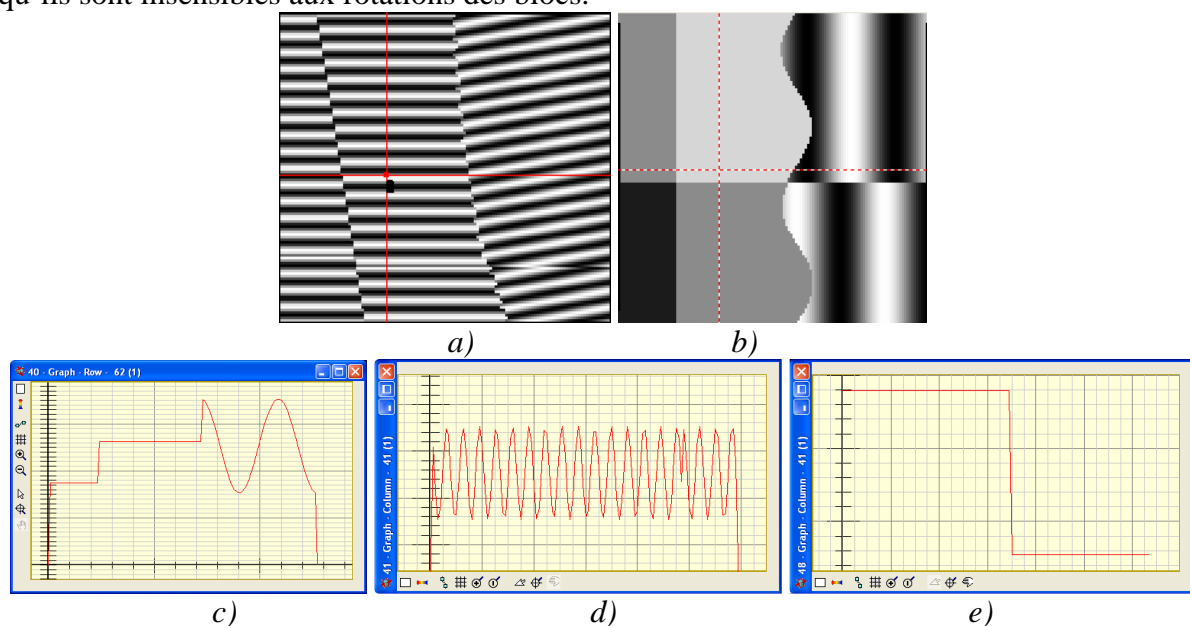


Figure 4.3 : Bloc de synthèse a) vue frontale (Slice 63) ; b) vue de dessus (Slice 77) ; Profil 1D du voxel pointé en rouge: Profil c) ligne ; d) colonne ; e) profondeur

Les failles correspondent à des échelons de niveau de gris visible sur des profils 1D verticaux ou horizontaux (Fig. 4.3c,d et e).

Pour permettre l'évaluation de différentes approches ces blocs de synthèse non-bruités vont servir de blocs de référence. Cependant, dans le but d'approximer les données sismiques réelles, ils seront dégradés par des effets de flou et par ajout de bruit. Pour évaluer une opération de diffusion, un bloc synthétique sera uniquement corrompu par ajout de bruit. En ce qui concerne la fusion, le bloc de synthèse subira un lissage isotrope dans différentes zones pour obtenir deux ou plusieurs blocs à fusionner. Ces blocs partiellement flous seront également bruités.

4.2 Méthodes de diffusion dédiées aux données sismiques

4.2.1 Filtrage adaptatif et diffusion sectorielle pour les données sismiques

Dans la littérature géophysique consacrée au filtrage des données de réflexion, la plupart des méthodes relèvent du filtrage adaptatif 2D : l'objectif est la prise en compte de la connaissance a priori des données pour adapter le support de filtrage. Certaines méthodes modifient la forme, la taille, ou même la position du support à partir d'informations extraites de la région de l'image considérée. L'Orientation Adaptive Gaussian Filter proposé par Bakker et al. [BVV99] consiste à adapter la forme d'un masque gaussien bidimensionnel orienté selon les horizons. O'Malley et Kakadiaris [OmK04] proposent d'adapter l'élongation du filtre à l'anisotropie locale. Le Gaussian Laplacian Like Enhancement [GBMK98] repose sur une approche voisine mais qui minimise le poids des pixels dont le niveau de gris s'éloigne de celui du pixel courant. Enfin, Bakker propose le Generalized Kuwahara Filter [Bak02] qui permet un décalage du support de filtrage pour prévenir le lissage à travers les discontinuités.

D'autres méthodes de filtrage dédiées à la sismique ont été proposées. La *Non-separable 2D Complex Lapped Transform* est une approche fondée sur l'emploi d'un banc de filtres [GDD05]. Enfin, citons les travaux menés au sein du LASIS par Brahim Aksasse et Yannick Berthoumieu qui, en assimilant les données de réflexion à un mélange de structures orientées complétées d'une composante purement aléatoire, abordent le filtrage comme un problème de modélisation paramétrique et proposent un filtre fréquentiel approprié [ASBN06].

Ces méthodes de filtrage adaptatif ont été étudiées au sein de notre équipe par Régis Dargent, qui les a comparées à sa méthode de diffusion anisotrope : Sector Based Diffusion Filter (SBDF). Les études présentées dans sa thèse [Dar06] relèvent une meilleure performance pour le filtre SBDF [DLGB04] dont nous présentons succinctement le principe :

Sector Based Diffusion Filter (SBDF)

La méthode SBDF [DLGB04] consiste à intégrer l'information de l'orientation de la structure au voisinage du voxel courant (noté ici par $\mathbf{x}_0=(x,y,z)$) pour opérer préférentiellement la diffusion selon la direction des horizons. Cette information est obtenue en utilisant soit l'ACP des gradients soit le tenseur de structure. Donc, encore une fois (cf 3DTD), la donnée sismique est considérée comme étant localement planaire.

L'information d'orientation est utilisée pour diviser le voisinage du voxel considéré en trois zones :

- la zone \mathbf{Z}_t située de part et d'autre du plan tangent (défini par les 2ème et 3ème vecteurs propres du tenseur de structure) : les voxels de cette zone sont supposés appartenir à la même structure que le voxel central.
- la zone \mathbf{Z}_n située autour de la normale : les voxels de cette zone sont supposés appartenir à une structure différente.
- les autres voxels du voisinage appartiennent à une zone « inerte » \mathbf{Z}_i .

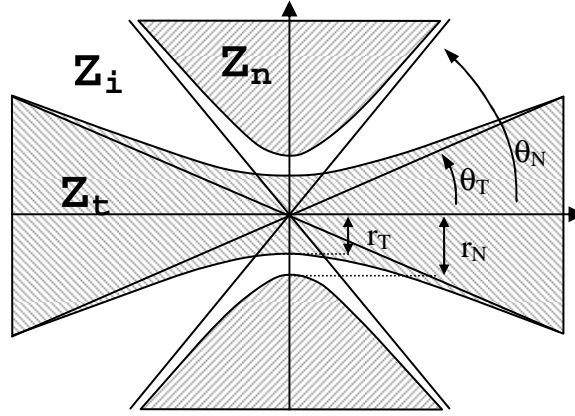


Figure 4.4 : Découpage du voisinage (le plan tangent est supposé ici horizontal) - représentation 2D du support de calcul 3D

Les zones correspondent à des ouvertures angulaires (respectivement en dessous de θ_T pour la zone tangente - Z_t et supérieure à θ_N pour la zone normale - Z_n). Pour prendre en compte l'épaisseur des structures des paramètres supplémentaires sont ajoutées. Un rayon r_T définissant l'épaisseur de la zone tangente au niveau du pixel central et un rayon r_N de distance minimale à la structure voisine.

La construction du filtre de diffusion sectorielle repose sur une extension 3D du modèle Perona-Malik. L'équation de diffusion est adaptée au découpage du voisinage en associant un coefficient de diffusion $c(\mathbf{x})$ à chaque voxel en fonction de son appartenance à une des trois zones :

$$U^{t+1}(\mathbf{x}_0) = U^t(\mathbf{x}_0) + dt \cdot \sum_{\mathbf{x} \in \nu(\mathbf{x}_0)} \frac{c(\mathbf{x}) |g(|U^t(\mathbf{x}_0) - U^t(\mathbf{x})|)(U^t(\mathbf{x}_0) - U^t(\mathbf{x}))|}{\|\mathbf{x}_0 \mathbf{x}\|} \quad (4.1)$$

avec $\begin{cases} c(\mathbf{x}) > 0 \text{ pour } \mathbf{x} \in Z_t \\ c(\mathbf{x}) < 0 \text{ pour } \mathbf{x} \in Z_n \\ c(\mathbf{x}) = 0 \text{ pour } \mathbf{x} \in Z_i \end{cases}$

L'équation de diffusion est donc utilisée de manière classique dans la zone tangente : un lissage est effectué, la fonction de diffusion g permettant de préserver les discontinuités importantes (faille, changement brusque de pendage,...). Dans la zone normale, le coefficient de diffusion étant négatif, le processus de diffusion est inversé (backward diffusion) induisant un rehaussement dans la direction normale aux structures.

Pour réduire le coût calculatoire, l'idée est de diminuer le nombre d'itérations en étendant le voisinage sur lequel porte la diffusion à chacune des itérations. Une autre amélioration apportée par ce modèle est l'adaptation du seuil K de la fonction g à la dynamique locale. Sachant que la dynamique locale est fortement variable au sein d'un bloc sismique, le seuil K est défini comme un pourcentage de cette dynamique locale dans le voisinage de chaque voxel.

Mais, l'apport essentiel dans la préservation des failles, inspirée par les travaux de Bakker, est de rechercher le support contenant le point courant qui maximise une mesure de présence de faille. Plus de détails sur les poids $c(\mathbf{x})$ et le support cohérent peuvent être consultés en [Dar06][Lav07].

Les nombreux paramètres à régler (pas de discrétisation, seuil K , angles d'ouvertures, rayons, support du calcul) et l'inexistence d'un jeu de paramètres par défaut donnant un

résultat satisfaisant indépendamment du bloc traité, rendent le modèle SBDF difficile à manipuler par des non experts. Un autre aspect négatif est la grande variabilité des résultats pour de faibles variations de la valeur des paramètres. Pour ces raisons, nous n'utiliserons pas, dans la suite, cette méthode comme méthode de référence.

4.2.2 Seismic Fault Preserving Diffusion (SFPD)

L'approche présentée dans cette section est fondée sur le modèle tensoriel de diffusion [Wei99] ; en utilisant un formalisme proche de celui de Weickert, nous proposons un nouveau modèle spécifiquement adapté aux données sismiques [LPD⁺06] [LPG⁺07].

4.2.2.1 Modèles CED 3D

La généralisation du modèle 2D – Coherence Enhancing Diffusion (section 2.5.1) est proposée par Weickert [Wei99]. Rappelons l'équation générale du modèle qui s'entend directement au cas 3D (sans les conditions initiales et aux limites) :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = \text{div}[D(|\nabla U|)\nabla U] \quad (4.2)$$

Comme dans le cas 2D, pour construire la matrice de diffusion D , Weickert s'appuie sur le tenseur de structure défini, en 3D, par :

$$J_\rho(\nabla U_\sigma) = K_\rho * \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial U_\sigma}{\partial x}\right)^2 & \frac{\partial U_\sigma}{\partial x} \frac{\partial U_\sigma}{\partial y} & \frac{\partial U_\sigma}{\partial x} \frac{\partial U_\sigma}{\partial z} \\ \frac{\partial U_\sigma}{\partial x} \frac{\partial U_\sigma}{\partial y} & \left(\frac{\partial U_\sigma}{\partial y}\right)^2 & \frac{\partial U_\sigma}{\partial y} \frac{\partial U_\sigma}{\partial z} \\ \frac{\partial U_\sigma}{\partial x} \frac{\partial U_\sigma}{\partial z} & \frac{\partial U_\sigma}{\partial y} \frac{\partial U_\sigma}{\partial z} & \left(\frac{\partial U_\sigma}{\partial z}\right)^2 \end{pmatrix} \quad (4.3)$$

Le tenseur est un outil puissant de caractérisation des structures locales au travers de ses vecteurs et valeurs propres. Les vecteurs propres $(\vec{v}_1, \vec{v}_2, \vec{v}_3)$ sont associés aux trois valeurs propres rangées par ordre décroissant $(\mu_1 \geq \mu_2 \geq \mu_3)$. \vec{v}_1 est le vecteur normal aux structures. Il peut être interprété comme le vecteur gradient moyen. \vec{v}_3 indique l'orientation présentant le plus faible contraste et \vec{v}_2 le contraste maximal dans le plan tangent aux structures. Notons que la décomposition du tenseur fournit les 3 orientations, mais sans un sens (direction) précis. Ainsi, par exemple, le premier vecteur donnant l'orientation du plus grand contraste, peut aussi bien pointer vers la région lumineuse ou vers la région sombre.

Le tenseur de structure étant symétrique, semi défini positif, les valeurs propres sont réelles et positives. Le calcul des valeurs propres du tenseur 3*3 revient à résoudre une équation de degré 3. Pour cela, nous avons adopté la méthode de Cardan, décrite dans l'Annexe 2. Ensuite pour chaque valeur propre nous avons déterminé le vecteur propre correspondant. Les équations explicites du calcul sont fournies dans la même annexe.

Rappelons aussi que les trois vecteurs propres sont ensuite orthonormés :

$$\vec{v} \rightarrow \begin{bmatrix} \frac{v_x}{|\vec{v}|} & \frac{v_y}{|\vec{v}|} & \frac{v_z}{|\vec{v}|} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \frac{v_x}{\sqrt{v_x^2 + v_y^2 + v_z^2}} & \frac{v_y}{\sqrt{v_x^2 + v_y^2 + v_z^2}} & \frac{v_z}{\sqrt{v_x^2 + v_y^2 + v_z^2}} \end{bmatrix}^T \quad (4.4)$$

Une fois déterminés les valeurs et vecteurs propres du tenseur de structure, la matrice de diffusion D est à son tour calculée. L'idée est de conduire le processus de diffusion selon les vecteurs du tenseur. L'intensité de la diffusion le long de chacun des vecteurs propres est ensuite définie par les valeurs propres de D . Ainsi, la matrice de diffusion s'écrit :

$$D = \begin{pmatrix} \vec{v}_1 & \vec{v}_2 & \vec{v}_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vec{v}_1 \\ \vec{v}_2 \\ \vec{v}_3 \end{pmatrix} \quad (4.5)$$

La discrétisation du modèle continu (éq. 4.1) en 3D, qui s'appliquera pour l'ensemble des approches proposées dans cette section fait l'objet de l'Annexe 1 et est également détaillée dans [Pop04].

Dans le cas 3D, comme dans le cas nD, Weickert propose une diffusion orientée principalement dans la seule direction du plus faible contraste. En conséquence, les deux premières valeurs propres de D sont en général sensiblement plus faibles que la troisième.

Le système proposé dans le cadre de la CED est :

$$\begin{cases} \lambda_1 = \lambda_2 = \alpha \\ \lambda_3 = \begin{cases} \alpha, & \text{si } coh_w = 0 \\ \alpha + (1 - \alpha) \exp\left(-\frac{C}{coh_w}\right), & \text{si } coh_w \neq 0 \end{cases} \end{cases} \quad (4.6)$$

où α représente le niveau de diffusion autorisé le long des directions de plus fort contraste ($\alpha \approx 0$ et $\alpha > 0$).

coh_w mesure la cohérence de l'orientation 3D :

$$coh_w = (\mu_1 - \mu_2)^2 + (\mu_1 - \mu_3)^2 + (\mu_2 - \mu_3)^2 \quad (4.7)$$

C est une constante déjà présente dans le modèle 2D présenté au chapitre 2. Elle est là encore, fixée en général à 1. Lorsque la structure est cohérente ($coh_w \gg C$), la diffusion est principalement effectuée le long de \vec{v}_3 ($\lambda_3 \approx 1$). Pour une structure isotrope ($k \rightarrow 0$), le coefficient de diffusion le long des trois directions est égal à α .

Ce choix des valeurs propres tend à privilégier les structures 1D ; pour cette raison, nous le baptiserons par la suite : modèle CED 1D.

Un autre système favorisant la diffusion de structures 2D peut s'avérer précieux dans le cas de l'imagerie sismique, notamment dans le cadre du filtrage des horizons (assimilés à des plans). Un tel résultat peut être obtenu avec le système des valeurs propres :

$$\begin{cases} \lambda_1 = \alpha \\ \lambda_2 = \lambda_3 = \begin{cases} \alpha, & \text{si } coh_w = 0 \\ \alpha + (1 - \alpha) \exp\left(-\frac{C}{coh_w}\right), & \text{si } coh_w \neq 0 \end{cases} \end{cases} \quad (4.8)$$

Pour définir ce nouveau système, nous avons gardé la même logique que celle utilisée pour la CED 1D. Ce modèle sera baptisé CED 2D. Quel que soit le système de valeurs propres, la construction de la matrice D reste identique (équation 4.4).

Ainsi, si pour la CED 1D, la diffusion s'opère le long des structures filaires (ou courbes de niveaux), dans le cas de la CED 2D, les forces de diffusion dans les directions \vec{v}_2 et \vec{v}_3 , qui génèrent le plan tangent (T) à la surface, sont égales entre elles. Les régions isotropes sont, elles, traitées de manière similaire par les deux systèmes,

Le fonctionnement des deux approches est illustré à la figure 4.5. Les structures filaires sont caractérisées par deux fortes valeurs propres du tenseur et les surfaces homogènes par une seule valeur propre importante.

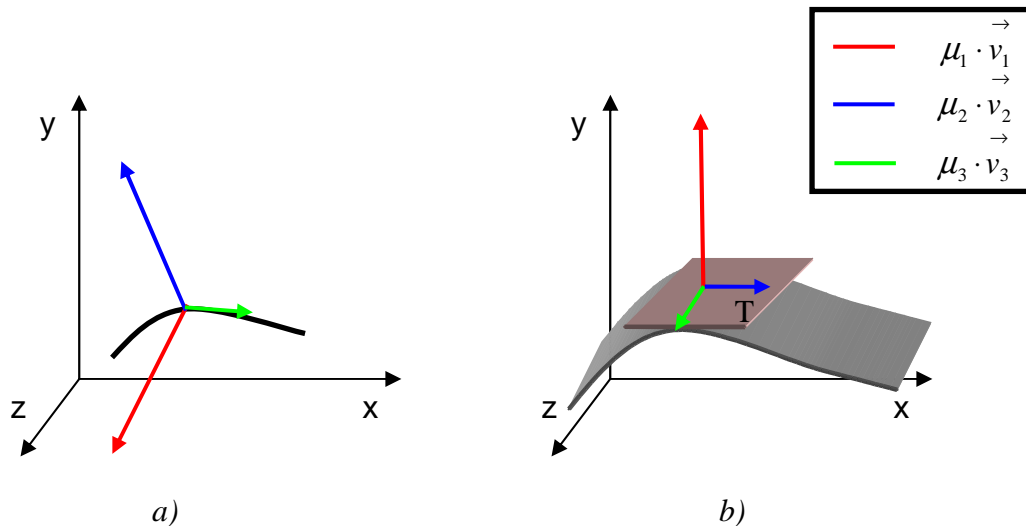


Figure 4.5 : Structures 3D et vecteurs propres non-normalisés spécifiques.
a) Courbures de niveaux prises en compte par CED 1D
b) Surfaces homogènes prises en compte par CED 2D

Dans la suite de cette section, nous proposons un système original adapté au traitement des blocs de données sismiques permettant de prendre en considération simultanément les deux cas traités indépendamment par le CED 1D et CED 2D [PLTB07].

Les blocs sismiques présentent des structures planaires (horizons) parfois interrompues par des failles qui conduisent ainsi à la création de structures 1D au niveau de l'intersection de l'horizon et du plan de faille. Cette approche fondée sur le modèle généralisé de Weickert permet donc de lisser les données sismiques tout en préservant les failles.

Le choix de la dimension du lissage (lissage 1D ou 2D) doit donc s'opérer en fonction de la présence de faille dans le voisinage du voxel courant. Dans un premier temps, nous évoquons les opérateurs permettant de détecter les régions faillées.

4.2.2.2 Mesure de confiance pour les données sismiques 3D

La présence d'une faille dans un bloc sismique peut être assimilée à une rupture brutale d'orientation. Dès lors, une manière de détecter les failles consiste à définir une mesure sur l'homogénéité de l'orientation au voisinage d'un voxel. Parmi l'ensemble des mesures proposées dans la littérature [Rao90], certaines sont fondées sur la comparaison des valeurs propres du tenseur d'orientation [Bak02][Don99].

Considérons des structures linéaires pouvant être caractérisées par leur orientation et leur dimension. Dans le cas 3D, deux types de structures apparaissent :

- structure de type "plan" (2D) – invariance suivant deux dimensions ; une dimension normale,
- structure de type "ligne" (1D) – invariance suivant une dimension ; deux dimensions normales aux structures.

Pour simplifier, nous pouvons assimiler les blocs sismiques à des empilements d'horizons pratiquement parallèles coupés localement par des failles. Par suite, en absence de faille, les horizons peuvent clairement être assimilés à des structures planaires (du moins localement) ; le tenseur de structure associé possédera alors une valeur propre élevée correspondant au vecteur normal au plan et deux valeurs propres proches de 0. Au voisinage d'une faille, le désordre apparaît suivant deux directions induisant deux fortes valeurs propres au niveau du tenseur de structure.

En se fondant sur cette constatation, Bakker [Bak02] propose deux mesures permettant de caractériser les structures 1D et 2D :

$$C_{plane} = \frac{\mu_1 - \mu_2}{\mu_1 + \mu_2} \quad C_{line} = \frac{\mu_2 - \mu_3}{\mu_2 + \mu_3} \quad (4.9)$$

Une mesure de confiance de la présence d'une faille peut ensuite être déduite :

$$C_{fault} = C_{line}(1 - C_{plane}) \quad (4.10)$$

Cette mesure permet une discrimination des zones localement planaires et des zones faillées. Elle prend ses valeurs dans l'intervalle [0;1], où 1 indique la présence avérée d'une faille et 0 indique l'absence de faille dans la zone de recherche. La zone de recherche se réduit à la taille du noyau gaussien K_ρ du tenseur de structure.

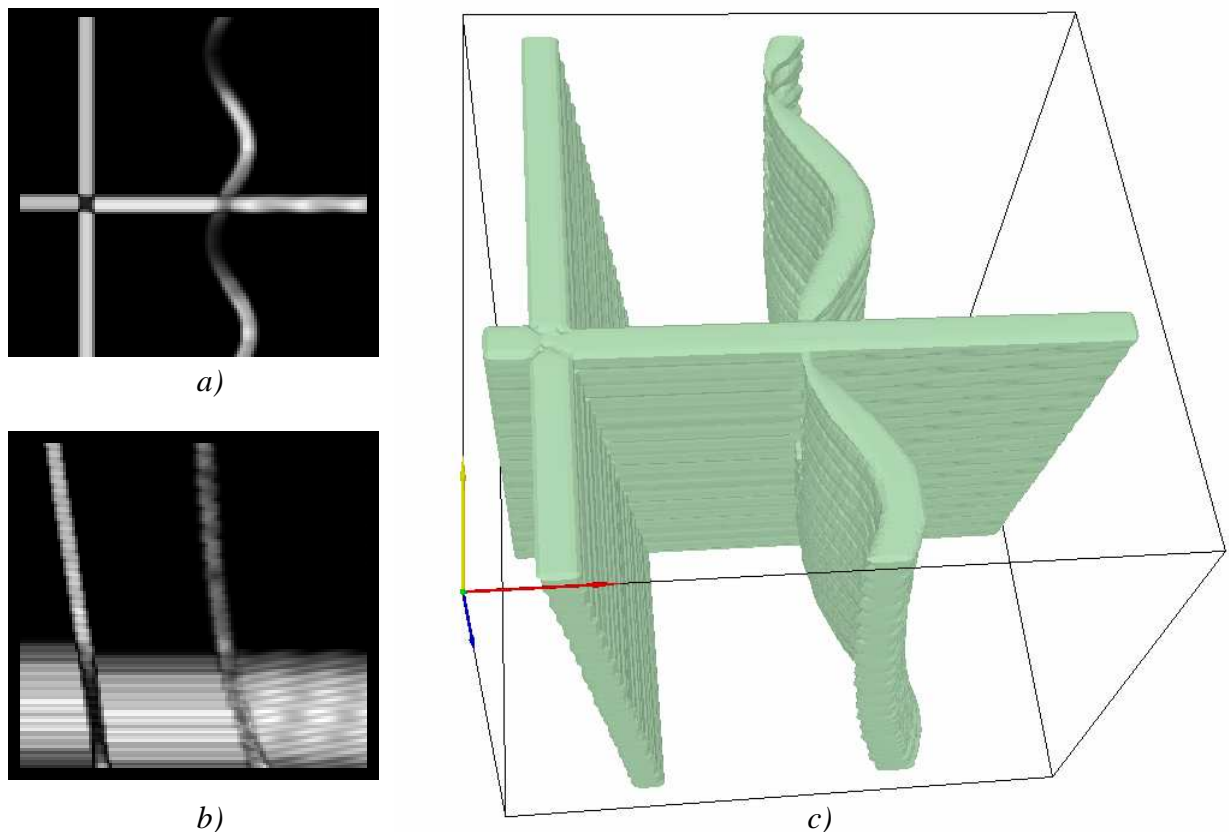


Figure 4.6 : C_{fault} visualisation : a) Section 2D – Top 77 b) Section 2D – Front 63
c) Bloc 3D- segmentation des zones faillées ($C_{fault} > 0,05$)

Par exemple, pour le bloc de synthèse de la figure 4.3, la mesure C_{fault} est représentée dans la figure 4.6 par deux sections 2D (front et top) et par une visualisation 3D.

Dans la visualisation 3D nous avons représenté seulement les voxels ayant des valeurs C_{fault} supérieures au seuil $\tau = 0.05$.

Un seuil assez bas s'impose car en pratique, même pour un bloc 3D non-bruité et des failles clairement définies, la mesure C_{fault} reste relativement éloignée de la valeur 1. Une des raisons en est le contraste présent le long du troisième vecteur propre. Cela est dû à la perturbation du système de vecteurs propres du tenseur au voisinage d'une faille : si des orientations multiples non-orthogonales se croisent (comme c'est souvent le cas pour des failles qui fracturent un empilement d'horizons), le premier vecteur propre du tenseur indique une orientation biaisée. Une amélioration possible est d'employer des opérateurs d'orientations multiples (IRON [MDL⁺07]) pour déterminer précisément la direction de faille.

Néanmoins, comme on peut l'observer dans la pratique (Fig. 4.6 ou section résultats 1.2.1.4), l'utilisation du tenseur de structure est une approche relativement satisfaisante dans le cas de données faiblement bruitées.

4.2.2.3 Le modèle CED adapté aux données sismiques (SFPD)

L'approche que nous proposons [LPD⁺06][LPG⁺07] pour adapter le modèle tensoriel aux données sismiques consiste à introduire un processus intelligent de bascule entre les deux types de systèmes décrits dans les sections précédentes : nous chercherons à obtenir un processus de diffusion 1D au voisinage des failles, et un processus de lissage 2D le long des horizons.

Donc, le système de choix pour les valeurs propres est :

$$\begin{aligned} \lambda_1 &= \alpha \\ \lambda_2 &= \lambda_3 - (\lambda_3 - \lambda_1)h(C_{fault}) \\ \lambda_3 &= \begin{cases} \alpha & \text{si } k = 0 \\ \alpha + (1 - \alpha) \exp\left(\frac{-C}{k}\right) & \text{sinon} \end{cases} \end{aligned} \quad (4.11)$$

où $h(s)$ est une fonction continue monotone croissante à valeur dans $[0;1]$. Nous proposons l'utilisation de la fonction sigmoïdale introduite par Terebes [Ter04] :

$$h_\tau(s) = \frac{\tanh[\gamma(s - \tau)] + 1}{\tanh[\gamma(1 - \tau)] + 1} \quad (4.12)$$

La fonction h permet de contrôler les transitions entre zone faillée ou non ; τ est le seuil, $\tau \in [0;1]$ et $\gamma > 0$ est la pente de passage (Voir la figure 4.7). La valeur propre λ_2 dépend continûment de la mesure C_{fault} et prend ses valeurs entre λ_1 (au voisinage d'une faille) et λ_3 (lorsque $C_{fault} \rightarrow 0$).

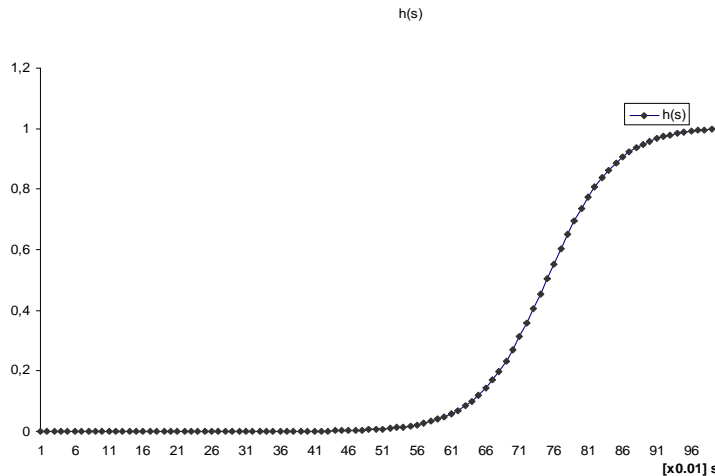


Figure 4.7 : Fonction sigmoïdale avec $\tau = 0.75$ $\gamma = 10$

Ainsi, au voisinage des failles ($h(C_{fault}) \rightarrow 1$), le processus de diffusion sera effectué seulement selon la direction du 3^{ème} vecteur propre, modulé par la valeur non nulle λ_3 , les autres valeurs étant proches de 0 ($\lambda_1 = \lambda_2 = \alpha$). Ce lissage directionnel 1D permet d'interdire le lissage à travers la faille. Au contraire, dans les régions planaires pour lesquelles $h(C_{fault}) \rightarrow 0$, la diffusion s'opère le long de les deux vecteurs propres \vec{v}_2 et \vec{v}_3 et est modulée par les valeurs $\lambda_2 \cong \lambda_3 \rightarrow 1$.

Un autre aspect positif de l'introduction de la fonction sigmoïdale dans notre modèle est la possibilité de retrouver intégralement les deux modèles de Weickert. Par exemple pour un seuil τ négatif la fonction $h(C_{fault})$ devient constante égale à 1 ce qui conduit à $\lambda_1 = \lambda_2$ donc au modèle CED 1D. Suivant le même raisonnement pour $\tau > 1$ le modèle CED 2D est obtenu.

Weickert propose de fixer le paramètre α à une valeur positive proche de 0 pour assurer la stabilité du schéma numérique. Ce paramètre peut éventuellement prendre des valeurs négatives, ce qui permet d'introduire des phénomènes de rehaussement : le modèle aura alors un comportement similaire à celui d'un filtre de choc dans la direction normale et parfois dans la direction de deuxième vecteur. Il est bien entendu que tout paramétrage induisant un rehaussement doit être réalisé avec précaution.

Le comportement et les différences entre ces trois modèles peuvent être illustrés dans le cas de données synthétiques affectées par un fort bruit.

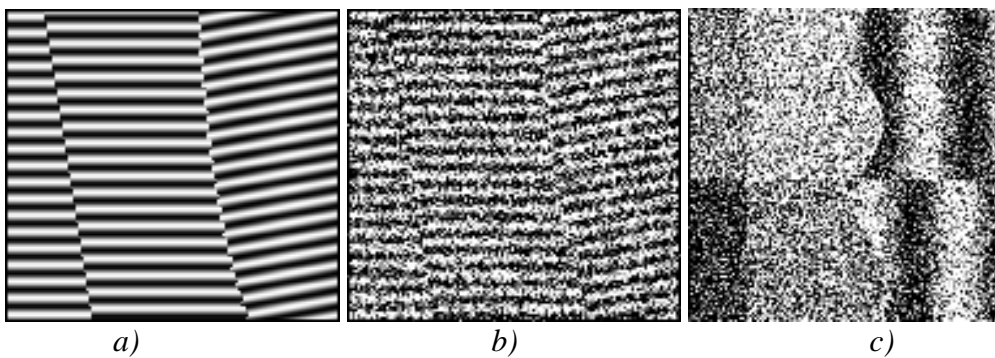


Figure 4.8 : a) Bloc de synthèse présentant 2 failles croisées ; b) le bloc bruité correspondant

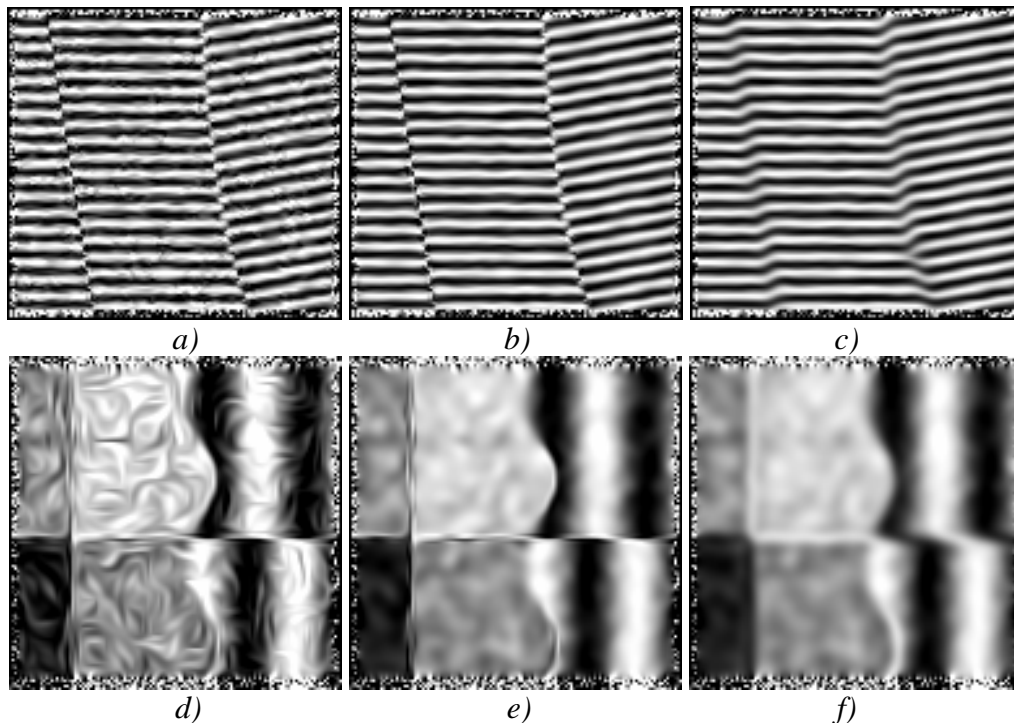


Figure 4.9 : a) Résultats comparés des approches tensorielles 3D : bloc traité par le CED 1D: (a) vue frontale (d) vue de dessus ; bloc traité par notre approche: (b) vue frontale (e) vue de dessus ; bloc traité par le CED 2D: (c) vue frontale (f) vue de dessus

Nous présentons des résultats permettant d'illustrer l'efficacité de notre approche adaptative de préservation des failles en comparaison avec les approches CED de Weickert.

Partant de l'image synthétique présentée à la figure 4.8a, l'ajout d'un bruit gaussien d'écart type $\sigma_b=50$ correspondant à un SNR -3dB (Fig. 4.8b).

Les figures 4.9b et 4.9e montrent le bloc lissé par notre approche vu respectivement de face et de haut. Les résultats obtenus avec les modèles CED 1D et CED 2D sont illustrés de la même manière aux figures 4.9 a et 4.6==9 d et respectivement 4.9 c et 4.6=9 f. Le jeu de paramètres est identique pour les deux méthodes ($t=1.2, \sigma = 0.4, \rho = 1.2, \alpha = 10^{-4}, \tau = 0.3, \gamma = 10$). Comme nous pouvons le voir clairement dans la figure 4.6, notre modèle permet une bonne préservation des failles (par rapport à la CED 2D) tout en assurant un lissage efficace et ce, sans faire apparaître de fausse structure comme l'approche CED 1D a tendance à en produire (Fig. 4.9d).

Dans la section suivante, un plan d'expérience sur plusieurs blocs de synthèse permet de mettre en évidence la supériorité de notre approche par rapport aux modèles CED.

4.2.2.4 Résultats expérimentaux

15 blocs sismiques de synthèse ont été générés à partir d'un pavage de Voronoï 3D [Dar06] (128*128*64 voxels). Les régions sont composées de pavages de différentes fréquences selon un profil sinusoïdal. Les zones d'intersection entre ces pavages simulent des zones de failles. Dans les figures 4.10 a, 4.12 a, 4.11 a, nous illustrons respectivement deux vues du face (in-line) et une vue de dessus (time-slice) des différents blocs.

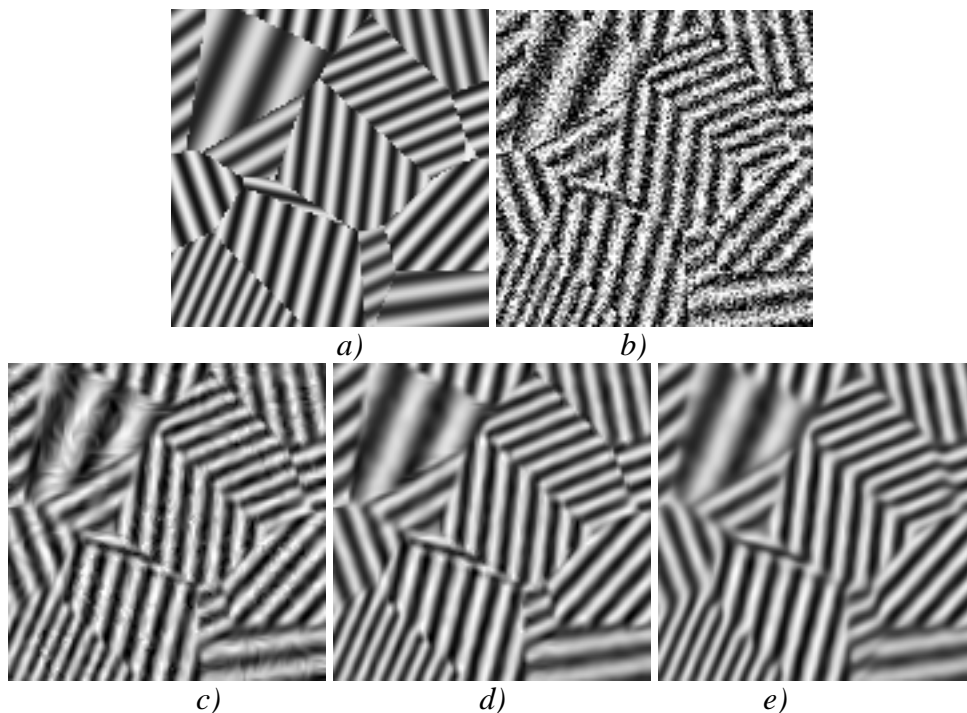


Figure 4.10 : Diffusion sur le bloc bruité 2 appartenant au set 1dB (vue frontale):
a) bloc non-bruité ; b) bloc bruité avec $SNR=1dB$;
Résultats : c) CED-1D ; d) SFPD ; e) CED-2D

Pour évaluer les performances en terme de réduction du bruit et de préservation des failles, les blocs originaux ont été corrompus avec différents niveaux de bruit. Ainsi, trois ensembles de blocs correspondants aux niveaux du rapport signal-bruit (SNR) : 1dB, 4dB et 9dB ont été générés. Notons que le SNR est défini par :

$$SNR(U_{ref}, U_b) = 10 \log_{10} \frac{\sigma^2(U_{ref})}{\sigma^2(U_{ref} - U_b)} \quad (4.13)$$

Chaque bloc est traité par notre méthode et par les deux méthodes CED. Pour chaque ensemble, nous avons utilisé le même paramétrage pour les 3 méthodes considérées. Ainsi les paramètres fixes sont: $dt=0.1, \sigma=1, \rho=2, \alpha=10^{-4}$, le nombre d'itérations dépendant du niveau de bruit : respectivement 24, 16 ou 8 itérations pour 1dB, 4dB et 9dB. Enfin, les deux paramètres propres à la méthode SFPD ont été choisis identiques pour tous les tests : $\tau=0.05$ et $\gamma=10$.

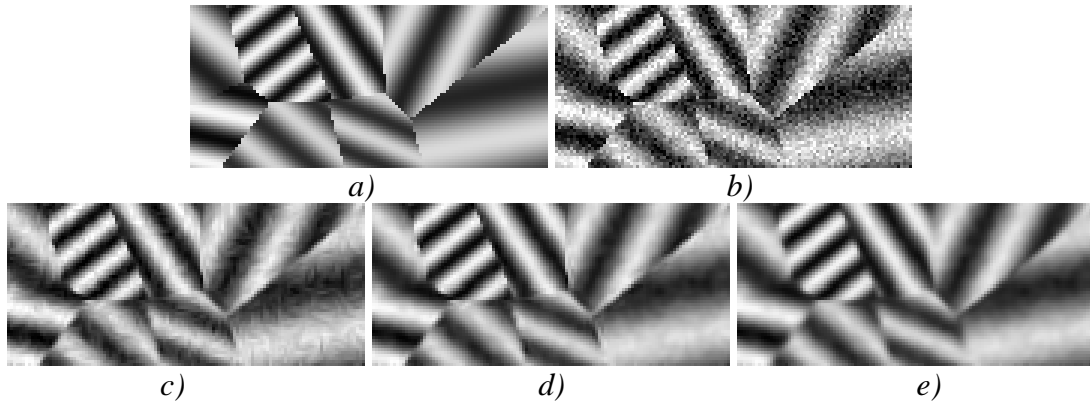


Figure 4.11 : Résultat de diffusion sur un bloc bruité (9dB - vue time slice) :
a) bloc non-bruité ; b) bloc bruité avec SNR=9dB;
Résultats : c) CED-1D ; d) SFPD ; e) CED-2D

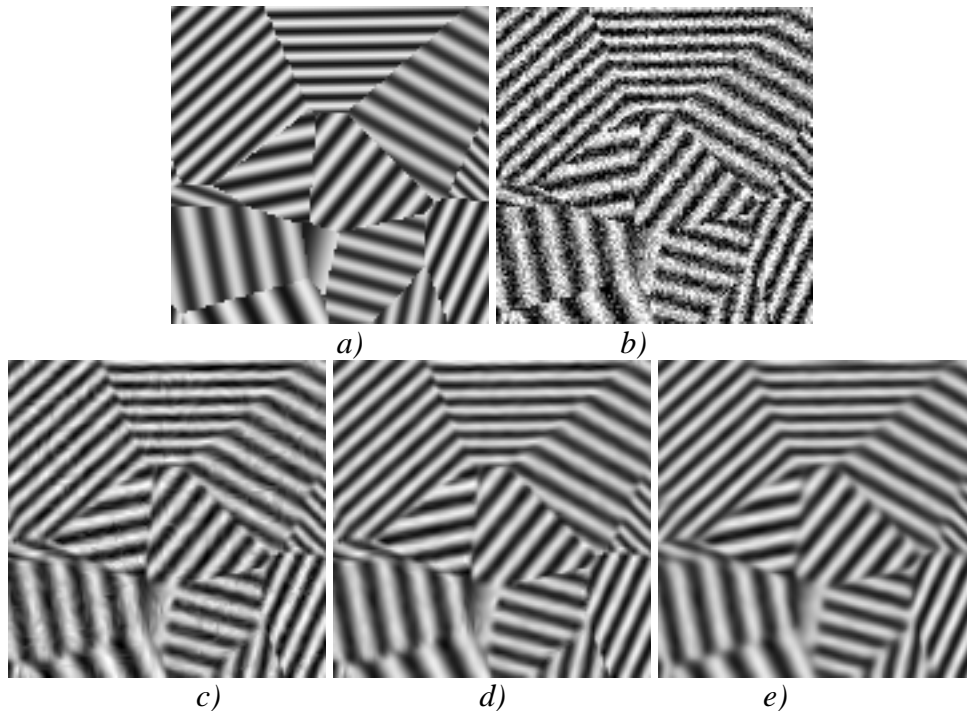


Figure 4.12 : Résultat de diffusion sur un bloc bruité (4dB - vue inline) :
a) bloc non-bruité ; b) bloc bruité avec SNR=4dB;
Résultats : c) CED-1D ; d) SFPD ; e) CED-2D

Les performances des méthodes en terme de filtrage sont mesurées par le *PSNR* (peak-signal-noise-ratio), qui permet de quantifier les similarités entre chaque bloc de synthèse non-bruité (U_{ref}) et la version débruitée (U_I) :

$$PSNR(U_{ref}, U_t) = 20 \log_{10} \left(\frac{\max U_{ref} - \min U_{ref}}{RMSE(U_{ref}, U_t)} \right) \quad (4.14)$$

Dans un premier temps, le bloc de synthèse non-bruité est segmenté en deux régions : « faille » et « non faille ». Cette segmentation est réalisée par un seuil sur la mesure C_{fault} . La figure 4.13 illustre ce principe sur une image du C_{fault} et le résultat de la segmentation. Cette segmentation est utile pour mieux comprendre le comportement de chaque méthode en fonction de la région considérée.

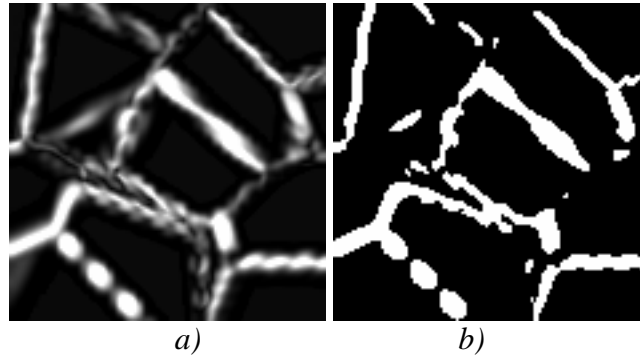


Figure 4.13 : a) C_{fault} sur un bloc de synthèse non-bruité (vue inline);
b) Carte binaire (fault – non-fault) obtenue par seuillage

Ainsi, pour chaque bloc traité, le $PSNR$ global et le $PSNR$ correspondant aux deux régions peuvent être calculés. Le tableau 4.1 fournit les résultats moyens obtenus pour chaque niveau de bruit.

Tableau 4.1 : Les valeurs $PSNR$ moyennes pour chaque set (1dB, 4dB, 9dB)

Set-bloc	$PSNR(\text{dB})$									
	Bruité	Zone « Non-Faille »			Zone « Faille »			Global		
		1D	SFPD	2D	1D	SFPD	2D	1D	SFPD	2D
1dB	11.39	22.32	25.29	24.63	18.79	19.00	16.82	21.57	23.42	21.99
4dB	14.41	23.94	26.93	26.37	19.99	20.13	17.73	23.06	24.95	23.44
9dB	19.31	26.34	29.18	28.71	22.10	22.17	19.38	25.37	27.12	25.38

Le tableau 4.1 permet de mettre en évidence les bons résultats de notre approche SFPD par rapport aux deux versions de la CED. Cette constatation est en complet accord avec les différences constatées visuellement (Fig. 4.10-12). En particulier, de fausses structures apparaissent dans les blocs traités avec le modèle CED-1D (Fig. 4. 10-12c) Entraînant une chute du $PSNR$ pour les zones « non faille ». Contrairement au modèle CED-2D, les modèles SFPD et CED-1D préservent les failles et produisent des valeurs $PSNR$ comparables pour les régions « failles ». Finalement, le modèle que nous proposons est bien un modèle mixte entre CED-1D et CED-2D qui permet de tirer parti des points forts des deux approches.

Soulignons l'importance du paramètre τ pour le bon fonctionnement de la méthode. En jouant sur ce paramètre, il est possible de générer les différents types de diffusion : avec $\tau=0$, on retrouve le modèle CED-1D, et avec $\tau=1$, le modèle CED-2D. Pour cette raison, le modèle a été baptisé « CED- τ D » dans [PLTB07]. Notons également que les résultats présentés dans cette section ont été publiés dans cet article.

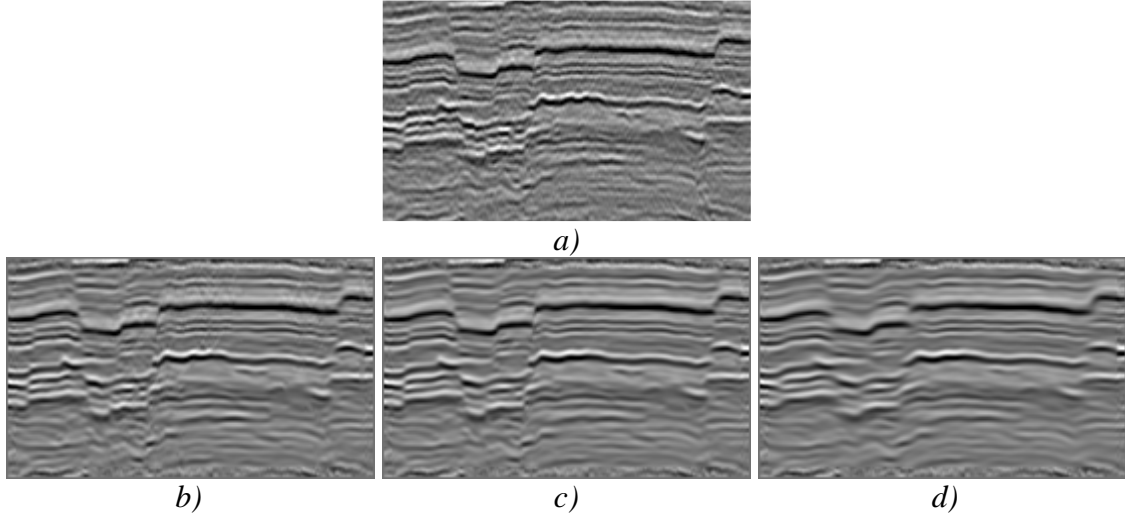


Figure 4.14 : a) Bloc sismique original (vue frontale)
 Résultats : b) CED-1D ; c) SFPD ; d) CED-2D

Les résultats obtenus sur les images de synthèse sont confirmés dans le cas d'images sismiques réelles. Le modèle SFPD permet à la fois une bonne préservation des failles, notamment en comparaison au modèle CED-2D et un filtrage correct des horizons en comparaison cette fois au modèle CED-1D. Notons que le même jeu de paramètres a été utilisé dans les 3 cas.

La méthode SFPD a fait l'objet, à ce jour, d'un transfert technologique vers notre partenaire industriel TOTAL. Le modèle est intégré au logiciel SISMAGE et est susceptible d'être utilisé sur les sites d'exploration.

4.2.3 3D Directional Diffusion (3D³)

Dans cette section, nous proposons une seconde approche baptisée « 3D Directional Diffusion » [PTB⁺05] dédiée au filtrage des données 3D. Cette approche est l'extension directe du filtre 1D de Terebes et al [Ter04][TLBB02]. L'extension est immédiate à travers l'équation suivante :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial \eta} [g^\eta (|U_{\sigma\eta}|) U_\eta] + \frac{\partial}{\partial \xi_1} [g^{\xi_1} (|U_{\sigma\xi_1}|) U_{\xi_1}] + \frac{\partial}{\partial \xi_2} [g^{\xi_2} (|U_{\sigma\xi_2}|) U_{\xi_2}] \quad (4.15)$$

Les trois directions orthogonales $\vec{\eta}, \vec{\xi}_1, \vec{\xi}_2$ représentent les trois vecteurs propres orthonormés du tenseur de structure (éq. 4.2). Pour rester dans un formalisme identique à celui proposé par Terebes et al [Ter04], nous utilisons ces notations, tout en remarquant que ces vecteurs sont identiques (à σ et ρ près) aux vecteurs décrits dans le modèle CED ($\vec{\eta} = \vec{v}_1, \vec{\xi}_1 = \vec{v}_2, \vec{\xi}_2 = \vec{v}_3$). Ainsi, l'ensemble des propriétés énoncées à propos des vecteurs du modèle CED (1.2.1.1) reste valable dans le cadre de ce modèle.

La quantité de diffusivité dans les 3 directions est modulée par l'argument de la fonction rationnelle de Perona et Malik (équation 2.6). L'argument est la valeur absolue de la dérivée directionnelle. Pour chacune des 3 directions, nous proposons une fonction identique g , mais différents seuils $K_\eta(t), K_{\xi_1}(t), K_{\xi_2}(t)$. Ces seuils sont choisis comme fonction linéaire décroissante du temps t . L'objectif est, pour t suffisamment grand, d'inverser le procédé de diffusion pour produire le rehaussement des structures dans les trois directions.

Les seuils initiaux, ainsi que le temps d'arrêt sont les paramètres qui influencent le résultat final du filtrage.

Sachant que la dérivée directionnelle a une valeur importante dans la direction du premier vecteur propre $\vec{\eta}$, le seuil initial $K_{\eta}(t=0)$ est choisi de manière à obtenir le rehaussement des structures. Cela est obtenu si le seuil est inférieur à la plupart des valeurs absolues de la dérivée. Dans les rares cas où une région homogène caractérisée par $|\nabla U| \rightarrow 0$ (soit $|U_{\eta}| \rightarrow 0$ et $|U_{\xi_1}| \rightarrow 0$ et $|U_{\xi_2}| \rightarrow 0$) est détectée, le processus devient essentiellement un processus de lissage.

Le long du plan tangent, défini par les vecteurs $\vec{\xi}_1, \vec{\xi}_2$, le modèle se comporte comme le filtre 1D/2D de Terebes :

- un lissage pour des valeurs $|U_{\xi_1}|$ et $|U_{\xi_2}|$ inférieures à leurs barrières respectives - $K_{\xi_1}(t), K_{\xi_2}(t)$
- un rehaussement des contours dans ce plan si $|U_{\xi_1}| > K_{\xi_1}(t)$.

En fonction de la donnée et du but recherché, les deux barrières de diffusion peuvent être fixées par $K_{\xi_1}(t) = K_{\xi_2}(t)$, soit par une relation du type $K_{\xi_1}(t) < K_{\xi_2}(t)$. Le premier cas correspond à des données présentant seulement des structures planaires ($|U_{\eta}| \gg |U_{\xi_1}| \cong |U_{\xi_2}|$), ce choix induisant un fort lissage dans le plan tangent aux structures. Le deuxième choix permet la prise en compte de structures filaires caractérisées par $|U_{\eta}| > |U_{\xi_1}| \gg |U_{\xi_2}|$, ce qui est le cas des failles sismiques. La diffusion est alors réalisée le long des structures 1D, tout en renforçant les contrastes dans les deux autres directions ($\vec{\eta}, \vec{\xi}_1$).

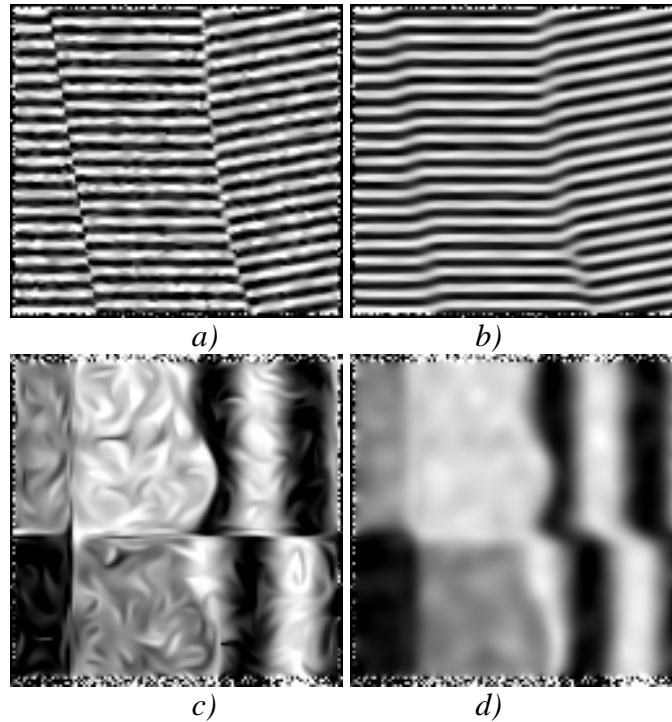


Figure 4.15 : Deux résultats extrêmes du filtre 3D3 obtenus avec le même jeu de paramètres et $K_{\xi_1}(t=0) = 0.1 * K_{\xi_2}(t=0)$ – a) In-line , c) Time slice
 $K_{\xi_1}(t=0) = 0.85 * K_{\xi_2}(t=0)$ – b) In-line , d) Time slice

En conclusion, le processus de diffusion opéré le long de la deuxième direction ($\vec{\xi}_1$ ou v_2) conditionne l'obtention d'un filtrage optimal. Contrairement au modèle SFPD où la diffusion le long de cette direction est gérée de manière adaptative par le coefficient C_{fault} , le modèle 3D³ module cette diffusion par le seuil global $K_{\xi_1}(t)$.

Les seuils sont donc ici globaux, mais des seuils dépendant du contexte local peuvent être aisément introduits. (par exemple : par une liaison directe, inversement proportionnelle aux valeurs propres du tenseur, ou par l'injection de la mesure C_{fault}).

La forme discrète du modèle s'écrit :

$$U_{i,j,k}^{n+1} = U_{i,j,k}^n + dt \cdot \left\{ g[|D_{\eta}^+(U_{\sigma}^n)|] \cdot D_{\eta}^+(U^n) - g[|D_{\eta}^-(U_{\sigma}^n)|] \cdot D_{\eta}^-(U^n) + \right. \\ \left. + g[|D_{\xi_1}^+(U_{\sigma}^n)|] \cdot D_{\xi_1}^+(U^n) - g[|D_{\xi_1}^-(U_{\sigma}^n)|] \cdot D_{\xi_1}^-(U^n) + \right. \\ \left. + g[|D_{\xi_2}^+(U_{\sigma}^n)|] \cdot D_{\xi_2}^+(U^n) - g[|D_{\xi_2}^-(U_{\sigma}^n)|] \cdot D_{\xi_2}^-(U^n) \right\} \quad (4.16)$$

où la dérivée directionnelle dans la direction $\vec{\eta}$ est :

$$D_{\eta}^{\pm}(U) = \frac{\pm U(\eta \pm d\eta, \xi_1, \xi_2) \mp U(\eta, \xi_1, \xi_2)}{d\eta} \quad (4.17)$$

Le calcul des trois vecteurs $\vec{\eta}, \vec{\xi}_1, \vec{\xi}_2$ à partir du tenseur de structure est illustré dans l'Annexe 2. Le tenseur de structure et la matrice de covariance de l'ACP, sont des matrices de même taille (3*3 pour le cas 3D) ; les calculs sont identiques. La différence entre les deux tient essentiellement au support de calcul : le tenseur s'appuie en général sur un support sphérique (noyau gaussien isotrope), l'ACP étant en général calculée sur un support cubique. Dans notre implantation, les paramètres liés au calcul des vecteurs propres sont les écart-types (σ, ρ) mais aussi la taille des supports : ainsi, ce paramétrage permet d'opter pour un calcul de type « tenseur de structure » ou « ACP ». Pour une taille du support suffisamment faible par rapport à l'écart-type ρ , le noyau K_{ρ} est assimilable à un support cubique comportant des poids constants.

L'implémentation de la méthode pour le cas 3D repose, comme dans le cas 1D/2D sur un calcul d'interpolation portant ici sur 6 valeurs situées dans le cube 3³ autour du voxel courant : $U(\eta + d\eta, \xi_1, \xi_2), U(\eta - d\eta, \xi_1, \xi_2), U(\eta, \xi_1 + d\xi_1, \xi_2), U(\eta, \xi_1 - d\xi_1, \xi_2), U(\eta, \xi_1, \xi_2 + d\xi_2), U(\eta, \xi_1, \xi_2 - d\xi_2)$.

Calculer chacune de ces valeurs nécessite 13 interpolations quadratiques (au lieu de 4 pour la version 2D).

La figure 4.16 illustre la phase d'interpolation pour le calcul de $U(\eta + d\eta, \xi_1, \xi_2)$: dans un premier temps, 9 interpolations sont nécessaires (points bleus) pour se placer dans le plan P situé à la distance v_x par rapport au centre. Les 9 valeurs correspondent aux points situés à l'intersection du plan P et des lignes horizontales dans le cube de calcul. Par exemple, le point le plus proche de centre est calculé par :

$$U_{i-\Delta i, j, k} = U_{i, j, k} + 0.5 \cdot v_x \cdot (U_{i+1, j, k} - U_{i-1, j, k}) + 0.5 \cdot v_x^2 \cdot (U_{i+1, j, k} - 2 \cdot U_{i, j, k} + U_{i-1, j, k}) \quad (4.18)$$

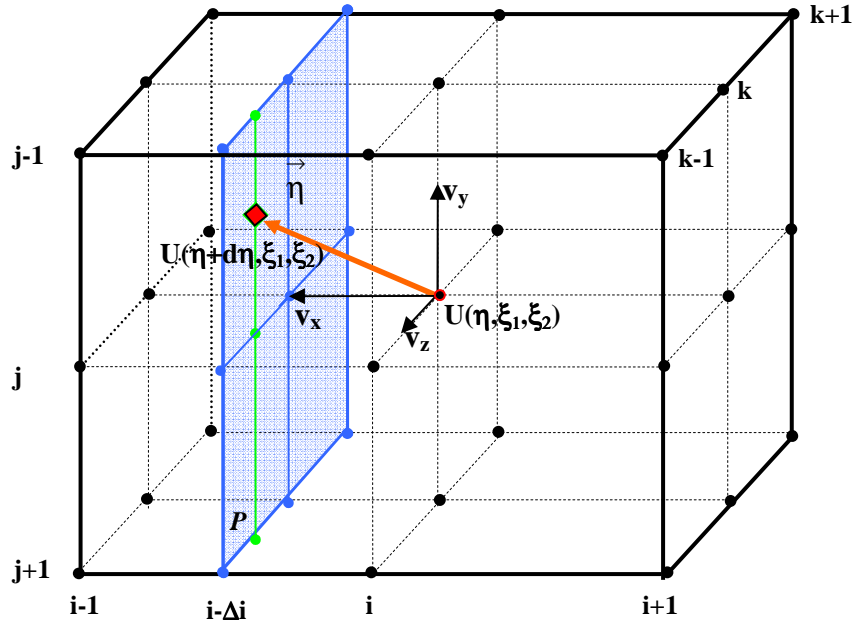


Figure 4.16 : Support de calcul pour l'opération d'interpolation

Une fois les 9 valeurs obtenues, les 3 valeurs correspondant aux points « verts » situés dans le plan P à la profondeur $k-\Delta k$ sont calculées. Par exemple $U_{i-\Delta i, j, k-\Delta k}$:

$$U_{i-\Delta i, j, k-\Delta k} = U_{i-\Delta i, j, k} + 0.5 \cdot v_z \cdot (U_{i-\Delta i, j, k+1} - U_{i-\Delta i, j, k-1}) + 0.5 \cdot v_z^2 \cdot (U_{i-\Delta i, j, k+1} - 2 \cdot U_{i-\Delta i, j, k} + U_{i-\Delta i, j, k-1}) \quad (4.19)$$

Enfin $U(\eta + d\eta, \xi_1, \xi_2)$ est déterminé par :

$$U(\eta + d\eta, \xi_1, \xi_2) = U_{i-\Delta i, j, k-\Delta k} + 0.5 \cdot v_y \cdot (U_{i-\Delta i, j+1, k-\Delta k} - U_{i-\Delta i, j-1, k-\Delta k}) + 0.5 \cdot v_y^2 \cdot (U_{i-\Delta i, j+1, k-\Delta k} - 2 \cdot U_{i-\Delta i, j, k-\Delta k} + U_{i-\Delta i, j-1, k-\Delta k}) \quad (4.20)$$

En conclusion, le schéma numérique requiert $6 \cdot 13$ opérations d'interpolation pour chaque voxel. Dans le cas de la version régularisée décrite en 4.15, le nombre d'opérations nécessaires est multiplié par 2 pour estimer les 6 valeurs de la donnée lissée (U_σ). Dans le but de rendre le schéma stable, nous considérons la relation 2.20, démontrée par Terebes [Ter04] comme généralisable directement au cas 3D induisant une constante de temps $dt < 1/6$.

Dans [PTB⁺05], nous avons comparé notre extension du filtre 1D/2D avec une autre extension proposée par Dargent et al. [DTLB04]. Dans cette approche, la diffusion est menée seulement dans le plan tangent engendré par les vecteurs $\vec{\xi}_1, \vec{\xi}_2$ - d'où le nom du filtre : 3D Tangential Diffusion (3DTD). Dans ce plan, m directions aléatoires sont choisies pour réaliser la diffusion. Le modèle mathématique de ce filtre, uniquement décrit pour le cas discret, prend la forme suivante :

$$U_{i,j,k}^{n+1} = U_{i,j,k}^n + dt \cdot \sum_m \left\{ g[|D_m^+(U^n)|] \cdot D_m^+(U^n) - g[|D_m^-(U^n)|] \cdot D_m^-(U^n) \right\} \quad (4.21)$$

où $D_m^+(U) = U_m^+ - U(\eta, \xi_1, \xi_2)$ et $D_m^-(U) = U(\eta, \xi_1, \xi_2) - U_m^-$. U_m^+ et U_m^- sont les valeurs de la luminance dans la direction arbitraire m du plan tangent T à un rayon 1 du centre $U(\eta, \xi_1, \xi_2)$. Dans la figure 4.17, nous avons représenté pour un voxel donné, les points intervenant dans le calcul de chaque extension. Dans le cas de l'approche proposée par Dargent, nous avons considéré 4 directions aléatoires dans le plan tangent. Si pour l'exemple donné qui présente

une structure planaire, cette extension montre son intérêt, pour les structures 1D, la diffusion dans le plan tangent est sans intérêt. L'absence de point de calcul dans la direction du vecteur normal et le seuil de diffusion unique, rend impossible tous processus de rehaussement.

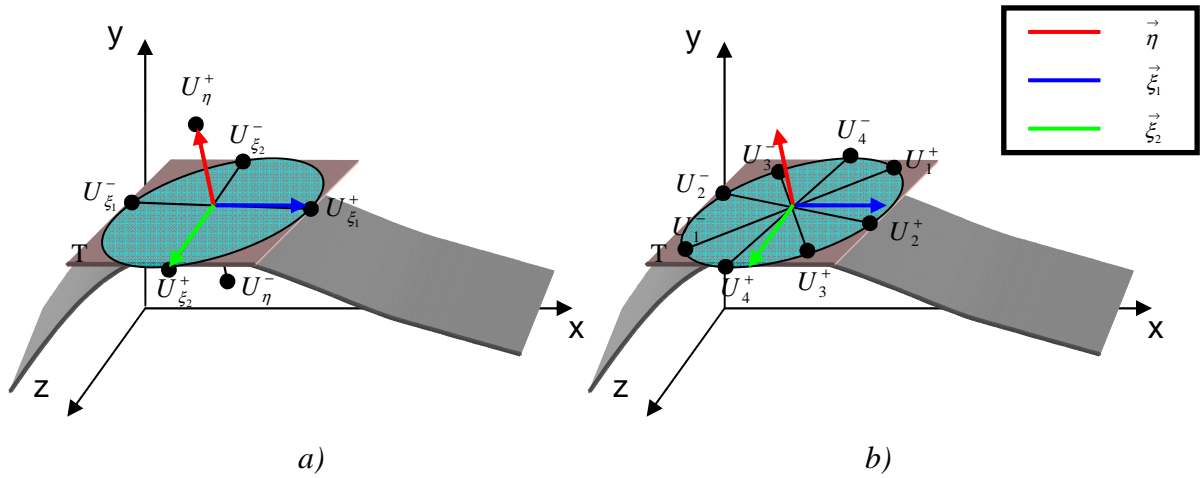


Figure 4.17 : Les valeurs intermédiaires qui interviennent dans le calcul des extensions 3D du filtre 1D/2D a) Filtre $3D^3$ b) Filtre 3DTD

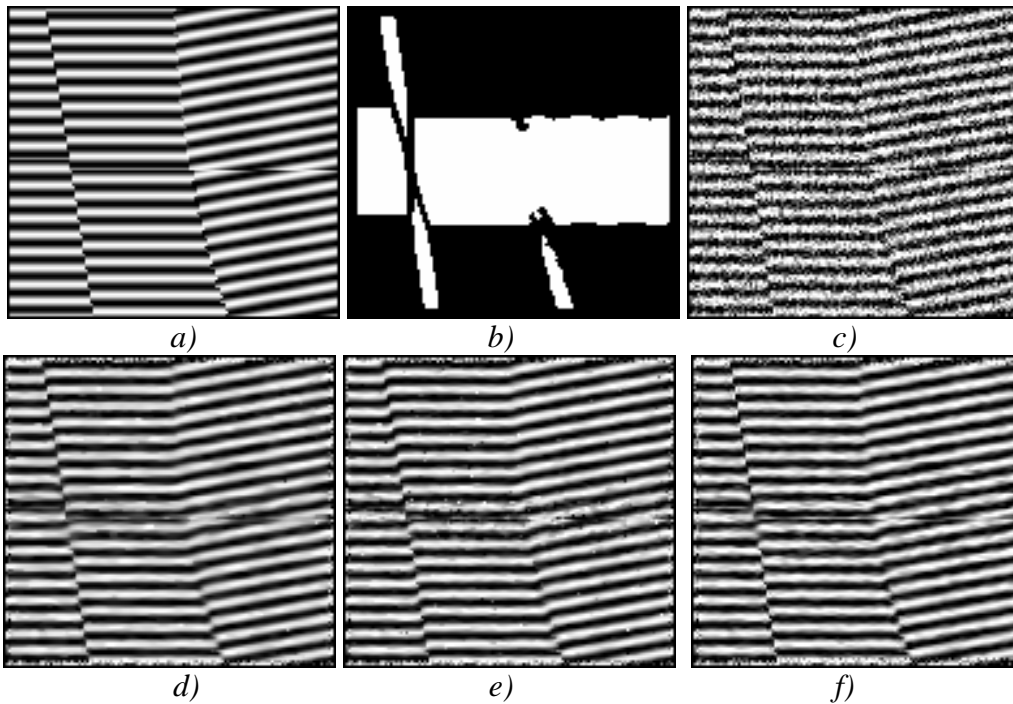


Figure 4.18 : Comparaison des approches $3D^3$ et 3DTD pour la préservation des failles
a) Bloc de synthèse (vue in-line) b) Carte de segmentation c) Bloc bruité (SNR=3dB)
Filtrage : d) $3D^3$ $t=3.5$ ($dt=0.1$), $K_{\xi_2}(t=0) = 25$, $K_{\xi_1}(t=0) = 0.35 * K_{\xi_1}(t=0)$,
 $K_{\eta}(t=0) = 0.4 * K_{\xi_1}(t=0)$; e) 3DTD $t=1.4$ ($dt=0.1$) et $K=10$; f) SFPD – Tenseur : $\sigma=0.4$
sur voisinage cubique $3*3*3$ et $\rho=1.5$ appliqué sur voisinage cubique $7*7*7$.

Pour comparer les deux extensions, nous avons mené une expérience similaire à celle présentée dans 4.1.1.4. Nous avons segmenté un bloc de synthèse (Fig. 4.18a), en zones présentant des failles et des zones non-faillées (Fig. 4.18b). Ensuite nous avons construit le

bloc bruité (Fig. 4.18c) correspondant à un SNR de 3dB en ajoutant un bruit blanc gaussien d'écart-type 25.

Pour notre approche $3D^3$, les paramètres ont été réglés de manière à fournir le meilleur résultat global en considérant à la fois le $PSNR$ des zones « non-failles » et des zones « failles ». Sachant que les deux extensions ne font pas appel au même paramétrage (un seul seuil fixé pour 3DTD contre 3 seuils décroissants pour $3D^3$, pas de discrétisation différente en fonction du nombre de points de calcul), nous avons cherché, pour le modèle 3DTD, le jeu de paramètres conduisant à un niveau de $PSNR$, sur la zone « non-faille », identique à celui de notre modèle $3D^3$. Les deux résultats obtenus de cette manière sont présentés dans la figure 4.14d,e. Les SNR et $PSNR$ obtenus sont présentés dans le tableau 4.2.

Les failles sont préservées de manière plus efficace par notre extension. Par ailleurs, notons que, sous l'influence du seuil $K_{\xi}(t)$, les failles tendent à disparaître pour des temps d'arrêt trop grands. Cet effet d'atténuation est encore plus remarquable dans l'extension 3DTD.

Tableau 4.2 : Les valeurs SNR et $PSNR$

Bloc	SNR (dB)	$PSNR$ (dB)		
		Zone « Non-Faille »	Zone « Faille »	Global
Bruité	3.00	11.95	11.91	11.95
3DTD	14.00	24.35	17.40	22.67
$3D^3$	14.45	24.35	19.35	23.39
SFPD	14.25	24.27	18.92	23.19

En nous fondant sur une approche similaire, nous avons cherché les paramètres du modèle SFPD donnant un $PSNR$ identique aux deux autres modèles sur les zones « non-failles ». Le résultat est illustré dans à la figure 4.18f. Remarquons la continuité de la faille intersectant les deux autres failles (voir aussi la figure 4.6c) et le contraste sur la faille de gauche : l'impression visuelle favorable obtenue par le modèle SFPD est en partie due à son adaptation au contexte local contrairement aux deux extensions de l'approche 1D/2D.

Le niveau relativement faible du $PSNR$ sur les failles (18.92) par rapport à l'impression visuelle est dû au filtrage 1D ($\lambda_2 \cong \lambda_1 = \alpha$) appliqué dans le voisinage des failles. Notons que si le filtre continue à évoluer, ces zones seront bien lissées, augmentant par conséquent le rapport $PSNR$.

En conclusion, l'extension $3D^3$ que nous proposons dans cette section semble bien adaptée aux données sismiques. Cependant, les propriétés d'adaptabilité et la moindre sensibilité au temps d'arrêt vont nous conduire à opter pour notre approche SFPD dans la suite de ce chapitre lorsqu'il s'agira d'introduire nos approches de Fusion-Diffusion pour la sismique.

4.3 Modèle de fusion-diffusion 3D

4.3.1 Extension 3D du modèle de fusion-diffusion 2D

Le modèle général de fusion-diffusion proposé au chapitre 3 ne tient pas compte de la dimensionnalité des données à traiter. Nous rappelons l'équation du modèle continu incluant un terme de diffusion tensorielle :

$$\frac{\partial U_i}{\partial t} = \alpha \cdot \text{div}[D(\nabla U_i)\nabla U_i] - \beta_i \cdot \text{div}(\nabla U_{\max}) + \gamma \cdot \text{div}[g_R(\nabla U_i, \nabla U_P^{t=0})\nabla U_i] \quad (4.22)$$

La différence entre le modèle 3D et le modèle 2D se situe uniquement au niveau de la discrétisation et consiste seulement à ajouter la troisième dimension. La discrétisation du modèle de diffusion SFPD est décrite dans l'Annexe 1. Ainsi, la première discrétisation prend la forme :

$$\begin{aligned} \frac{\partial U_i}{\partial t} = \alpha \cdot \text{div}[D(\nabla U_i)\nabla U_i] - \beta_i \cdot & \left\{ \begin{array}{l} D_x^+(U_{\max}) - D_x^-(U_{\max}) + \\ + D_y^+(U_{\max}) - D_y^-(U_{\max}) + \\ + D_z^+(U_{\max}) - D_z^-(U_{\max}) \end{array} \right\} \\ + \gamma \cdot & \left\{ \begin{array}{l} g_R[D_x^+(U_i), D_x^+(U_P^{t=0})]D_x^+(U_i) - g_R[D_x^-(U_i), D_x^-(U_P^{t=0})]D_x^-(U_i) + \\ + g_R[D_y^+(U_i), D_y^+(U_P^{t=0})]D_y^+(U_i) - g_R[D_y^-(U_i), D_y^-(U_P^{t=0})]D_y^-(U_i) + \\ + g_R[D_z^+(U_i), D_z^+(U_P^{t=0})]D_z^+(U_i) - g_R[D_z^-(U_i), D_z^-(U_P^{t=0})]D_z^-(U_i) \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (4.23)$$

où l'ensemble des variables ($i, \max, \alpha, \beta, \gamma$) et la fonction de régularisation g_R (éq. 3.16) gardent la même signification que dans le cas 2D.

La condition de stabilité du schéma numérique est également modifiée : 6 points intervenant dans le calcul du voxel courant, la condition devient : $(\alpha + \beta + \gamma) \cdot dt \leq 1/6$.

De même manière, l'extension de la deuxième discrétisation qui dans le cas 2D a été décrite par l'équation 3.28 est immédiate.

La contrainte sur les niveaux de gris est inchangée :

$$\min_j [U_j^{t=0}(x, y, z)] \leq U_i^t(x, y, z) \leq \max_j [U_j^{t=0}(x, y, z)] \quad (C1)(4.24)$$

Les contraintes proposées pour le cas de données bruitées : **C1V** (éq. 3.31) et **C1com** (éq. 3.33) (incluant **C1it**) s'appliquent de manière directe dans un voisinage cubique.

Seul le terme de diffusion est spécifique aux applications sismiques. Comme illustré à la section précédente, la diffusion SFPD est la méthode la plus performante et la plus simple à mettre en oeuvre. Le terme de fusion n'est, quant à lui, aucunement adapté à la sismique et reste isotrope. Pour autant, la qualité des résultats obtenus sur les données de synthèse et sur les données sismiques réelles que nous montrerons à la section suivante, a conduit notre partenaire industriel à s'approprier cette technique dans le cadre du traitement des données multi-azimutales. Ainsi, le modèle de fusion-diffusion 3D avec la contrainte **C1it** et le terme de diffusion SFPD a fait récemment l'objet d'un transfert.

Dans la section suivante, nous illustrons l'efficacité de ce modèle en le comparant aux extensions des modèles de fusion incluant un processus de filtrage qui ont été décrits dans la section 3.4.2.

4.3.2 Résultats et comparaisons avec d'autres méthodes de fusion intégrant un processus de filtrage

Une comparaison objective des méthodes de fusion appliquées aux données sismiques réelles est difficile à mettre en place. Ajoutons que la complexité des données réelles fait de cette analyse l'apanage d'experts géologues. Donc, l'évaluation des méthodes de fusion sera conduite exclusivement sur des données de synthèse.

L'objectif est d'obtenir des blocs, où les failles (les informations pertinentes) sont présentes seulement dans un bloc à la fois. Pour ce faire, un filtre CED-2D a été appliqué dans

deux zones différentes du bloc de synthèse (Fig. 4.19a). De cette manière les horizons ne sont pas délocalisés et certaines failles deviennent floues. Une section *in-line* correspondant à chaque bloc est présentée aux figures 4.19 c et d. La segmentation du bloc original non-bruité en deux groupes de régions distinctes (faillées et non-faillées) est également présentée (Fig. 4.19b). Cette carte 3D obtenue par un seuillage ($\tau=0.05$) sur la mesure C_{fault} sera utilisée au cours de l'interprétation des résultats, dans le but de quantifier l'injection et la préservation des failles dans le résultat final.

Comme le bloc de référence est disponible, nous chercherons à minimiser le critère « *RMSE* global » (3D) mesuré entre le résultat de la fusion et le bloc de référence. Dans le tableau des résultats, nous distinguerons les niveaux de *RMSE* obtenus sur les deux types de zones « faillées » et « non faillées ». Notons que l'optimisation de l'indicateur *RMSE* sur l'ensemble de l'image conduit à des blocs résultats dont le niveau de filtrage est supérieur à celui obtenu par l'optimisation du critère *RMSE* calculé uniquement sur les zones de faille.

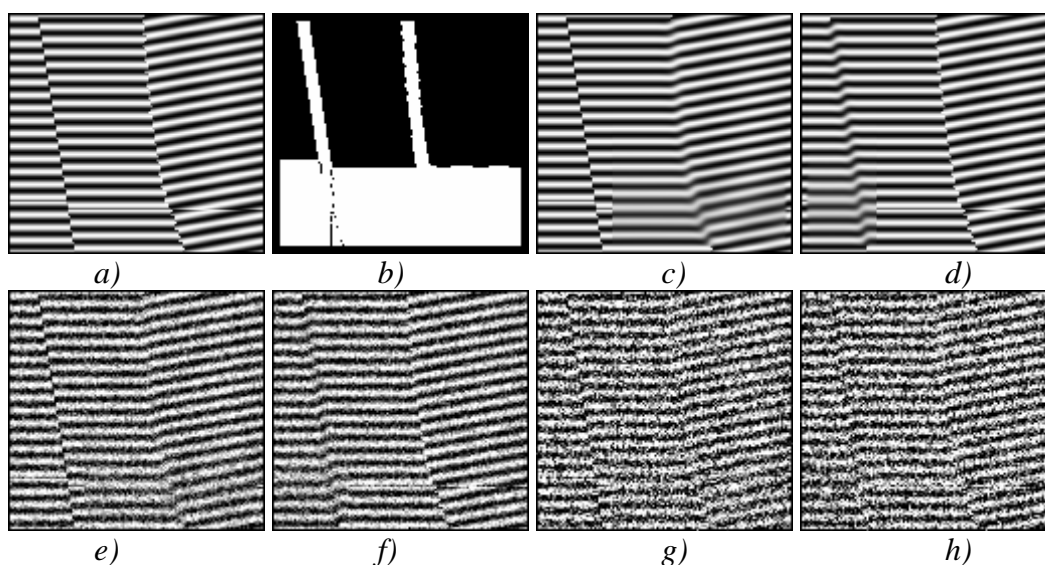


Figure 4.19 : Vue frontale (Inline F63): a) Bloc de référence b) Carte des zones faillées et non-faillées. c,d) Blocs non-bruités avec différentes zones de flou ; e,f) Blocs bruités ($\sigma=18$) g,h) Blocs bruités ($\sigma=37$)

Dans la mesure où les blocs sismiques réels sont souvent affectés par le bruit, nous ajoutons sur les deux blocs de synthèse un bruit d'intensité moyenne ($\sigma=18$, $SNR=5.59$ dB et 5.64 dB) et d'intensité forte ($\sigma=18$, $SNR=-0.47$ dB et $SNR=-0.46$ dB). Pour ces deux niveaux de bruit, l'optimisation est conduite de manière similaire à celle conduite sur les images de synthèse 2D (§3.4.2). Nous avons retenu, pour le cas 3D, les 8 méthodes de fusion dédiées aux images bruitées (DWT-soft, DWT-hard, SIDWT-soft, SIDWT-hard, Soc-new, JoV-bruit, EDP-bruit, EDP_new-bruit). L'extension de ces méthodes n'implique aucun paramètre supplémentaire ; le Tableau 3.8 (description des méthodes et des paramètres à optimiser) reste donc valable aussi dans le cas 3D.

L'efficacité du modèle de diffusion SFPD ayant été démontrée, ce modèle est utilisé comme terme de diffusion pour nos méthodes (EDP-bruit, EDP_new-bruit) mais aussi pour la méthode améliorée de Socolinsky (Soc-new). Le modèle SFPD est robuste au changement de paramètres ; seul le seuil (τ) est optimisé pour obtenir la meilleure qualité de débruitage. Nous avons fixé la pente de passage à $\gamma=10$, le coefficient de diffusion orthogonale aux structures à $\alpha=0.0001$, ainsi que les échelles locales et globales d'intégration à $\sigma=0.4$ et $\rho=1.2$.

Avant l'interprétation des résultats, nous donnons quelques indications en ce qui concerne l'extension 3D des méthodes 2D exposées au chapitre 3. L'extension pour les

méthodes fondées sur les ondelettes s'avère un cas trivial, dans la mesure où les deux filtres d'analyse (passe-haut -H- et passe-bas -L-) sont des filtres 1D qui s'appliquent indépendamment sur chaque dimension de la donnée. Ainsi, pour un niveau de décomposition, 8 blocs de coefficients sont obtenus (LLL, LLH, LHL, HLL, LHH, HHL, HLH, HHH). Ensuite, pour une nouvelle décomposition, seul le bloc LLL subira le traitement. La synthèse respecte le même principe, car les filtres correspondants (H^{-1}, L^{-1}) sont unidimensionnels.

En ce qui concerne le modèle de fusion proposé par Socolinsky, quelques modifications au niveau de l'implantation sont nécessaires. Le vecteur V à trois dimensions, premier vecteur propre d'un tenseur 3×3 similaire au tenseur de structure 3D (éq. 4.2, avec $\sigma \rightarrow 0, \rho \rightarrow 0$) est obtenu en suivant la procédure à l'Annexe 2. Dans le cas 3D le laplacien est approximé par :

$$\Delta U_F(x, y, z) = U_F(x+1, y, z) + U_F(x-1, y, z) + U_F(x, y+1) + U_F(x, y-1, z) + U_F(x, y, z+1) + U_F(x, y, z-1) - 6U_F(x, y) \quad (4.25)$$

La discrétisation du modèle devient :

$$U_F^{t+1}(x, y) = U_F^t(x, y) + 1/6 [\Delta U_F^t(x, y) - \text{div}V(x, y)] \quad (4.26)$$

L'équation gouvernant le modèle de John et Vorontsov étant applicable point à point, l'extension concerne ici seulement le noyau de lissage des contours. Donc le filtre gaussien 2D (éq. 2.76) est simplement remplacé avec sa version 3D :

$$J_{g,\sigma}(r) = k \int |\nabla g(r')|^2 G(r'-r, \sigma) d^3 r' \quad (4.27)$$

Le modèle de diffusion TV qui intervient dans le modèle de John et Vorontsov pour les images bruitées est, lui aussi, discrétisé en respectant les 3 dimensions des données.

Dans la suite nous présentons, pour les deux niveaux de bruits ($\sigma=18$ et $\sigma=37$), les paramètres optimaux, les valeurs des *RMSE* et du *SNR* ainsi que les blocs résultat correspondants.

Tableau 4.3 : Résultats sur les blocs de synthèse ($\sigma=18$). Jeux de paramètres optimaux vis-à-vis du critère *RMSE* globale - valeurs du *RMSE* en zone « non-faille » et « faille » *SNR* associés

	Bruit moyen ($\sigma=18$)					
	Paramètres optimaux		<i>RMSE</i>			<i>SNR</i> (dB)
			Zone « Non-Faille »	Zone « Faille »	Global	
<i>DWT-soft</i>	$L=1 \ L_n=1$		9.319	13.941	10.138	10.83
<i>DWT-hard</i>	$L=1 \ L_n=1$		13.776	16.307	14.170	7.92
<i>SIDWT-soft</i>	$L=3 \ L_n=1$		7.601	13.039	8.624	12.24
<i>SIDWT-hard</i>	$L=3 \ L_n=3$		7.269	10.207	7.748	13.17
<i>Soc-new</i>	$\alpha=0.99 \ \beta=0.01$ $\tau=0.05$	N=23	2.623	10.175	4.599	17.70
<i>JoV-bruit</i>	$\alpha=1500$ $\beta=0.05 \ \sigma=6$	N=32	7.786	12.551	8.696	12.16
<i>EDP-bruit</i>	$\alpha=0.5 \ \beta=0.05$ $\gamma=0.95 \ \tau=0.05$	N=99	3.008	9.187	4.408	18.07
<i>EDP_new-bruit</i>	$\alpha=0.5 \ \beta=0.05$ $\gamma=0.95 \ \tau=0.05$	N=81	2.891	9.205	4.370	18.14

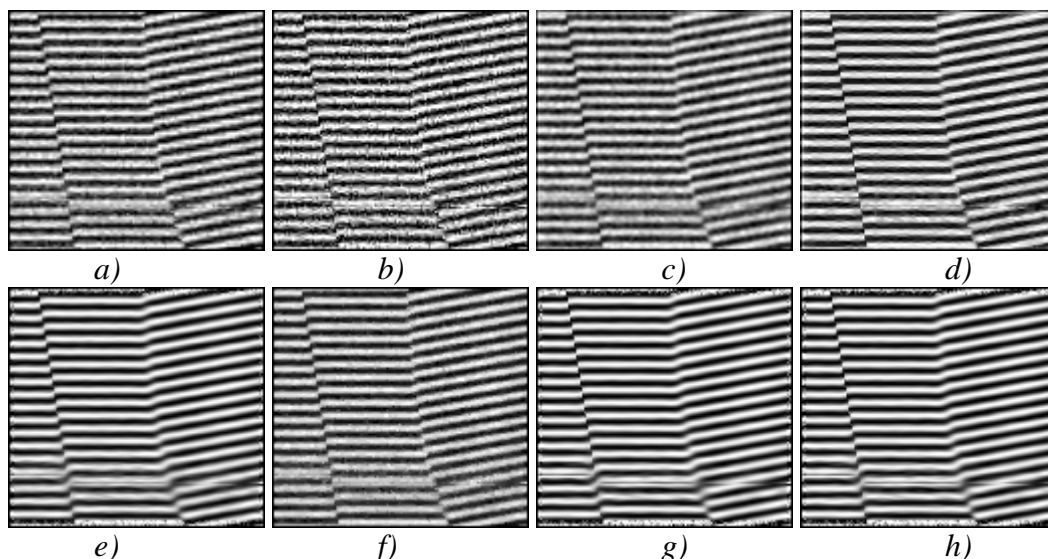


Figure 4.20 : Résultats optimaux pour $\sigma=18$ - Vue frontale (Inline F63):
 DWT-soft b) DWT-hard c) SIDWT-soft d) SIDWT-hard
 e) Soc-new f) JoV-bruit g) EDP-bruit h) EDP_new-bruit

Tableau 4.4 : Résultats sur les blocs de synthèse ($\sigma=37$). Jeux de paramètres optimaux vis-à-vis du critère RMSE globale - valeurs du RMSE en zone « non-faille » et « faille » - SNR associés

	Bruit fort ($\sigma=37$)					
	Paramètres optimaux		RMSE			SNR (dB)
			Zone « Non-Faille »	Zone « Faille »	Global	
<i>DWT-soft</i>	$L=1 L_n=1$		13.914	18.123	14.625	7.653
<i>DWT-hard</i>	$L=1 L_n=1$		27.178	29.117	27.491	2.171
<i>SIDWT-soft</i>	$L=1 L_n=1$		10.088	16.670	11.322	9.876
<i>SIDWT-hard</i>	$L=4 L_n=4$		8.041	14.682	9.305	11.58
<i>Soc-new</i>	$\alpha=0.99 \beta=0.01$ $\tau=0.05$	N=35	5.019	12.512	6.687	14.45
<i>JoV-bruit</i>	$\alpha=1500$ $\beta=0.0005 \sigma=2$	N=63	11.194	16.843	12.215	9.217
<i>EDP-bruit</i>	$\alpha=0.5 \beta=0.05$ $\gamma=0.95 \tau=0.05$	N=173	5.707	11.909	6.928	14.14
<i>EDP_new-bruit</i>	$\alpha=0.5 \beta=0.05$ $\gamma=0.95 \tau=0.05$	N=170	5.444	12.085	6.813	14.28

Le classement obtenu par le SNR ou par le RMSE global reflète assez fidèlement la qualité visuelle des résultats. Les méthodes fondées sur la transformée en ondelettes rencontrent des difficultés dans l'élimination du bruit, notamment pour le bruit fort. Néanmoins la méthode SIDWT-hard permet de récupérer correctement le réseau des failles mais pour un niveau de débruitage global plus faible que celui des méthodes EDP.

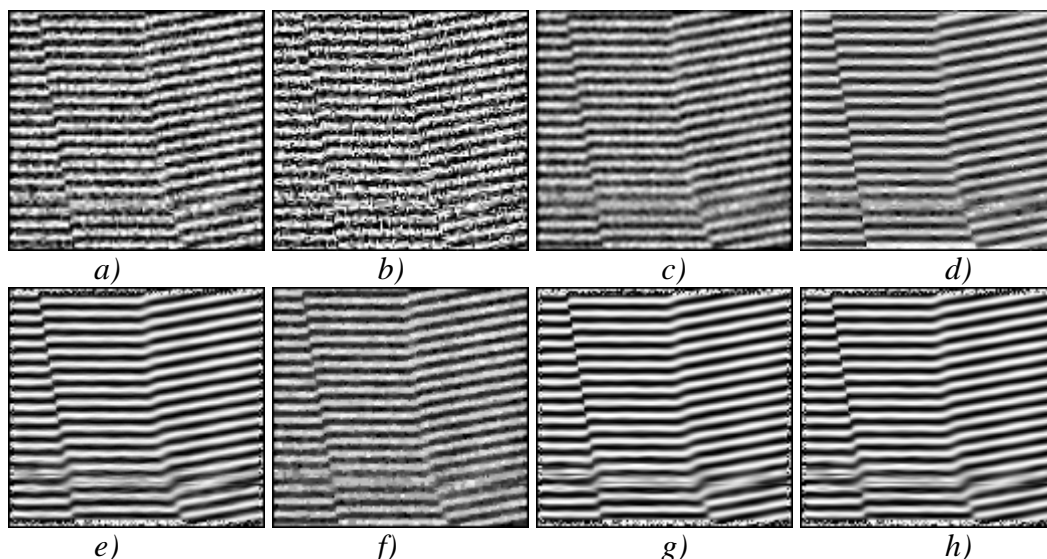


Figure 4.21 : Résultats optimaux pour $\sigma=37$ - Vue frontale (Inline F63):
 DWT-soft b) DWT-hard c) SIDWT-soft d) SIDWT-hard
 e) Soc-new f) JoV-bruit g) EDP-bruit h) EDP_new-bruit

Les méthodes à base d'ondelettes ainsi que l'approche de John et Vorontsov ne sont pas spécifiquement dédiées aux données sismiques. Par opposition, l'utilisation du filtre SFPD garantit une meilleure préservation des failles, ce qui est illustré par les bons résultats obtenus par nos méthodes ainsi que par la méthode adaptée de Socolinsky pour le critère *RMSE* « faille ». L'action conjointe de notre processus de fusion et du terme SFPD conduit à une détection accrue des failles qui présentent une meilleure continuité que celle obtenue par le modèle Soc-new. Ce constat est illustré à la figure 4.22, où sont représentées, pour les résultats de SIDWT-hard, Soc - new et EDP-bruit ($\sigma=37$), les failles obtenues par un seuillage sur le critère C_{fault} .

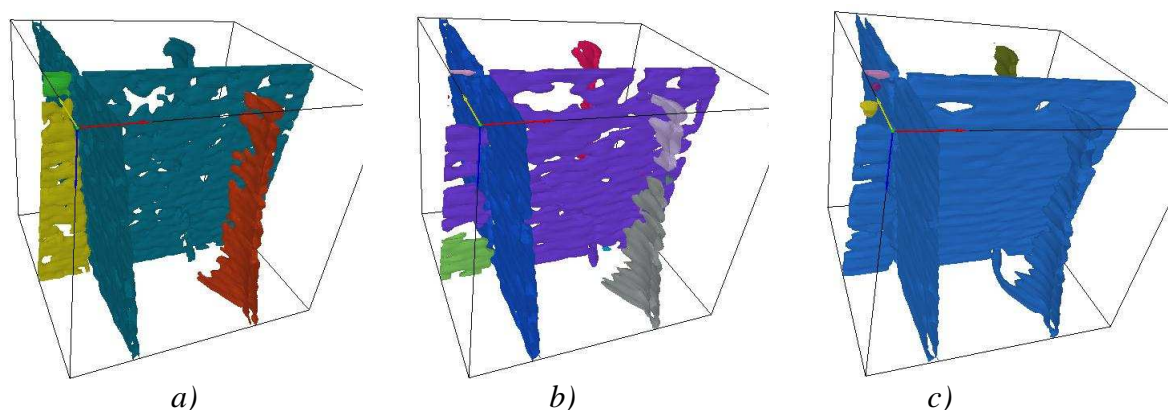


Figure 4.22 : Blocs 3D - segmentation ($C_{fault} > 0.25$) des résultats $\sigma=37$:
 a) SIDWT-hard b) Soc-new c) EDP-bruit

L'optimisation des résultats étant globale, tous les modèles perdent en terme de qualité de recouvrement des zones de failles lorsque que le débruitage global est plus efficace. Dans le cas d'une optimisation menée à partir du seul critère *RMSE* calculé sur la zone « faille », la préservation de failles est nécessairement améliorée.

Nos approches ayant montré leur efficacité sur des données de synthèse, il est utile d'illustrer leur fonctionnement sur des blocs multi-azimuts réels. Ces blocs présentent parfois

des zones d'intérêt fortement dissemblables selon l'azimut considéré comme c'est le cas pour la figure 4.23 a,b,c.

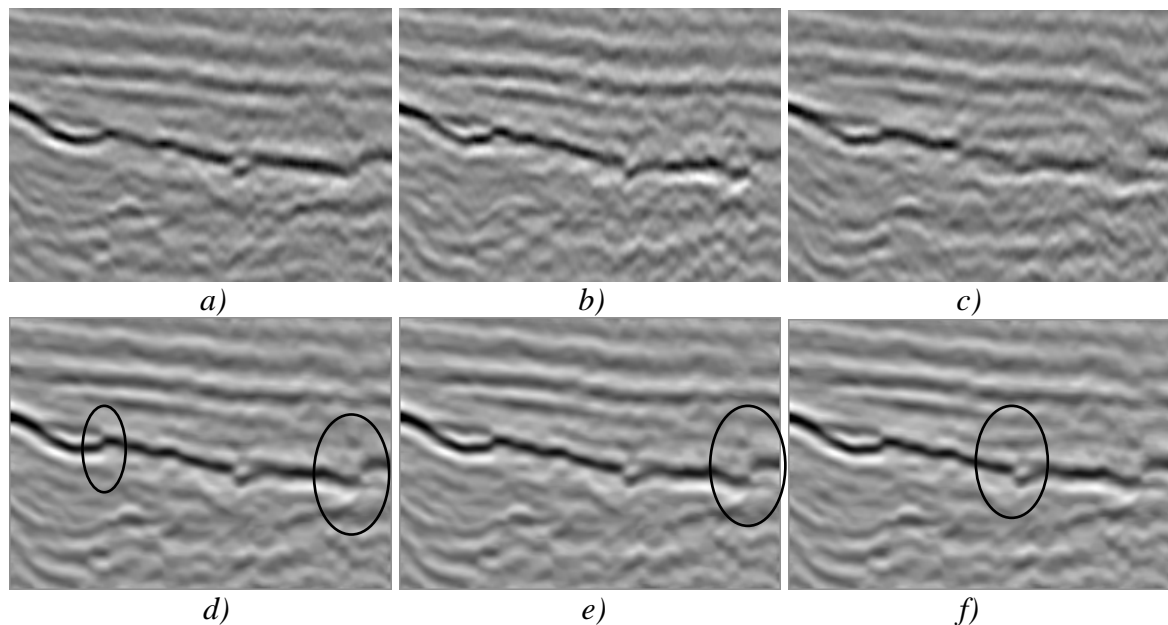
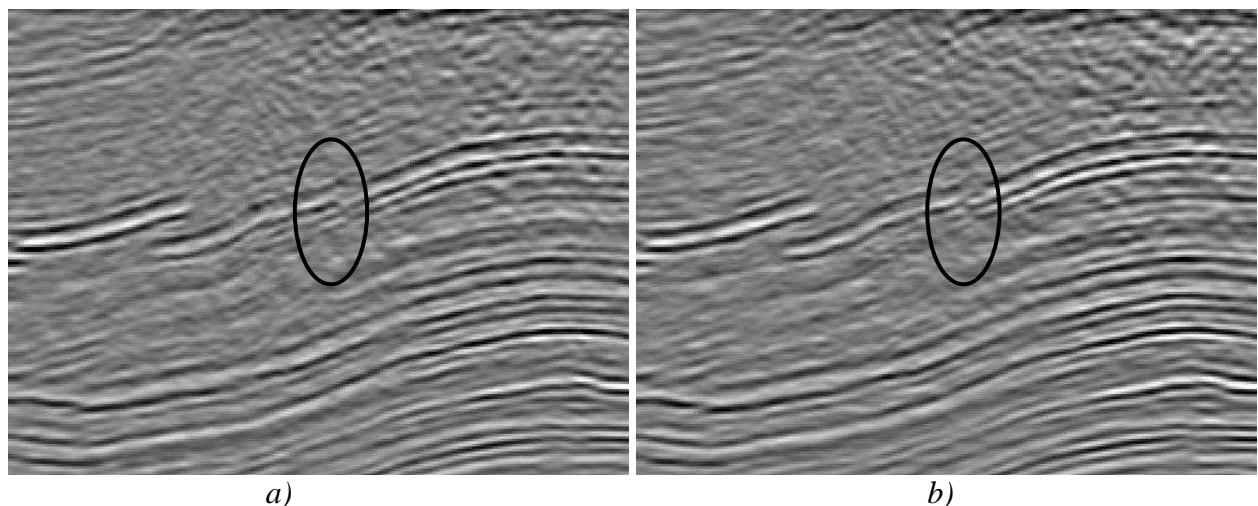


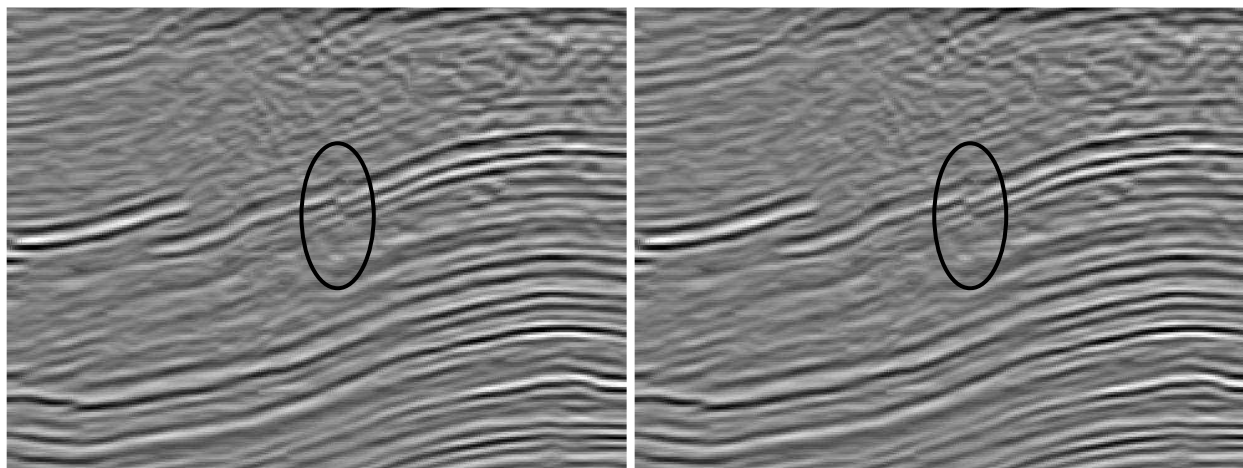
Figure 4.23 : a,b,c) Blocs sismiques multi-azimut (Même section in-line) ; d,e,f) Blocs correspondants obtenus par fusion-diffusion (EDP_new-bruit)

La méthode de fusion-diffusion (Fusion : nouvelle discrétisation, Diffusion : SFPD) :

- préserve les fortes discontinuités au niveau des horizons et les intègre dans les autres azimuts,
- fournit un filtrage efficace du bruit sur l'ensemble du bloc, nettement perceptible dans les zones sourdes,
- fournit des blocs résultats convergents. La qualité des résultats n'est, pour autant, interprétable que par un spécialiste, la vérité terrain étant, dans la pratique, inatteignable pour des données réelles.

Les propriétés énoncées à partir de ce premier cas restent valables pour l'ensemble des données réelles que nous avons eu à traiter. Les figures 4.24 et 4.25 permettent d'illustrer le comportement de la fusion-diffusion pour deux blocs sismiques assez semblables, ne présentant que peu de différences visibles. Nous remarquons la disparition du bruit ainsi que le rehaussement et l'injection des failles.

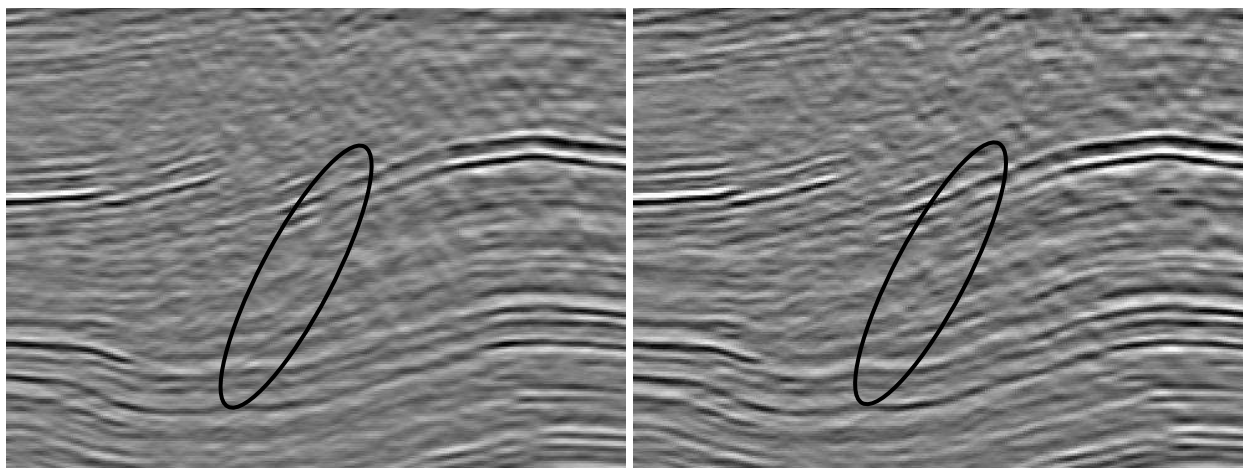




c)

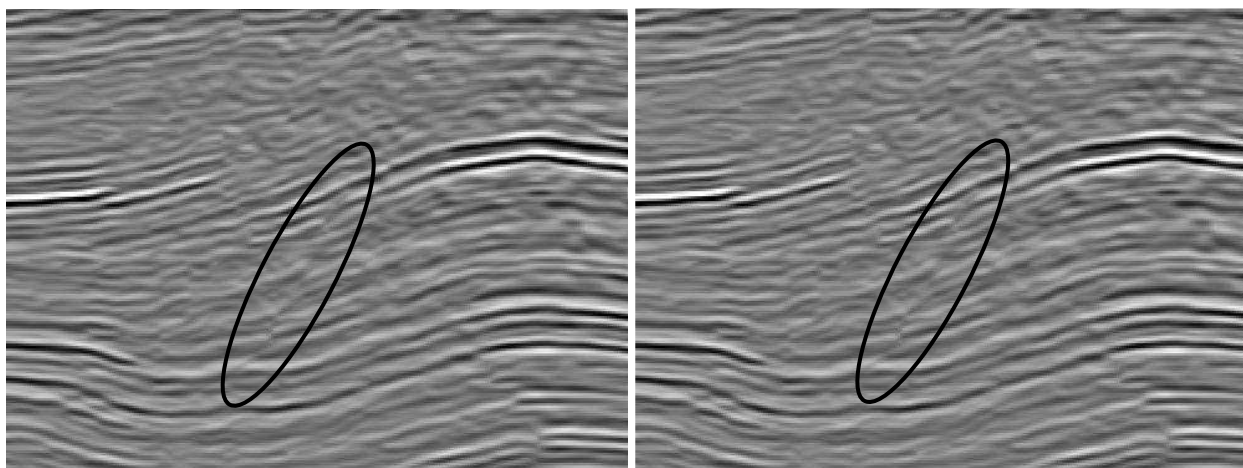
d)

Figure 4.24 : Fusion de blocs (in-line 75): a,b) blocs d'origine ; c,d) résultats de la fusion-diffusion 3D



a)

b)



c)

d)

Figure 4.25 : Fusion de blocs (in-line 250): a,b) blocs d'origine ; c,d) résultats de la fusion-diffusion 3D

Le rehaussement des failles ainsi que la qualité du filtrage peuvent être mis en évidence grâce à l'utilisation d'un opérateur de détection des failles appliqué sur les blocs d'origine et sur les blocs résultant de l'étape de fusion-diffusion. Dans la figure 4.26, le

détecteur de faille C_{fault} a été utilisé sur un bloc d'entrée et sur le bloc résultat correspondant. Nous remarquons que la continuité de réseau failles est améliorée ; de plus, de fausses détections dues vraisemblablement au bruit sont éliminées.

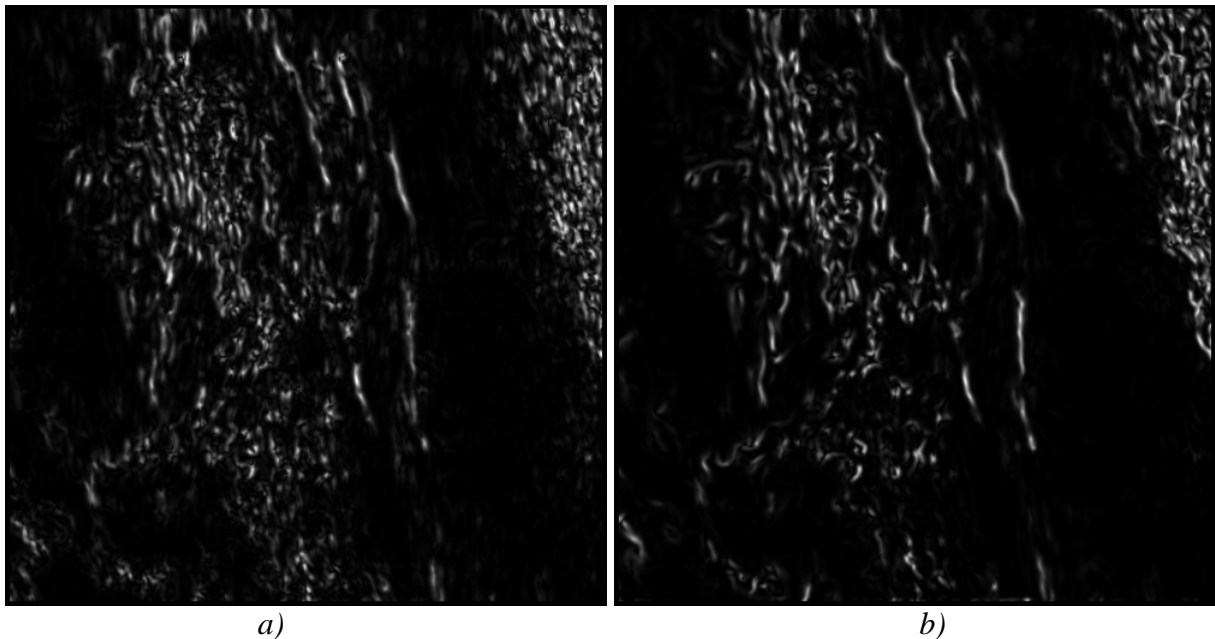


Figure 4.26 : Détection de faille par C_{fault} appliqué sur : a) un bloc d'origine ; b) le résultat correspondant obtenu par fusion-diffusion 3D (vue de dessus)

4.4 Conclusions

Dans le cadre de ce chapitre, nous avons abordé le traitement des données 3D et plus spécifiquement le domaine de l'imagerie sismique. Les données à traiter sont des blocs 3D acquis par sismique réflexion en employant la technique multi-azimuts. L'objectif de l'interpréteur est de fusionner les blocs 3D tout en filtrant de manière efficace le bloc résultat. L'information pertinente à préserver est l'ensemble des failles sismiques ou tout autre discontinuité pertinente. Pour répondre aux objectifs du filtrage, nous avons proposé deux nouvelles méthodes : $3D^3$ et SFPD.

Ces méthodes de diffusion anisotrope fondées sur des formalismes EDP sont adaptées aux données 3D et en particulier aux données sismiques. La méthode $3D^3$ a été inspirée par la méthode 1D/2D proposée par Terebes. Même si la méthode $3D^3$ n'intègre pas les caractéristiques des données sismiques, sa capacité à préserver les failles a été démontrée.

Le modèle SFPD a comme modèle de base le modèle tensoriel CED proposé par Weickert. Notre apport a consisté à introduire un détecteur de faille pour gérer d'une manière automatique la diffusion le long de structures filaires (failles) ou le long de structures planaires (horizons continus). Sur des blocs sismiques ou d'autres données similaires [PLTB07], l'approche SFPD surclasse nettement les extensions 3D directes du modèle CED : CED_1D et CED_2D.

Ainsi, ces outils de filtrage sont facilement intégrés dans un modèle de fusion-diffusion, l'extension en 3D du modèle de fusion-diffusion 2D étant triviale. L'illustration de nos approches sur des données de synthèse ou sur la sismique réelle a été réalisée en considérant comme modèle de diffusion la méthode SFPD. Les résultats obtenus par le modèle de fusion-diffusion 3D sont actuellement implantés chez notre partenaire industriel.

Cependant les travaux ne se terminent pas nécessairement avec ce transfert. Nous considérons que d'autres améliorations peuvent être apportées à nos modèles. En particulier, une voie de recherche concerne le terme de fusion : il est possible d'imaginer le comportement de ce terme anisotrope en l'adaptant au contexte local et en utilisant éventuellement des a priori sur la sismique à traiter.

Conclusions et perspectives

Les travaux exposés dans ce mémoire concernent les Equations aux Dérivées Partielles et leur application à la fusion d'images.

Dans le cadre du LASIS - laboratoire commun labellisé par le CNRS entre TOTAL et le groupe signal de l'UMR IMS, l'objectif fixé consistait à développer de nouveaux outils de filtrage et de fusion pour l'imagerie sismique. Si pour le filtrage par EDP une expérience était déjà avérée au sein du groupe, la problématique de fusion de données dans le domaine de la sismique azimutale restait un domaine inexploré.

Au delà de ce domaine applicatif, les méthodes développées dans ce mémoire ont un caractère beaucoup plus général et sont clairement adaptables à de nombreux différents types de problématiques. C'est d'ailleurs l'une des raisons pour lesquelles le formalisme EDP a été choisi. Une autre raison est la souplesse de ce type de modèle qui permet de combiner une méthode de fusion et une méthode de filtrage pour aborder sous un formalisme unique le problème de la fusion des données bruitées.

Ce mémoire débute par l'étude de l'existant en fusion d'images. Les méthodes classiques font appel à différents types de décomposition multi-résolution pour extraire et ensuite recomposer les informations pertinentes décelées à chaque échelle. L'utilisation pour l'analyse et la synthèse de filtres passe-bas et passe-haut (que ce soit pour les méthodes pyramidales ou pour les méthodes en ondelettes) conduit à une implantation numérique aisée. Notons aussi l'avantage d'un coût calculatoire négligeable par rapport aux méthodes fondées sur les EDP.

Les méthodes de fusion qui s'écrivent sous la forme d'EDP sont peu présentes dans la littérature et n'ont pas suscité d'enthousiasme particulier. Nous avons étudié deux modèles génériques qui minimisent une fonctionnelle. Dans le modèle de Socolinsky, l'image fusionnée est obtenue lorsque le vecteur gradient en tout point est identique au vecteur mesurant le contraste sur l'ensemble des images à fusionner. Le vecteur de contraste est issu d'une décomposition en valeurs singulières d'un tenseur multicanal. Ce modèle a été le seul qui a été repris et amélioré par un groupe de recherche distinct de celui qui l'a proposé. Le modèle de John et Vorontsov, issu de la théorie de l'estimation robuste d'erreur, injecte dans l'image résultat, à chaque itération, les différences entre cette image et les images de départ. Ces différences sont détectées et modulées par les normes de gradients.

Les modèles de fusion présents dans la littérature prennent en compte très majoritairement des données non-bruitées. Cependant, les méthodes variationnelles de fusion fournissent des solutions pour la fusion de données bruitées. Si le modèle de John et Vorontsov accompagné d'un terme de diffusion peut s'appliquer avec succès, le système de débruitage proposé par Socolinsky n'est réaliste que dans le cas d'un bruit faible et pour la fusion d'un grand nombre d'images. Nous avons du adapter le modèle de Socolinsky en ajoutant un terme de diffusion à choisir en fonction de l'application pour l'utiliser sur des données bruitées. Concernant toujours les données bruitées, nous avons illustré l'utilisation de la transformée en ondelettes (DWT) pour le filtrage de ce type d'images. En particulier, la combinaison entre la fusion et un filtrage SOFT ou HARD est suggérée par Petrovic. Nous avons étendu cette procédure à la fusion SIDWT.

Le chapitre 2, nous a permis de décrire les principaux modèles fondés sur un formalisme EDP dans le traitement d'image. C'est le cas des méthodes classiques de diffusion comme celles de Koenderink, Perona et Malik ou Weickert. Parallèlement, nous avons présenté les méthodes de diffusion qui se sont révélées utiles dans le cadre de notre démarche visant à proposer un nouveau modèle de fusion. En particulier, nous avons introduit des méthodes permettant l'élimination du flou (filtres de choc) ainsi que des méthodes qui intègrent plusieurs termes (en général : diffusion, attache aux données, régularisation ou choc). Remarquons aussi la présentation des modèles anisotropes : CED de Weickert et 1D/2D de Terebes qui servent de base à nos deux approches de diffusion 3D dédiées aux données sismiques.

Au chapitre 3, nous avons introduit un nouveau modèle de fusion qui emploie une équation de diffusion inverse. Une contrainte locale (C1) et un terme de régularisation sont ajoutés dans le but d'éliminer le problème classique d'instabilité. Cette équation complète est appliquée à chaque image à fusionner. L'évolution du système d'EDP est guidée par la valeur maximale du gradient qui, en tout pixel, représente l'information pertinente. Le maximum du gradient est alors équivalent au critère *choose-max* rencontré dans les approches classiques de fusion.

En ce qui concerne l'implantation discrète de la valeur du maximum du gradient, nous avons imaginé deux modèles distincts à partir de l'unique modèle continu. Ces modèles discrets utilisent les approximations par différences finies et un schéma explicite en temps. Notons que d'autres techniques de discrétisation peuvent être testées pour observer le comportement du modèle continu et notamment la convergence de l'ensemble des évolutions vers une image de sortie unique.

Un problème ouvert et qui reste un sujet central pour nos travaux futurs consiste à démontrer la convergence du modèle continu. De plus, dans ce mémoire, nous avons uniquement considéré le cas d'un terme de fusion isotrope ; une perspective évidente consiste à enrichir le terme de fusion par une fonction scalaire ayant pour objectif de pénaliser la fusion dans certains cas pour ne favoriser la fusion que pour des zones présentant des informations pertinentes. En continuant dans la même logique, le terme de fusion pourrait devenir complètement anisotrope par l'introduction d'un tenseur de structure ou par une extension dans le sens d'un modèle directionnel comme le modèle « 1D/2D » proposé par Terebes.

Néanmoins, mises à part ces améliorations potentielles, notre modèle de fusion est performant pour différents types d'applications et, en général, conduit à des performances supérieures à celles des approches classiques de fusion en terme de qualité des résultats. Un autre point qui mérite d'être souligné est la robustesse de notre modèle au changement de paramètres. Le paramétrage est d'ailleurs limité aux poids des termes (fusion, régularisation) et à la valeur du pas de discrétisation.

Notre modèle de fusion a été adapté pour faciliter l'intégration d'un terme de diffusion dans le but de fusionner les images bruitées. En particulier, les contraintes permettant de stabiliser le processus de fusion font parfois appel aux images originales ; dans le cas d'images bruitées, une relaxation est nécessaire soit en élargissant le support de calcul de la contrainte, soit en effectuant une mise à jour à chaque itération.

Le modèle de fusion-diffusion ainsi construit surpasse l'ensemble des autres modèles proposés pour fusionner les données bruitées. Pourtant, pour améliorer encore ce modèle, des solutions simples à mettre en place sont envisageables : des poids interdépendants et dépendants du temps peuvent permettre de gérer l'effet des deux processus en diminuant l'influence du terme de diffusion et en augmentant l'influence du terme de fusion et de sa régularisation après un certain nombre d'itérations. Une autre solution consiste à arrêter

complètement la diffusion après un niveau acceptable de débruitage et avant élimination des détails pertinents.

Le modèle de fusion-diffusion a été adapté au traitement des données issues de sismique azymutale. Les termes de fusion et de régularisation ayant été décrits et utilisés en 2D, une extension 3D triviale est proposée. Le terme de diffusion est adapté pour répondre aux spécificités de la donnée sismique. L'objectif principal de la diffusion étant de fournir un filtrage efficace tout en préservant l'ensemble des événements sismiques.

Deux méthodes 3D de diffusion anisotrope ont été proposées. Même si la méthode 3D³ n'intègre pas les caractéristiques des données sismiques, sa capacité à préserver les failles a été démontrée. Le modèle SFPD est, quant à lui, inspiré du modèle tensoriel CED proposé par Weickert. Notre apport a consisté à introduire un détecteur de faille pour gérer de manière automatique la diffusion le long de structures filaires (failles) ou le long de structures planaires (horizons continus). Ces deux méthodes ont été comparées et ont surpassé les autres modèles de diffusion 3D. Remarquons surtout la capacité du modèle SFPD à ne pas créer de fausses structures et la possibilité de généraliser son application à d'autres type de données 3D.

Par suite un modèle 3D de fusion-diffusion incluant le terme de diffusion SFPD a été proposé à notre partenaire industriel Total. Nous avons illustré la qualité de ce modèle par des résultats obtenus aussi bien sur des données sismiques de synthèse que sur des données sismiques réelles. En particulier, les résultats sur les données de synthèse ont été comparés avec succès aux résultats de modèles classiques de fusion intégrant un processus de filtrage.

Annexe 1. Résolution numérique pour les modèles tensoriels 3D

L'EDP générale proposée par Weickert (éq 2.41) est :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = \text{div}[D(\nabla U_\sigma)\nabla U] \quad (1)$$

qui devient dans le cas discret 3D :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = \text{div} \left[\begin{pmatrix} a & d & e \\ d & b & f \\ e & f & c \end{pmatrix} \begin{pmatrix} U_x \\ U_y \\ U_z \end{pmatrix} \right] = \text{div} \begin{bmatrix} aU_x + dU_y + eU_z \\ dU_x + bU_y + fU_z \\ eU_x + fU_y + cU_z \end{bmatrix} \quad (2)$$

La différence entre les deux modèles EED et CED réside dans la méthode de construction de la matrice D. En développant la relation (2), on obtient :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = \frac{\partial(aU_x + dU_y + eU_z)}{\partial x} + \frac{\partial(dU_x + bU_y + fU_z)}{\partial y} + \frac{\partial(eU_x + fU_y + cU_z)}{\partial z} \quad (3)$$

Une matrice D est calculée pour chaque voxel.

Pour approximer l'équation (3) dans le domaine discret, nous utilisons des différences centrales ou des approximations d'ordre 1 progressives et régressives pour les dérivées spatiales.

La méthode des différences centrales :

$$\frac{\partial(U(x, y, z, t))}{\partial x} = U_x = \frac{U(x+h, y, z, t) - U(x-h, y, z, t)}{2h} \quad (4)$$

où $h \in Z$.

Les approximations d'ordre 1 progressives et régressives :

$$\frac{\partial^+(U(x, y, z, t))}{\partial x} = \frac{U(x+h, y, z, t) - U(x, y, z, t)}{h} \quad (5)$$

où

$$\frac{\partial^-(U(x, y, z, t))}{\partial x} = \frac{U(x, y, z, t) - U(x-h, y, z, t)}{h} \quad (6)$$

Alors, les termes de l'équation (3) deviennent :

$$\frac{\partial(aU_x)}{\partial x} = \frac{1}{2} \left[\frac{\partial^-(a\partial^+U_x)}{\partial x} + \frac{\partial^+(a\partial^-U_x)}{\partial x} \right] \quad (7)$$

où

$$\frac{\partial^-(a\partial^+U_x)}{\partial x} = \frac{\partial^-(a_{i,j,k} \frac{U_{i+h_1,j,k} - U_{i,j,k}}{h_1})}{\partial x} = \frac{1}{h_1} \left[a_{i,j,k} \left(\frac{U_{i+h_1,j,k} - U_{i,j,k}}{h_1} \right) - a_{i-1,j,k} \left(\frac{U_{i,j,k} - U_{i-h_1,j,k}}{h_1} \right) \right]$$

$$\frac{\partial^+(a\partial^-U_x)}{\partial x} = \frac{\partial^+(a_{i,j,k} \frac{U_{i,j,k} - U_{i-h_1,j,k}}{h_1})}{\partial x} = \frac{1}{h_1} \left[a_{i+1,j,k} \left(\frac{U_{i+h_1,j,k} - U_{i,j,k}}{h_1} \right) - a_{i,j,k} \left(\frac{U_{i,j,k} - U_{i-h_1,j,k}}{h_1} \right) \right]$$

Ainsi, le premier terme est :

$$\frac{\partial(aU_x)}{\partial x} = U_{i+h_1,j,k} \left(\frac{a_{i+h_1,j,k} + a_{i,j,k}}{2h_1^2} \right) + U_{i-h_1,j,k} \left(\frac{a_{i-h_1,j,k} + a_{i,j,k}}{2h_1^2} \right) + U_{i,j,k} \left(-\frac{a_{i+h_1,j,k} + a_{i-h_1,j,k} + 2a_{i,j,k}}{2h_1^2} \right) \quad (8)$$

On obtient les relation semblables pour les coefficients b (en direction de vecteur j) ou c (en direction de vecteur k).

$$\frac{\partial(bU_y)}{\partial y} = U_{i,j+h_2,k} \left(\frac{b_{i,j+h_2,k} + b_{i,j,k}}{2h_2^2} \right) + U_{i,j-h_2,k} \left(\frac{b_{i,j-h_2,k} + b_{i,j,k}}{2h_2^2} \right) + U_{i,j,k} \left(-\frac{b_{i,j+h_2,k} + b_{i,j-h_2,k} + 2b_{i,j,k}}{2h_2^2} \right) \quad (9)$$

$$\frac{\partial(cU_z)}{\partial z} = U_{i,j,k+h_3} \left(\frac{c_{i,j,k+h_3} + c_{i,j,k}}{2h_3^2} \right) + U_{i,j,k-h_3} \left(\frac{c_{i,j,k-h_3} + c_{i,j,k}}{2h_3^2} \right) + U_{i,j,k} \left(-\frac{c_{i,j,k+h_3} + c_{i,j,k-h_3} + 2c_{i,j,k}}{2h_3^2} \right) \quad (10)$$

Pour les autres trois coefficients les relations sont :

$$\frac{\partial(dU_y)}{\partial x} = \frac{\partial(d_{i,j,k} \frac{U_{i,j+h_2,k} - U_{i,j-h_2,k}}{2h_2})}{\partial x} = \frac{1}{2h_1} \left[d_{i+h_1,j,k} \left(\frac{U_{i+h_1,j+h_2,k} - U_{i+h_1,j-h_2,k}}{2h_2} \right) - d_{i-h_1,j,k} \left(\frac{U_{i-h_1,j+h_2,k} - U_{i-h_1,j-h_2,k}}{2h_2} \right) \right]$$

$$\frac{\partial(dU_x)}{\partial y} = \frac{\partial(d_{i,j,k} \frac{U_{i+h_1,j,k} - U_{i-h_1,j,k}}{2h_1})}{\partial y} = \frac{1}{2h_2} \left[d_{i,j+h_2,k} \left(\frac{U_{i+h_1,j+h_2,k} - U_{i-h_1,j+h_2,k}}{2h_1} \right) - d_{i,j-h_2,k} \left(\frac{U_{i+h_1,j-h_2,k} - U_{i-h_1,j-h_2,k}}{2h_1} \right) \right]$$

Le somme des deux termes en d est :

$$\begin{aligned} \frac{\partial(dU_y)}{\partial x} + \frac{\partial(dU_x)}{\partial y} = & U_{i+h_1,j+h_2,k} \left(\frac{d_{i+h_1,j,k} + d_{i,j+h_2,k}}{4h_1h_2} \right) + U_{i-h_1,j-h_2,k} \left(\frac{d_{i-h_1,j,k} + d_{i,j-h_2,k}}{4h_1h_2} \right) + \\ & + U_{i-h_1,j+h_2,k} \left(-\frac{d_{i-h_1,j,k} + d_{i,j+h_2,k}}{4h_1h_2} \right) + U_{i+h_1,j-h_2,k} \left(-\frac{d_{i+h_1,j,k} + d_{i,j-h_2,k}}{4h_1h_2} \right) \end{aligned} \quad (11)$$

Et pour les coefficients e et f

$$\begin{aligned} \frac{\partial(eU_z)}{\partial x} + \frac{\partial(eU_x)}{\partial z} = & U_{i+h_1,j,k+h_3} \left(\frac{e_{i+h_1,j,k} + e_{i,j,k+h_3}}{4h_1h_3} \right) + U_{i-h_1,j,k-h_3} \left(\frac{e_{i-h_1,j,k} + e_{i,j,k-h_3}}{4h_1h_3} \right) + \\ & + U_{i-h_1,j,k+h_3} \left(-\frac{e_{i-h_1,j,k} + e_{i,j,k+h_3}}{4h_1h_3} \right) + U_{i+h_1,j,k-h_3} \left(-\frac{e_{i+h_1,j,k} + e_{i,j,k-h_3}}{4h_1h_3} \right) \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial(fU_z)}{\partial y} + \frac{\partial(fU_y)}{\partial z} = & U_{i,j+h_2,k+h_3} \left(\frac{f_{i,j+h_2,k} + f_{i,j,k+h_3}}{4h_2h_3} \right) + U_{i,j-h_2,k-h_3} \left(\frac{f_{i,j-h_2,k} + f_{i,j,k-h_3}}{4h_2h_3} \right) + \\ & + U_{i,j-h_2,k+h_3} \left(-\frac{f_{i,j-h_2,k} + f_{i,j,k+h_3}}{4h_2h_3} \right) + U_{i,j+h_2,k-h_3} \left(-\frac{f_{i,j+h_2,k} + f_{i,j,k-h_3}}{4h_2h_3} \right) \end{aligned} \quad (13)$$

Pour notre implantation, nous avons choisi $h_1=h_2=h_3=1$, une résolution d'un voxel.

Nous avons appliqué le schéma explicite en temps, pour approximer la dérivée temporelle :

$$U^{n+1} = U^n + dt \cdot \text{somme} \quad (14)$$

où « somme » est donnée par l'addition des termes 8 à 13, et U^n est l'image à l'instant n, dt est choisi par l'utilisateur.

Annexe 2. Calcul des valeurs et vecteurs propres pour le modèle CED de Weickert dans le cas 3D

Dans le modèle CED (Coherence Enhancing Diffusion) proposé par Weickert (éq 2.41), la matrice D est construite à partir des vecteurs et valeurs propres de la matrice $J_\rho(\nabla U_\sigma)$.

Pour alléger le calcul des valeurs propres, on utilise la notation suivante :

$$A = J_\rho(\nabla U_\sigma) = \begin{pmatrix} G_\rho * \frac{\partial U_\sigma^2}{\partial x \partial x} & G_\rho * \frac{\partial U_\sigma^2}{\partial x \partial y} & G_\rho * \frac{\partial U_\sigma^2}{\partial x \partial z} \\ G_\rho * \frac{\partial U_\sigma^2}{\partial y \partial x} & G_\rho * \frac{\partial U_\sigma^2}{\partial y \partial y} & G_\rho * \frac{\partial U_\sigma^2}{\partial y \partial z} \\ G_\rho * \frac{\partial U_\sigma^2}{\partial z \partial x} & G_\rho * \frac{\partial U_\sigma^2}{\partial z \partial y} & G_\rho * \frac{\partial U_\sigma^2}{\partial z \partial z} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & d & e \\ d & b & f \\ e & f & c \end{pmatrix} \quad (1)$$

Mentionnons que les coefficients a, b, c, d, e et f sont différents de ceux présentés dans l'annexe 1.

Les valeurs propres s'obtiennent à partir de l'équation :

$$\det(A - \mu \cdot I) = \det \begin{pmatrix} a - \mu & d & e \\ d & b - \mu & f \\ e & f & c - \mu \end{pmatrix} = 0 \quad (2)$$

Sous une forme polynomiale l'équation (2) s'écrit :

$$\mu^3 + a_2 \mu^2 + a_1 \mu + a_0 = 0 \quad (3)$$

où

$$\begin{cases} a_2 = \text{tr}(A) = a + b + c \\ a_1 = ab + bc + ac + d^2 + e^2 + f^2 \\ a_0 = \det(A) = d^2 c + e^2 b + f^2 a - 2def - abc \end{cases} \quad (4)$$

On peut trouver les solutions de l'équation d'ordre 3 en appliquant la méthode de Cardan. Nous commençons par les substitutions suivantes :

$$\begin{cases} x = \mu - \frac{a_2}{3} \\ p = \frac{3a_1 - a_2^2}{3} \\ q = \frac{9a_1 a_2 - 27a_0 - 2a_2^3}{27} \end{cases} \quad (5)$$

pour obtenir une équation plus facile :

$$x^3 + px + q = 0 \quad (6)$$

Pour résoudre l'équation (6) on opère la substitution : $x = u + v$ nous tenons compte de relation $3uv = -p$:

$$\begin{cases} u^3 + v^3 + q = 0 \\ 3uv = -p \end{cases} \quad (7),$$

$$\text{Imposons } \begin{cases} U = u^3 \\ V = v^3 \end{cases} \quad (8)$$

Donc, nous trouverons le système :

$$\begin{cases} U + V = -q \\ UV = -\frac{p^3}{27} \end{cases}, \quad (9)$$

$$Y^2 + qY - \frac{4p^3}{27} = 0 \quad (10)$$

$$\text{Les solutions sont: } \begin{cases} U = u^3 = \frac{-q \pm \sqrt{\Delta}}{2} \\ V = v^3 = \frac{-q \mp \sqrt{\Delta}}{2} \end{cases} \quad (11)$$

$$\text{où } \Delta = q^2 + \frac{4p^3}{27}.$$

Comme la matrice $J_\rho(\nabla U_\sigma)$ est réelle et symétrique, toutes les valeurs propres sont réelles. Toutes les valeurs sont réelles seulement dans le cas où $\Delta > 0$. Les solutions en u et v sont :

$$\begin{cases} u_h = \sqrt[3]{r} \cdot \exp\left(\frac{i\theta}{3} + \frac{2h\pi}{3}\right) \\ v_h = \sqrt[3]{r} \cdot \exp\left(-\frac{i\theta}{3} + \frac{2h\pi}{3}\right) \end{cases} \quad (12)$$

$$\text{où } \begin{cases} r = \sqrt{\frac{-p^3}{27}} \\ \cos \theta = \frac{-q}{2r} \end{cases} \text{ et } h=0,1,2.$$

Les solutions pour l'équation (6) sont

$$x_h = u_h + v_h = 2\sqrt[3]{r} \cos\left(\frac{\theta}{3} + \frac{2h\pi}{3}\right), \quad (13)$$

Après les substitutions dans (5), nous obtenons les trois valeurs propres μ_1, μ_2, μ_3 . Pour chaque valeur propre nous devons déterminer un vecteur propre.

La plus grande valeur propre détermine le vecteur propre qui donne la direction du gradient, et les deux autres vecteurs propres génèrent le plan orthogonal.

A partir de la relation :

$$(A - \mu I)X = 0 \quad (14)$$

où A est la matrice initiale, μ - une valeur propre, I la matrice identité et X un vecteur colonne, on trouvera l'équation :

$$\begin{pmatrix} a - \mu_1 & d & e \\ d & b - \mu_1 & f \\ e & f & c - \mu_1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_{1x} \\ v_{1y} \\ v_{1z} \end{pmatrix} = 0 \quad (15)$$

Comme le déterminant de la matrice symétrique 3*3 est 0, nous avons des équations linéaires indépendantes, donc nous devons calculer des cofacteurs. Comme la matrice est symétrique, il existe en tout et pour tout 6 cofacteurs de taille 2*2 :

- 1) $\Delta_1 = (a - \mu_1)(b - \mu_1) - d^2$
- 2) $\Delta_2 = (b - \mu_1)(c - \mu_1) - f^2$
- 3) $\Delta_3 = (a - \mu_1)(c - \mu_1) - e^2$

- 4) $\Delta_4 = df - (b - \mu_1)e$
- 5) $\Delta_5 = (a - \mu_1)f - de$
- 6) $\Delta_6 = (c - \mu_1)d - ef$

Si un de ces cofacteurs n'est pas nul, on peut trouver les composantes du vecteur. Par exemple si $\Delta_1 \neq 0$:

$$\left\{ \begin{array}{l} v_{1z} = const \\ v_{1x} = \frac{\begin{vmatrix} -ev_{1z} & d \\ -fv_{1z} & b - \mu_1 \end{vmatrix}}{\Delta_1} = \frac{v_{1z} \cdot \Delta_4}{\Delta_1} \\ v_{1y} = \frac{\begin{vmatrix} a - \mu_1 & -ev_{1z} \\ d & -fv_{1z} \end{vmatrix}}{\Delta_1} = \frac{-v_{1z} \cdot \Delta_5}{\Delta_1} \end{array} \right. \quad (16)$$

Si tous les cofacteurs sont nuls, on cherche des coefficients non nuls pour obtenir un vecteur propre. Par exemple si $e \neq 0$, nous avons :

$$\left\{ \begin{array}{l} v_{1x} = const \\ v_{1y} = const \\ v_{1z} = \frac{-(a - \mu_1)v_{1x} - dv_{1y}}{e} \end{array} \right. \quad (17)$$

Annexe 3. Jeux de paramètres pour élimination du flou (§3.3.2)

Niveau		CON	DWT	FSD	GRA	LAP	RAT	SIDWT
1	Choose-	0.925956	0.880896	0.880062	0.880405	0.920996	0.845223	0.893601
2	max	0.940949	0.905661	0.896132	0.896648	0.94117	0.814327	0.924429
3		0.940878	0.928978	0.901387	0.902192	0.94185	0.805958	0.941807
4		0.940666	0.935358	0.898998	0.899873	0.941516	0.805836	0.944088
5		0.940669	0.936131	0.896402	0.897309	0.94142	0.806378	0.943764
6		0.940655	0.9363	0.895562	0.89649	0.941422	0.806698	0.943216
7		0.9406	0.936299	0.89476	0.895817	0.941428	0.807064	0.942544
Niveau	WA							
1	w=3*3	0.926492	0.88098	0.879549	0.879692	0.921435	0.87663	0.894275
2		0.940723	0.905575	0.892995	0.893309	0.94071	0.876342	0.925304
3		0.941448	0.929554	0.894873	0.895129	0.942197	0.876605	0.9425
4		0.941708	0.936323	0.889871	0.890109	0.942496	0.876646	0.944858
5		0.941729	0.936811	0.886299	0.886546	0.942505	0.876647	0.944618
6		0.94173	0.936856	0.885397	0.885656	0.942506	0.876645	0.944057
7		0.94173	0.936856	0.884703	0.885063	0.942505	0.876643	0.943321
1	w=5*5	0.926307	0.881024	0.879324	0.879412	0.921275	0.878202	0.894691
2		0.940092	0.905517	0.892331	0.892483	0.940008	0.878968	0.925795
3		0.940325	0.929699	0.894372	0.894445	0.940999	0.879236	0.941957
4		0.940459	0.936362	0.888887	0.889022	0.941137	0.879269	0.944429
5		0.940464	0.936868	0.885244	0.885385	0.941146	0.879268	0.944223
6		0.940465	0.936901	0.884349	0.884502	0.941147	0.879266	0.94365
7		0.940465	0.936901	0.883675	0.883926	0.941147	0.879264	0.942886
1	w=7*7	0.92625	0.881021	0.879275	0.879359	0.921239	0.878737	0.894848
2		0.939741	0.905413	0.892209	0.892337	0.93977	0.880359	0.926001
3		0.939897	0.928992	0.893891	0.89389	0.940537	0.880535	0.94111
4		0.939874	0.936054	0.888243	0.88826	0.940513	0.880545	0.943373
5		0.939881	0.936382	0.884591	0.884615	0.94052	0.880544	0.943162
6		0.939881	0.936403	0.883704	0.883739	0.940521	0.880542	0.942571
7		0.939882	0.936403	0.883023	0.883156	0.940521	0.88054	0.941788
1	w=9*9	0.92619	0.881011	0.879216	0.879296	0.921156	0.878856	0.894901
2		0.939453	0.905431	0.891989	0.892129	0.93954	0.880891	0.926064
3		0.939176	0.930703	0.89333	0.893384	0.939689	0.881206	0.940454
4		0.939228	0.937116	0.887745	0.887798	0.939705	0.881218	0.942177
5		0.939235	0.937386	0.884083	0.884148	0.939711	0.881217	0.942013
6		0.939236	0.937401	0.883188	0.883263	0.939711	0.881215	0.941415
7		0.939236	0.937402	0.882513	0.882685	0.939711	0.881213	0.940632

Soc

Paramètres	N	Q
dt=0.25	26	0.940298
dt=0.10	66	0.940318
dt=0.025	261	0.940329

WYTY

Paramètres	N	Q
dt=0.25 $\sigma=10$ n=1 w=3*3	82	0.943177
dt=0.25 $\sigma=10$ n=1 w=5*5	114	0.943418
dt=0.25 $\sigma=10$ n=1 w=7*7	154	0.94321
dt=0.25 $\sigma=10$ n=2 w=5*5	76	0.943225
dt=0.10 $\sigma=10$ n=2 w=5*5	191	0.943227
dt=0.25 $\sigma=4$ n=2 w=5*5	122	0.941935
dt=0.25 $\sigma=25$ n=2 w=5*5	64	0.943024
dt=0.25 $\sigma=10$ n=0.5 w=5*5	188	0.941744
dt=0.25 $\sigma=10$ n=3 w=5*5	68	0.942964

JoV

Paramètres	N	Q
dt=0.0010 $\sigma=1$	10	0.930459
dt=0.0005 $\sigma=1$	21	0.932062
dt=0.0003 $\sigma=1$	35	0.932083
dt=0.0002 $\sigma=1$	53	0.932092
dt=0.0003 $\sigma=2$	53	0.940273
dt=0.0003 $\sigma=3$	51	0.941481
dt=0.0003 $\sigma=4$	54	0.942042
dt=0.0003 $\sigma=5$	55	0.942428
dt=0.0003 $\sigma=6$	55	0.942411
dt=0.0003 $\sigma=7$	59	0.942186
dt=0.0003 $\sigma=10$	59	0.940959

EDP

Paramètres	N	Q	N	Q
dt=0.1 $\beta=0.1$ $\gamma=2.4$	1996	0,940177	2000	0,939036
dt=0.25 $\beta=0.1$ $\gamma=0.9$	1399	0,940045	1398	0,938606
dt=0.2 $\beta=0.2$ $\gamma=1$	1260	0,939832	1400	0,938147
dt=0.2 $\beta=0.05$ $\gamma=1.15$	1640	0,94019	2200	0,939287
dt=0.1 $\beta=0.05$ $\gamma=2.45$	2706	0,940422	4492	0,93989
dt=0.1 $\beta=0.1$ $\gamma=1.5$	2918	0,940264	3600	0,939378

EDP_new

Paramètres	N	Q	N	Q
dt=0.1 $\beta=0.1$ $\gamma=2.4$	558	0,942028	799	0,941787
dt=0.25 $\beta=0.1$ $\gamma=1$	223	0,94191	378	0,941716
dt=0.2 $\beta=0.2$ $\gamma=1$	141	0,941335	268	0,941157
dt=0.2 $\beta=0.05$ $\gamma=1.15$	499	0,94201	500	0,941197
dt=0.1 $\beta=1$ $\gamma=1.5$	496	0,935658	495	0,935658
dt=0.1 $\beta=0.01$ $\gamma=2.49$	4032	0,942178	5000	0,941531
dt=0.1 $\beta=0.1$ $\gamma=1$	529	0,941665	600	0,941092
dt=0.1 $\beta=0.25$ $\gamma=1$	234	0,940836	448	0,940655

Annexe 4. Jeux de paramètres pour l'application médicale (§3.3.3)

Niveau		CON	DWT	FSD	GRA	LAP	RAT	SIDWT
1	Choose-	0.304825	0.621051	0.625314	0.625438	0.675183	0.59113	0.638769
2	max	0.305494	0.653846	0.655452	0.655622	0.725731	0.594139	0.685911
3		0.296117	0.68741	0.690273	0.6895	0.746516	0.594333	0.722743
4		0.244081	0.675065	0.710967	0.706373	0.747952	0.546996	0.722126
5		0.158858	0.636433	0.717501	0.711475	0.747277	0.476378	0.717238
6		0.110631	0.643177	0.712505	0.7065	0.745933	0.433893	0.730825
7		0.098401	0.6664	0.712641	0.700418	0.76235	0.419381	0.759639
Niveau	WA							
1	w=3*3	0.302507	0.620843	0.62482	0.62497	0.674677	0.544127	0.638658
2		0.301503	0.650167	0.652363	0.652407	0.723022	0.539823	0.685653
3		0.28866	0.667334	0.680209	0.681347	0.743637	0.56348	0.722135
4		0.228982	0.629512	0.701062	0.699461	0.752016	0.550164	0.721699
5		0.147273	0.586446	0.704084	0.702332	0.752598	0.468485	0.717327
6		0.103558	0.599862	0.697001	0.693361	0.75264	0.42173	0.730691
7		0.089706	0.619448	0.69764	0.687649	0.76769	0.416412	0.758599
1	w=5*5	0.306304	0.620489	0.62407	0.62425	0.67384	0.529369	0.638169
2		0.30463	0.644745	0.647682	0.64804	0.71912	0.535181	0.684414
3		0.288412	0.641779	0.669397	0.671422	0.736903	0.555046	0.720031
4		0.226442	0.593488	0.676498	0.679033	0.733288	0.48631	0.719367
5		0.142101	0.553228	0.67814	0.677646	0.728993	0.321925	0.714943
6		0.098439	0.561881	0.670323	0.668545	0.729578	0.279659	0.728113
7		0.105096	0.582211	0.67089	0.664061	0.747696	0.276356	0.75583
1	w=7*7	0.309972	0.62001	0.623472	0.623658	0.672927	0.525866	0.637476
2		0.307348	0.638157	0.642548	0.643718	0.714532	0.533807	0.682481
3		0.289145	0.613695	0.654572	0.65888	0.722802	0.530727	0.717013
4		0.226363	0.5727	0.656371	0.663582	0.713598	0.475927	0.716725
5		0.140459	0.53147	0.655194	0.65952	0.709118	0.342317	0.712085
6		0.096599	0.541863	0.646829	0.649768	0.709823	0.316101	0.725028
7		0.098107	0.562893	0.647953	0.645632	0.729944	0.315403	0.752487

Soc

Paramètres	N	Q
dt=0.25	53000-100000	0.812387
dt=0.25	15500	0.812

JoV

Paramètres	N	Q
dt=0.0002 $\sigma=5$	739	0,788217
dt=0.0002 $\sigma=3$	186	0,799013
dt=0.0002 $\sigma=1$	39	0,74188
dt=0.0002 $\sigma=4$	537	0,801513
dt=0.0002 $\sigma=3.5$	322	0,802287
dt=0.0003 $\sigma=3.5$	214	0,800116
dt=0.0001 $\sigma=3.5$	647	0,802232

WYTY

Paramètres	N	Q
dt=0.25 s=10 n=1 w=3*3	33400	0,822
dt=0.25 s=10 n=1 w=5*5	55000	0,824
dt=0.25 s=10 n=1 w=7*7	33400	0,825
dt=0.25 s=10 n=1 w=9*9	16500	0,825
dt=0.25 s=10 n=2		
w=9*9	20000	0,823
dt=0.25 s=7 n=1 w=9*9	25000	0,826
dt=0.25 s=5 n=1 w=9*9	16900	0,827
dt=0.25 s=3 n=1 w=9*9	12500	0,826
dt=0.25 s=6 n=1 w=9*9	33000	0,826986
dt=0.25 s=5 n=1.5		
w=9*9	47000	0,826933

EDP

Paramètres	N	Q	N	Q
dt=0.05 $\beta=0.5$ $\gamma=2$	424	0,836037	1000	0.659485
dt=0.1 $\beta=0.5$ $\gamma=2$	215	0,836129	1000	0,698781
dt=0.1 $\beta=0.1$ $\gamma=2.4$	795	0,831985	1000	0,565256
dt=0.1 $\beta=0.6$ $\gamma=1.8$	185	0,835791	400	0,655542
dt=0.1 $\beta=0.3$ $\gamma=2.2$	292	0,835353	400	0,588394

EDP_new

Paramètres	N	Q	N	Q
dt=0.1 $\beta=0.1$ $\gamma=2.4$	585	0,834272	1600	0,671086
dt=0.1 $\beta=0.25$ $\gamma=2.25$	253	0,838732	1000	0,721387
dt=0.1 $\beta=0.5$ $\gamma=2$	137	0,840751	1000	0,762208
dt=0.1 $\beta=0.6$ $\gamma=1.8$	119	0,840135	1000	0,770526
dt=0.1 $\beta=0.4$ $\gamma=2.1$	164	0,840477	1000	0,751364
dt=0.1 $\beta=0.45$ $\gamma=2$	139	0,84074	1000	0,757489
dt=0.05 $\beta=0.5$ $\gamma=2$	265	0,84105	1000	0,727711

Annexe 5. Jeux de paramètres pour les images satellitaires (§3.3.4)

Niveau		CON	DWT	FSD	GRA	LAP	RAT	SIDWT
1	Choose-	0.773308	0.766375	0.76314	0.771821	0.776432	0.743855	0.786427
2	max	0.772212	0.765591	0.767307	0.776812	0.776446	0.73661	0.792772
3		0.770171	0.759605	0.767652	0.777596	0.774886	0.735118	0.791499
4		0.768297	0.75678	0.767594	0.77773	0.773951	0.734516	0.790029
5		0.766644	0.755215	0.767386	0.777621	0.77299	0.732706	0.788821
6		0.765584	0.754293	0.767399	0.777694	0.772175	0.729759	0.787573
7		0.76407	0.752822	0.767352	0.777543	0.771598	0.726811	0.786379
Niveau	WA							
1	w=3*3	0.762933	0.756016	0.746712	0.755884	0.766358	0.769556	0.777525
2		0.758522	0.746636	0.742125	0.752974	0.763304	0.769298	0.781766
3		0.756242	0.736708	0.739812	0.75129	0.761422	0.769163	0.780634
4		0.754737	0.733298	0.738885	0.750518	0.760514	0.769133	0.779448
5		0.753686	0.732317	0.738352	0.750015	0.759823	0.76913	0.778439
6		0.753072	0.731348	0.738161	0.74984	0.759278	0.769114	0.777484
7		0.75287	0.73032	0.737881	0.74941	0.759098	0.76906	0.776543
1	w=5*5	0.757246	0.75195	0.739674	0.748354	0.759963	0.77016	0.772405
2		0.75091	0.737613	0.732636	0.742932	0.754743	0.769932	0.772908
3		0.748206	0.725196	0.729525	0.740302	0.752326	0.769701	0.770819
4		0.746672	0.721667	0.728401	0.739265	0.751275	0.769586	0.76963
5		0.745791	0.720808	0.727834	0.738692	0.750556	0.769534	0.76863
6		0.745095	0.719954	0.72761	0.738511	0.749821	0.769478	0.767677
7		0.744896	0.719499	0.727135	0.738108	0.749454	0.769403	0.766738
1	w=7*7	0.752651	0.748866	0.734669	0.743333	0.755453	0.77018	0.768655
2		0.744276	0.732117	0.724837	0.735237	0.748204	0.769852	0.766452
3		0.741253	0.718317	0.721158	0.731905	0.745436	0.769549	0.763109
4		0.739695	0.714684	0.719968	0.730746	0.74438	0.76936	0.76185
5		0.738779	0.713083	0.719282	0.730107	0.743605	0.769267	0.760844
6		0.738093	0.712333	0.719031	0.729871	0.74287	0.769188	0.759887
7		0.738233	0.711945	0.718439	0.729419	0.742675	0.769116	0.758947
1	w=9*9	0.748905	0.74744	0.731275	0.739521	0.751171	0.770282	0.766587
2		0.73913	0.72928	0.719462	0.729562	0.742628	0.769924	0.761744
3		0.735836	0.715014	0.715135	0.725867	0.739465	0.769588	0.757395
4		0.734271	0.711483	0.713825	0.724602	0.738364	0.769381	0.75598
5		0.733181	0.709214	0.713092	0.723915	0.737582	0.769256	0.754986
6		0.732588	0.708568	0.712894	0.723706	0.736858	0.769165	0.754031
7		0.73247	0.708175	0.712527	0.723345	0.736589	0.769099	0.753092

Soc

Paramètres	N	Q
dt=0.25	4	0.779972

JoV

Paramètres	N	Q
dt=0.0001 $\sigma=2$	3	0,780317
dt=0.0001 $\sigma=1$	2	0,779393
dt=0.0001 $\sigma=3$	3	0,778745
dt=0.0001 $\sigma=1,5$	3	0,78064
dt=0.0001 $\sigma=1,8$	3	0,780497
dt=0.00005 $\sigma=1,5$	6	0,780656
dt=0.00005 $\sigma=1,2$	6	0,780267
dt=0.0001 $\sigma=2$	3	0,780317
dt=0.0001 $\sigma=1$	2	0,779393

WYTY

Paramètres	N	Q
dt=0.25 s=10 n=1 w=3*3	18	0,784134
dt=0.25 s=10 n=1 w=5*5	40	0,784553
dt=0.25 s=10 n=1 w=7*7	36	0,784155
dt=0.25 s=10 n=2 w=5*5	20	0,783476
dt=0.25 s=5 n=1 w=5*5	50	0,783932
dt=0.25 s=3 n=1 w=5*5	66	0,783368
dt=0.25 s=15 n=1 w=5*5	22	0,784794
dt=0.25 s=18 n=1 w=5*5	18	0,7848
dt=0.25 s=20 n=1 w=5*5	14	0,784753
dt=0.25 s=12 n=1 w=5*5	20	0,784701
dt=0.25 s=17 n=1 w=5*5	16	0,784814
dt=0.25 s=17 n=0,8 w=5*5	22	0,785026
dt=0.25 s=17 n=1,2 w=5*5	12	0,784525
dt=0.25 s=17 n=0,5 w=5*5	46	0,785007

EDP

Paramètres	N	Q	N	Q
dt=0.1 $\beta=0.225$ $\gamma=2,25$	500	0,756563	231	0,759364
dt=0.1 $\beta=0.5$ $\gamma=2$	479	0,752581	104	0,754611
dt=0.1 $\beta=0.1$ $\gamma=2.4$	798	0,758018	670	0,760803
dt=0.1 $\beta=0.01$ $\gamma=2,49$	3000	0,7582	3000	0,760369
dt=0.1 $\beta=0.05$ $\gamma=2.45$	3692	0,759895	1463	0,761136

EDP_new

Paramètres	N	Q	N	Q
dt=0.1 $\beta=1$ $\gamma=1$	5	0,743216	8	0,737181
dt=0.1 $\beta=0.5$ $\gamma=2$	46	0,762669	51	0,76503
dt=0.1 $\beta=0.1$ $\gamma=2.4$	219	0,767058	238	0,76915
dt=0.1 $\beta=0.05$ $\gamma=2,45$	451	0,767224	472	0,768985
dt=0.1 $\beta=0.1$ $\gamma=1$	200	0,766069	243	0,768603
dt=0.05 $\beta=0.1$ $g=2.4$	420	0,766896	471	0,769015
dt=0.1 $\beta=0.2$ $\gamma=2.3$	111	0,766622	122	0,768997
dt=0.1 $\beta=0.1$ $\gamma=1,5$	211	0,766613	236	0,768971

Annexe 6. Jeux de paramètres pour les images de synthèse (§3.3.6)

Q

Niveau		CON	DWT	FSD	GRA	LAP	RAT	SIDWT
1	Choose-	0.909653	0.705243	0.737478	0.73773	0.778962	0.639206	0.721388
2	max	0.913392	0.76785	0.767949	0.768413	0.820952	0.618094	0.770501
3		0.910725	0.821033	0.780777	0.781338	0.839405	0.593422	0.804256
4		0.910984	0.837733	0.785483	0.786094	0.849445	0.567211	0.824509
5		0.917044	0.8409	0.786158	0.786843	0.86009	0.537655	0.836208
6		0.923338	0.853766	0.788128	0.788875	0.873596	0.506891	0.848297
7		0.927295	0.883328	0.792032	0.794011	0.881232	0.49044	0.870777
8		0.925335	0.883916	0.797716	0.800294	0.87673	0.482167	0.87197

RMSE

Niveau		CON	DWT	FSD	GRA	LAP	RAT	SIDWT
1	Choose-	9.474823	18.336721	17.998201	17.994416	17.476594	19.401684	18.085744
2	max	9.179848	17.900453	17.661941	17.650721	16.560979	21.13532	17.503289
3		9.173919	17.378047	17.601955	17.581603	15.532799	24.523017	16.751793
4		8.97758	16.905092	17.929386	17.897583	13.839344	30.223828	15.715455
5		8.33109	16.030296	18.555856	18.521066	10.750817	39.417989	13.96432
6		8.346785	13.97957	17.711305	17.690329	8.044216	51.095434	10.490758
7		7.604323	4.840318	17.235828	17.356344	7.0024	57.971619	7.254443
8		10.995014	3.310253	16.328035	16.574454	10.234464	62.071639	8.074679

Q

Socolinsky

Paramètres	N	Q
dt=0.25	91	0.844606

JoV05

Paramètres	N	Q
dt=0.0005 $\sigma=10$	3442-5000	0.955381
dt=0.0005 $\sigma=6$	1428-5000	0.946127
dt=0.0005 $\sigma=9$	747	0.951205
dt=0.001 $\sigma=13$	1976	0.949612
dt=0.0005 $\sigma=13$	579	0.952859
dt=0.0001 $\sigma=13$	3009	0.954751
dt=0.00005 $\sigma=13$	5836	0.955107

WYTY06

Paramètres	N	Q
dt=0.25 s=10 n=1 w=3*3	2819	0.790733
dt=0.25 s=10 n=1 w=5*5	2993	0.790878
dt=0.25 s=5 n=1 w=5*5	2975	0.793907
dt=0.25 s=2 n=1 w=5*5	2969	0.79494
dt=0.25 s=5 n=2 w=5*5	3000	0.753052
dt=0.25 s=5 n=2 w=7*7	3000	0.751173
dt=0.25 s=1 n=1 w=3*3	2859	0.795944
dt=0.25 s=1 n=1 w=5*5	2737	0.794576

RMSE

Soc

Paramètres	N	RMSE
dt=0.25	197	15.11553

JoV

Paramètres	N	RMSE
dt=0.0005 $\sigma=10$	3442-5000	9.248027
dt=0.0005 $\sigma=6$	1486-5000	12.71454
dt=0.0005 $\sigma=9$	3011	10.113162
dt=0.001 $\sigma=13$	2393	6.79839
dt=0.0005 $\sigma=13$	4965	6.705855
dt=0.0001 $\sigma=13$	7000	6.664787
dt=0.0001 $\sigma=13$	10000	6.664245
dt=0.00005 $\sigma=13$	20000	6.654853

WYTY

Paramètres	N	RMSE
dt=0.25 s=10 n=1 w=3*3	1606	12,46666
dt=0.25 s=10 n=1 w=5*5	1774	12,20674
dt=0.25 s=5 n=1 w=5*5	1660	12,2328
dt=0.25 s=2 n=1 w=5*5	1618	12,26709
dt=0.25 s=5 n=2 w=5*5	2998	11,68826
dt=0.25 s=5 n=2 w=7*7	2998	11,66048
dt=0.25 s=1 n=1 w=3*3	1456	12,49364
dt=0.25 s=1 n=1 w=5*5	1618	12,24903

Annexe 7. Jeux de paramètres pour les images bruitées (§3.4.2 – Tableau 3.11)

Bruit faible ($\sigma=13$)

DWT - soft

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0.824714						
2	0.815302	0.789427					
3	0.844662	0.831340	0.785186				
4	0.853544	0.844721	0.803816	0.789698			
5	0.854720	0.846257	0.806268	0.792341	0.789354		
6	0.854923	0.846528	0.806711	0.792888	0.789964	0.789394	
7	0.854928	0.846535	0.806750	0.792959	0.790046	0.789483	0.789423

DWT - hard

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0.791806						
2	0.790212	0.792792					
3	0.821645	0.828065	0.825188				
4	0.831280	0.838671	0.836248	0.835604			
5	0.832556	0.840077	0.837781	0.837155	0.837102		
6	0.832773	0.840312	0.838037	0.837418	0.837364	0.837362	
7	0.832782	0.840321	0.838057	0.837440	0.837385	0.837385	0.837385

SIDWT - soft

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0.824014						
2	0.864666	0.794358					
3	0.896677	0.866532	0.781029				
4	0.901556	0.877807	0.802882	0.770085			
5	0.901617	0.878446	0.804708	0.773298	0.753431		
6	0.901169	0.877972	0.804295	0.772973	0.753211	0.742550	
7	0.900568	0.877220	0.803425	0.772061	0.752309	0.741605	0.737632

SIDWT - hard

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0.826302						
2	0.861618	0.853144					
3	0.890850	0.894395	0.887278				
4	0.895464	0.900339	0.894094	0.892824			
5	0.895533	0.900462	0.894328	0.893238	0.891605		
6	0.895089	0.899945	0.893794	0.892726	0.891141	0.889851	
7	0.894493	0.899228	0.893010	0.891921	0.890311	0.888977	0.888217

Soc-new

Paramètres	N	Q
1D/2D model (régularisation, seuils fixes)⁵		
$\alpha=0.5 \beta=0.5 \text{ kT}=6 \text{ kN}=2$	56	0.789008
$\alpha=0.7 \beta=0.3 \text{ kT}=6 \text{ kN}=2$	59	0.827516
$\alpha=0.8 \beta=0.2 \text{ kT}=6 \text{ kN}=2$	59	0.849174
$\alpha=0.9 \beta=0.1 \text{ kT}=6 \text{ kN}=2$	15	0.846350
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=6 \text{ kN}=2$	7	0.846286
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=4 \text{ kN}=2$	10	0.847100
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=8 \text{ kN}=2$	6	0.845544
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=3 \text{ kN}=2$	13	0.847054
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=3 \text{ kN}=1.5$	18	0.850358
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=3 \text{ kN}=1$	24	0.852756
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=2 \text{ kN}=1$	66	0.856116
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=1.5 \text{ kN}=1$	83	0.845635
Tv model		
$\alpha=0.95 \beta=0.05$	18	0.790517
$\alpha=0.8 \beta=0.2$	0	0.776195
$\alpha=0.99 \beta=0.01$	14	0.813081
$\alpha=0.995 \beta=0.005$	13	0.814462
$\alpha=0.999 \beta=0.001$	13	0.815389
Catte model		
$\alpha=0.9 \beta=0.1 \text{ K}=4 \text{ s}=1$	3	0.834053
$\alpha=0.8 \beta=0.2 \text{ K}=4 \text{ s}=1$	7	0.825122
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ K}=4 \text{ s}=1$	3	0.836438
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ K}=2 \text{ s}=1$	9	0.837704
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ K}=6 \text{ s}=1$	2	0.832356
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ K}=4 \text{ s}=2$	1	0.827540
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \text{ K}=4 \text{ s}=1$	3	0.836295
$\alpha=0.995 \beta=0.005 \text{ K}=4 \text{ s}=1$	3	0.836131
$\alpha=0.999 \beta=0.001 \text{ K}=4 \text{ s}=1$	3	0.835975
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ K}=1.5 \text{ s}=1$	18	0.837620
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ K}=2 \text{ s}=2$	3	0.829692

JoV-bruit

Paramètres	N	Q
$dt=0.1 \sigma=1 \alpha=1500 \beta=1$	263	0.859050
$dt=0.1 \sigma=2 \alpha=1500 \beta=1$	318	0.874596
$dt=0.1 \sigma=3 \alpha=1500 \beta=1$	360	0.877792
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=1500 \beta=1$	346	0.879834
$dt=0.1 \sigma=7 \alpha=1500 \beta=1$	328	0.879890
$dt=0.1 \sigma=9 \alpha=1500 \beta=1$	363	0.879107
$dt=0.1 \sigma=7 \alpha=2500 \beta=1$	269	0.885278
$dt=0.1 \sigma=7 \alpha=2500 \beta=5$	56	0.858409
$dt=0.1 \sigma=7 \alpha=2500 \beta=0.5$	43	0.872730
$dt=0.1 \sigma=7 \alpha=2500 \beta=0.8$	251	0.884291
$dt=0.1 \sigma=7 \alpha=2500 \beta=1.2$	281	0.884302
$dt=0.1 \sigma=7 \alpha=2500 \beta=0.9$	399	0.885150
$dt=0.1 \sigma=7 \alpha=2500 \beta=0.95$	373	0.885297
$dt=0.1 \sigma=6 \alpha=2500 \beta=0.9$	365	0.885633
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=0.9$	339	0.885931
$dt=0.1 \sigma=4 \alpha=2500 \beta=0.9$	308	0.885646

EDP-bruit

Paramètres					Image 1		Image 2	
1D/2D model (régularisation, seuils fixes)								
α	β	γ	kT	kN	N	Q	N	Q
0.5	0.5	1.5	6	2	46	0.886465	64	0.879074
0.7	0.3	1.5	6	2	33	0.892080	65	0.857411
0.8	0.2	1.5	6	2	30	0.886400	72	0.815521
0.9	0.1	1.5	6	2	26	0.876193	73	0.716521
0.95	0.05	1.5	6	2	24	0.871025	56	0.653494
0.95	0.05	1.5	4	2	28	0.871449	64	0.665060
0.95	0.05	1.5	8	2	22	0.870288	52	0.647831
0.95	0.05	1.5	3	2	33	0.870903	73	0.676139
0.95	0.05	1.5	3	1.5	36	0.871664	88	0.695119
0.5	0.5	1.5	4	2	63	0.885264	75	0.881603
0.4	0.4	1.5	6	2	57	0.886006	79	0.878987
0.3	0.3	1.5	6	2	76	0.885359	100	0.878666

⁵ $kT=K_{\xi}$ et $kN=K_{\eta}$

0.1	0.1	1.5	6	2	221	0.882329	297	0.876767
0.2	0.5	1.5	6	2	129	0.884938	134	0.884253
0.2	0.5	1.5	4	2	164	0.885396	168	0.885008
0.2	0.5	1.5	8	2	114	0.883866	119	0.882999
0.2	0.5	1.5	3	2	201	0.884415	204	0.884098
0.2	0.5	1.5	3	1.5	238	0.886796	239	0.886588
0.5	0.5	1.5	1.5	1	227	0.884045	230	0.883786
0.7	0.3	1.5	3	1.5	54	0.888199	85	0.875582
0.7	0.3	1.5	7	2	31	0.891698	64	0.853853
0.7	0.3	1.5	5	2	35	0.892207	67	0.861695
0.7	0.3	1.5	8	3	27	0.890550	57	0.837703
0.6	0.4	1.5	6	2	36	0.890702	62	0.872889
0.6	0.4	1.5	3	1.5	75	0.886162	89	0.882165
0.75	0.25	1.5	5	2	34	0.890764	70	0.847119
0.65	0.35	1.5	5	2	36	0.891714	65	0.870192
0.6	0.4	1.5	5	2	39	0.889915	65	0.875207
0.7	0.3	1.5	18	6	18	0.882706	47	0.779495
0.5	0.5	1.5	18	6	21	0.887577	40	0.850959
0.5	0.5	1.5	14	6	22	0.887636	40	0.852158
0.7	0.3	1.5	14	6	18	0.883129	48	0.782084
Tv model								
α	β	γ			N	Q	N	Q
0.5	0.5	1.5			135	0.848915	141	0.845439
1	0.1	1.4			71	0.862155	115	0.772048
0.25	0.25	2			200	0.854795	200	0.848971
0.75	0.25	1.5			89	0.852044	105	0.839218
0.6	0.6	0.6			114	0.837188	121	0.833147
0.75	0.75	1			92	0.840680	96	0.837088
Catte model								
α	β	γ	k	σ	N	Q	N	Q
0.9	0.1	1.5	4	1	18	0.868861	49	0.652983
0.8	0.2	1.5	4	1	21	0.878101	76	0.763177
0.95	0.05	1.5	4	1	17	0.864591	30	0.608719
0.95	0.05	1.5	2	1	33	0.867255	100	0.677060
0.95	0.05	1.5	6	1	12	0.862847	17	0.591145
0.95	0.05	1.5	4	2	9	0.858138	15	0.582504
0.99	0.01	1.5	4	1	16	0.861568	21	0.584372
0.995	0.005	1.5	4	1	16	0.861211	20	0.581884
0.999	0.001	1.5	4	1	16	0.860928	20	0.579988
0.5	0.5	1.5	4	1	28	0.887025	47	0.865361
0.7	0.3	1.5	4	1	24	0.886120	58	0.823331
0.4	0.2	1.5	4	1	39	0.885732	87	0.834447
0.4	0.5	1.5	2	1	84	0.879079	95	0.876280
0.3	0.5	1.5	6	1	30	0.880598	50	0.863211
0.3	0.3	1.5	4	2	29	0.877932	64	0.829188
0.3	0.3	1.5	4	1	45	0.886095	77	0.865395
0.6	0.4	1.5	4	1	26	0.889505	50	0.852819
0.4	0.6	1.5	4	1	33	0.880459	48	0.870052
0.6	0.4	1.5	4	2	16	0.876821	45	0.795392
0.5	0.5	1.5	3	2	20	0.879110	42	0.841297
0.7	0.3	1.5	3	2	16	0.873470	57	0.775377
0.65	0.35	1.5	4	1	25	0.888524	53	0.840884
0.7	0.3	1.5	4	1	24	0.886120	58	0.823331
0.75	0.25	1.5	4	1	23	0.882473	65	0.798481

EDP_new-bruit

Paramètres					Image 1		Image 2	
1D/2D model (régularisation, seuils fixes)								
α	β	γ	kT	kN	N	Q	N	Q
0,5	0,5	1,5	4	2	63	0,877126	63	0,877123
0,4	0,4	1,5	6	2	63	0,877692	63	0,877646
0,3	0,3	1,5	6	2	83	0,87758	84	0,877534
0,1	0,1	1,5	6	2	246	0,876411	248	0,876366
0,2	0,5	1,5	6	2	118	0,874675	117	0,874675
0,2	0,5	1,5	4	2	149	0,874528	150	0,874528
0,2	0,5	1,5	8	2	103	0,873966	104	0,873968
0,2	0,5	1,5	3	2	183	0,873012	182	0,873011
0,2	0,5	1,5	3	1,5	216	0,875369	217	0,875369
0,5	0,5	1,5	6	2	51	0,877694	51	0,877647
0,5	0,5	1,5	1,5	1	211	0,873214	212	0,873213
0,5	0,5	1,5	8	2	44	0,877352	47	0,876975
0,5	0,5	1,5	10	4	22	0,881155	38	0,869697
0,6	0,4	1,5	6	2	31	0,884179	51	0,877763
0,7	0,3	1,5	6	2	30	0,890757	58	0,867254
0,8	0,2	1,5	6	2	28	0,888035	60	0,826934
0,6	0,4	1,5	6	2	31	0,884179	51	0,877763
0,65	0,35	1,5	6	2	30	0,888487	54	0,874524
0,75	0,25	1,5	6	2	29	0,890591	60	0,853366
0,7	0,3	1,5	5	2	32	0,890195	59	0,870762
0,7	0,3	1,5	6	1	33	0,887163	62	0,872279
0,7	0,3	1,5	7	2	28	0,890777	57	0,864279
0,7	0,3	1,5	4	2	35	0,88831	61	0,874563
0,7	0,3	1,5	8	2	27	0,890603	56	0,861813
0,7	0,3	1,5	7,5	2	28	0,890708	56	0,862983
0,7	0,3	1,5	7	2	28	0,890777	57	0,864279
0,7	0,3	1,5	6,5	2	29	0,890819	57	0,86569
Tv model								
α	β	γ			N	Q	N	Q
0.5	0.5	1.5			130	0.832688	131	0.832683
1	0.1	1.4			68	0.856223	105	0.780506
0.25	0.25	2			200	0.834761	200	0.834752
0.75	0.25	1.5			91	0.833895	91	0.833888
0.6	0.6	0.6			117	0.822192	118	0.822183
0.75	0.75	1			92	0.825331	93	0.825314
Catte model								
Alfa	Beta	Gamma	k	seuil	N	Q	N	Q
0.5	0.5	1.5	4	1	22	0.878992	38	0.867229
0.7	0.3	1.5	4	1	22	0.886420	54	0.831182
0.4	0.2	1.5	4	1	36	0.885604	81	0.841541
0.4	0.5	1.5	2	1	78	0.868365	78	0.868363
0.3	0.5	1.5	6	1	24	0.868321	38	0.863230
0.3	0.3	1.5	4	2	26	0.875295	58	0.833622
0.3	0.3	1.5	4	1	36	0.878797	64	0.867245
0.2	0.2	1.5	4	1	55	0.878473	95	0.867044
0.1	0.1	1.5	4	1	109	0.877805	150	0.861855
0.5	0.5	1.5	6	1	18	0.882891	35	0.854263
0.5	0.5	1.5	2	1	64	0.870119	64	0.870117
0.5	0.5	1.5	3	1	35	0.872281	43	0.870778

Bruit fort ($\sigma=30$)

DWT - soft

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0.735178						
2	0.653166	0.715942					
3	0.681001	0.736648	0.638517				
4	0.694065	0.752766	0.667439	0.611263			
5	0.695933	0.754828	0.671674	0.616911	0.606449		
6	0.696248	0.755189	0.672477	0.618053	0.607749	0.605853	
7	0.696243	0.755170	0.672492	0.618199	0.607929	0.606052	0.605902

DWT - hard

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0.648340						
2	0.597423	0.630448					
3	0.630165	0.665133	0.645295				
4	0.644701	0.681852	0.665054	0.659642			
5	0.646716	0.684129	0.667979	0.662829	0.662567		
6	0.647040	0.684497	0.668463	0.663350	0.663088	0.663104	
7	0.647040	0.684490	0.668475	0.663390	0.663131	0.663148	0.663151

SIDWT - soft

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0.764499						
2	0.767853	0.719913					
3	0.796938	0.802458	0.627879				
4	0.802972	0.817019	0.665741	0.573986			
5	0.803453	0.818252	0.669653	0.580785	0.541618		
6	0.803163	0.817907	0.669501	0.580816	0.541783	0.526322	
7	0.802689	0.817239	0.668648	0.579939	0.540961	0.525466	0.520358

SIDWT - hard

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0.757191						
2	0.760437	0.765312					
3	0.789611	0.824533	0.784263				
4	0.795796	0.834719	0.799976	0.791938			
5	0.796313	0.835504	0.801410	0.793901	0.789233		
6	0.796031	0.835120	0.801033	0.793563	0.788974	0.786893	
7	0.795561	0.834480	0.800256	0.792764	0.788154	0.786045	0.785168

Soc-new

Paramètres	N	Q
1D/2D model (régularisation, seuils fixes)		
$\alpha=0.5 \beta=0.5 \text{ kT}=6 \text{ kN}=2$	0	0.592741
$\alpha=0.7 \beta=0.3 \text{ kT}=6 \text{ kN}=2$	0	0.592741
$\alpha=0.8 \beta=0.2 \text{ kT}=6 \text{ kN}=2$	3	0.619093
$\alpha=0.9 \beta=0.1 \text{ kT}=6 \text{ kN}=2$	25	0.713806
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=6 \text{ kN}=2$	30	0.784397
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \text{ kT}=6 \text{ kN}=2$	18	0.803094
$\alpha=0.995 \beta=0.005 \text{ kT}=6 \text{ kN}=2$	17	0.803533
$\alpha=0.999 \beta=0.001 \text{ kT}=6 \text{ kN}=2$	16	0.803548
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \text{ kT}=8 \text{ kN}=3$	12	0.801085
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \text{ kT}=10 \text{ kN}=4$	9	0.798514
$\alpha=0.999 \beta=0.001 \text{ kT}=5 \text{ kN}=2$	19	0.803408
$\alpha=0.999 \beta=0.001 \text{ kT}=7 \text{ kN}=2$	15	0.803313
$\alpha=0.999 \beta=0.001 \text{ kT}=4 \text{ kN}=2$	22	0.80237
$\alpha=0.999 \beta=0.001 \text{ kT}=4 \text{ kN}=1$	27	0.802811
$\alpha=0.999 \beta=0.001 \text{ kT}=6 \text{ kN}=1$	19	0.802607
$\alpha=0.999 \beta=0.001 \text{ kT}=6 \text{ kN}=3$	13	0.800865
$\alpha=0.9995 \beta=0.0005 \text{ kT}=5 \text{ kN}=2$	18	0.80339
$\alpha=0.9999 \beta=0.0001 \text{ kT}=5 \text{ kN}=2$	18	0.803384

JoV-bruit

Paramètres	N	Q
$dt=0.1 \sigma=1 \alpha=2500 \beta=1$	2	0.600990
$dt=0.1 \sigma=2 \alpha=2500 \beta=1$	109	0.637266
$dt=0.1 \sigma=3 \alpha=2500 \beta=1$	120	0.650644
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=1$	283	0.653992
$dt=0.1 \sigma=7 \alpha=2500 \beta=1$	87	0.650558
$dt=0.1 \sigma=9 \alpha=2500 \beta=1$	97	0.647559
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=1.2$	376	0.649517
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=0.8$	366	0.659623
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=0.5$	282	0.674484
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=0.2$	383	0.717108
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=0.1$	261	0.754705
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=0.05$	68	0.759225
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=0.15$	290	0.733541
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=0.01$	42	0.748468
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=0.005$	40	0.746699
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=0.008$	41	0.747759
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=0.06$	88	0.761015
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=0.07$	179	0.762321
$dt=0.1 \sigma=5 \alpha=2500 \beta=0.04$	58	0.757078

EDP-bruit

Paramètres					Image 1		Image 2	
1D/2D model (régularisation, seuils fixes)								
α	β	γ	kT	kN	N	Q	N	Q
0.5	0.5	1.5	8	3	96	0.809899	97	0.809615
0.5	0.5	1.5	10	4	73	0.810192	75	0.809322
0.5	0.5	1.5	6	2	137	0.807170	138	0.807089
0.7	0.3	1.5	6	2	93	0.811310	98	0.809805
0.6	0.4	1.5	6	2	114	0.809161	115	0.808988
0.6	0.4	1.5	3	1.5	242	0.798463	243	0.798437
0.7	0.3	1.5	8	2	73	0.814484	84	0.810802
0.5	0.5	1.5	3	2	260	0.799018	261	0.798997
0.5	0.5	1.5	3	1.5	298	0.798010	297	0.797985
0.4	0.6	1.5	6	2	173	0.805826	174	0.805762
0.8	0.2	1.5	6	2	69	0.817496	91	0.806681
0.5	0.5	1.5	5	5	90	0.797183	91	0.796757
0.8	0.2	1.5	8	2	53	0.822628	83	0.800192
0.8	0.2	1.5	10	4	37	0.830442	64	0.772512
0.8	0.2	1.5	12	4	35	0.831115	63	0.766178
0.9	0.1	1.5	6	2	53	0.821278	93	0.757280
0.9	0.1	1.5	8	2	44	0.823251	85	0.739234
0.9	0.1	1.5	10	4	33	0.826613	57	0.687654
0.9	0.1	1.5	12	4	31	0.826618	55	0.681621
0.7	0.3	1.5	12	4	41	0.826853	61	0.803448
0.8	0.2	1.5	12	3	38	0.829364	70	0.779582
0.8	0.2	1.5	12	5	32	0.831515	57	0.750202
0.8	0.2	1.5	14	4	34	0.831248	62	0.761590
0.8	0.2	1.5	14	6	28	0.831300	51	0.729315
0.85	0.15	1.5	14	6	27	0.828987	46	0.688191
0.75	0.05	1.5	14	6	30	0.821310	45	0.622641
0.8	0.2	1.5	16	6	28	0.831363	50	0.726062

0.8	0.2	1.5	16	8	24	0.829405	41	0.696854
0.8	0.2	1.5	14	8	24	0.829160	42	0.699666
0.8	0.2	1.5	14	10	22	0.826503	35	0.676350
0.8	0.2	1.5	18	8	23	0.829475	41	0.694688
0.8	0.2	1.5	17	7	25	0.830546	45	0.709515
0.8	0.2	1.5	18	6	27	0.831338	50	0.723623
0.8	0.2	1.5	12	6	29	0.830979	51	0.733783
0.8	0.2	1.5	13	6	29	0.831203	51	0.731406
0.8	0.2	1.5	11	5	33	0.831201	57	0.753112

EDP_new-bruit

Paramètres					Image 1		Image 2	
1D/2D model (régularisation, seuils fixes)								
α	β	γ	kT	kN	N	Q	N	Q
0.5	0.5	1.5	8	3	92	0.811517	92	0.811518
0.5	0.5	1.5	10	4	69	0.810617	69	0.810616
0.5	0.5	1.5	6	2	133	0.809625	132	0.809626
0.7	0.3	1.5	6	2	96	0.814656	96	0.814655
0.6	0.4	1.5	6	2	111	0.811697	110	0.811695
0.6	0.4	1.5	3	1.5	236	0.798998	235	0.798997
0.7	0.3	1.5	8	2	78	0.815052	78	0.815019
0.5	0.5	1.5	3	2	248	0.797646	249	0.797646
0.5	0.5	1.5	3	1.5	284	0.797166	283	0.797167
0.4	0.6	1.5	6	2	165	0.807775	166	0.807773
0.8	0.2	1.5	6	2	80	0.815758	85	0.814543
0.5	0.5	1.5	5	5	86	0.796644	85	0.796646
0.8	0.2	1.5	8	2	57	0.817855	74	0.811195
0.8	0.2	1.5	10	4	36	0.828740	59	0.789646
0.8	0.2	1.5	12	4	34	0.830011	58	0.783948
0.9	0.1	1.5	6	2	52	0.821083	89	0.773822
0.9	0.1	1.5	8	2	43	0.823805	82	0.756357
0.9	0.1	1.5	10	4	33	0.828138	56	0.702609
0.9	0.1	1.5	12	4	31	0.828235	54	0.696165
0.7	0.3	1.5	12	4	42	0.820771	53	0.813466
0.8	0.2	1.5	12	3	37	0.827007	63	0.795882
0.8	0.2	1.5	12	5	31	0.831304	53	0.768671
0.8	0.2	1.5	14	4	32	0.830539	57	0.779515
0.8	0.2	1.5	14	6	27	0.831969	47	0.747930
0.8	0.2	1.5	16	6	26	0.832149	47	0.744520
0.8	0.2	1.5	16	8	23	0.830849	39	0.714832
0.8	0.2	1.5	14	8	23	0.830524	39	0.717794
0.8	0.2	1.5	14	10	21	0.828170	33	0.693753
0.8	0.2	1.5	18	8	22	0.830961	39	0.712559
0.8	0.2	1.5	17	7	24	0.831764	42	0.727758
0.8	0.2	1.5	18	6	26	0.832240	47	0.741967
0.8	0.2	1.5	12	6	28	0.831461	48	0.752476
0.8	0.2	1.5	13	6	28	0.831760	48	0.750011
0.8	0.2	1.5	11	5	32	0.830838	53	0.771533
0.8	0.2	1.5	18	5	28	0.832021	50	0.757952
0.8	0.2	1.5	18	7	24	0.831809	42	0.726631
0.8	0.2	1.5	19	6	26	0.832237	46	0.740924
0.8	0.2	1.5	20	6	25	0.832214	46	0.739996
0.8	0.2	1.5	20	7	24	0.831815	42	0.724748
0.8	0.2	1.5	20	8	22	0.831051	38	0.710808

Annexe 8. Jeux de paramètres pour les images de synthèse bruitées (§3.4.2 – Tableau 3.12)

Bruit faible ($\sigma=16$)

DWT-soft

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	19.19378						
2	21.32191	18.60893					
3	21.51914	18.82916	18.11477				
4	21.29437	18.55844	17.80125	17.63399			
5	20.64009	17.80145	16.97892	16.80064	16.73195		
6	19.07565	15.95969	15.02526	14.83441	14.79808	14.81939	
7	13.93871	9.225994	7.494071	7.095764	7.019026	7.003721	7.026011

DWT-hard

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	21.14875						
2	23.09236	21.04029					
3	23.27792	21.26415	20.68551				
4	23.07105	21.02971	20.45186	20.3971			
5	22.46766	20.36442	19.77419	19.71924	19.71967		
6	21.03979	18.77723	18.1327	18.07514	18.07523	18.07731	
7	16.52411	13.52731	12.61867	12.53354	12.53341	12.5362	12.53502

SIDWT-soft

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	18.73629						
2	18.83737	18.1567					
3	18.40686	17.45621	17.56206				
4	17.53595	16.43165	16.41274	16.67196			
5	15.97081	14.68762	14.56712	14.72438	15.03344		
6	13.01014	11.36186	11.13134	11.22202	11.45189	11.93263	
7	10.57819	8.450069	8.098036	8.16354	8.34518	8.567903	9.213768

SIDWT-hard

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	18.58643						
2	18.79198	17.79012					
3	18.39609	17.19802	17.00897				
4	17.54132	16.2426	16.00467	15.97583			
5	15.98596	14.52705	14.24415	14.2009	14.20337		
6	13.0344	11.18895	10.80129	10.73502	10.72992	10.7498	
7	10.60951	8.228853	7.681942	7.583712	7.568373	7.56487	7.691484

Soc-new

Paramètres	N	Q
1D/2D model (régularisation, seuils fixes)		
$\alpha=0.9 \beta=0.1 \text{ kT}=4 \text{ kN}=1$	4298	9.552657
$\alpha=0.9 \beta=0.1 \text{ kT}=6 \text{ kN}=1$	4335	12.712299
$\alpha=0.8 \beta=0.2 \text{ kT}=4 \text{ kN}=1$	2554	15.103476
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=4 \text{ kN}=1$	6683	13.292376
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=4 \text{ kN}=2$	49	18.595417
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=3 \text{ kN}=1$	5486	11.208203
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \text{ kT}=3 \text{ kN}=1$	52	18.637889
$\alpha=0.995 \beta=0.005 \text{ kT}=3 \text{ kN}=1$	15	18.733196
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \text{ kT}=2 \text{ kN}=1$	15	17.182604
$\alpha=0.995 \beta=0.005 \text{ kT}=2 \text{ kN}=1$	134	18.591134
$\alpha=0.999 \beta=0.001 \text{ kT}=3 \text{ kN}=1$	10	18.771519

JoV-bruit

Paramètres	N	Q
$\sigma=10 \alpha=2500 \beta=1$	3685	11.578160
$\sigma=5 \alpha=2500 \beta=1$	407	13.840825
$\sigma=13 \alpha=2500 \beta=1$	9358	10.956640
$\sigma=13 \alpha=2500 \beta=0.1$	2566	10.448804
$\sigma=13 \alpha=2500 \beta=0.5$	10102	10.347735

EDP-bruit

Paramètres					Image 1		Image 2		Image 3	
1D/2D model (régularisation, seuils fixes)										
α	β	γ	kT	kN	N	RMSE	N	RMSE	N	RMSE
0.8	0.2	1.5	3	1	10366	5.373580	68	3.870704	10579	5.533495
0.8	0.2	1.5	2	1	12864	5.831938	221	4.439462	14386	6.182505
0.9	0.1	1.5	4	1	80	12.918910	98	2.933051	7561	11.282973
0.95	0.05	1.5	4	1	153	12.972246	165	3.294734	8886	27.455546
0.65	0.45	1.5	4	1	24987	11.186943	71	6.620181	24895	11.385319
0.7	0.3	1.5	5	1	12665	5.657739	41	4.578376	13802	5.957547
0.8	0.2	1.5	5	1	11019	9.340957	54	3.587002	8445	8.935192
0.7	0.3	1.5	4	1	13701	5.491700	48	4.806928	12960	5.756839

EDP_new-bruit

Paramètres					Image 1		Image 2		Image 3	
1D/2D model (régularisation, seuils fixes)										
α	β	γ	kT	kN	N	RMSE	N	RMSE	N	RMSE
0.8	0.2	1.5	3	1	14415	5.119485	152	2.931266	14673	5.329822
0.8	0.2	1.5	2	1	12986	5.811326	260	3.591095	14291	5.906026
0.9	0.1	1.5	4	1	2788	11.655402	201	2.447905	11355	12.850613
0.95	0.05	1.5	4	1	748	12.852729	212	3.223433	20313	18.496193
0.65	0.45	1.5	4	1	24934	7.507869	126	6.801832	24842	7.507835
0.7	0.3	1.5	5	1	23043	4.454948	118	3.573347	21415	4.372683
0.8	0.2	1.5	5	1	9415	6.970408	146	2.650043	15474	7.223047
0.7	0.3	1.5	4	1	16474	4.615681	138	3.747719	16457	4.606836
0.7	0.3	1.5	6	1	26984	5.173906	106	3.462980	26932	5.062567

Bruit fort ($\sigma=36$)

DWT-soft

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	21.79786						
2	31.16324	20.11469					
3	33.00887	23.01865	19.63758				
4	33.34803	23.5232	20.16537	19.25397			
5	33.06946	23.1236	19.62061	18.6788	18.46786		
6	32.1309	21.75422	17.96301	16.96173	16.78252	16.81376	
7	29.42392	17.51184	12.50817	10.96884	10.67003	10.67833	10.65827

DWT-hard

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	30.02077						
2	37.34583	30.44847					
3	38.8887	32.42809	30.64063				
4	39.17882	32.78747	31.00916	30.67772			
5	38.94176	32.50323	30.70263	30.38693	30.38066		
6	38.14687	31.54322	29.68754	29.3695	29.36297	29.36136	
7	35.89572	28.78142	26.74059	26.38043	26.3669	26.36325	26.36367

SIDWT-soft

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	20.19833						
2	22.87107	18.9318					
3	23.4904	18.7098	18.40088				
4	23.09205	17.96812	17.2696	17.71317			
5	22.00574	16.4549	15.49654	15.70354	16.33854		
6	19.99283	13.59474	12.29507	12.34242	12.81281	13.75508	
7	18.56077	11.369	9.730472	9.695062	10.08545	10.59251	11.68906

SIDWT-hard

Niveau décomposition	Niveau débruitage						
	1	2	3	4	5	6	7
1	20.27971						
2	23.14862	18.6454					
3	23.80876	18.62748	17.69707				
4	23.43531	17.98666	16.81402	16.63662			
5	22.37431	16.5326	15.18258	14.92001	14.90511		
6	20.40193	13.71903	12.0176	11.64745	11.59933	11.63525	
7	19.00255	11.5294	9.427543	8.939148	8.870681	8.849746	8.970345

Soc-new

Paramètres	N	Q
1D/2D model (régularisation, seuils fixes)		
$\alpha=0.9 \beta=0.1 \text{ kT}=4 \text{ kN}=1$	24	20.891016
$\alpha=0.9 \beta=0.1 \text{ kT}=6 \text{ kN}=1$	4098	15.003179
$\alpha=0.8 \beta=0.2 \text{ kT}=4 \text{ kN}=1$	1	25.596836
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=4 \text{ kN}=1$	6004	13.990225
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=4 \text{ kN}=2$	63	18.722138
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \text{ kT}=3 \text{ kN}=1$	6106	15.864595
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \text{ kT}=3 \text{ kN}=1$	91	18.540141
$\alpha=0.995 \beta=0.005 \text{ kT}=3 \text{ kN}=1$	47	18.721414
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \text{ kT}=2 \text{ kN}=1$	3	14.361984
$\alpha=0.995 \beta=0.005 \text{ kT}=2 \text{ kN}=1$	180	18.473508
$\alpha=0.999 \beta=0.001 \text{ kT}=3 \text{ kN}=1$	36	18.835459

JoV-bruit

Paramètres	N	Q
$\sigma=8 \alpha=2500 \beta=1$	908	24.990996
$\sigma=10 \alpha=2500 \beta=1$	599	24.693637
$\sigma=13 \alpha=2500 \beta=1$	6	25.738756
$\sigma=13 \alpha=1500 \beta=0.1$	7817	19.809410
$\sigma=13 \alpha=1500 \beta=0.01$	1401	8.311119
$\sigma=13 \alpha=1500 \beta=0.001$	178	8.678871
$\sigma=13 \alpha=2500 \beta=0.005$	123	8.636034
$\sigma=13 \alpha=2500 \beta=0.01$	206	8.476121
$\sigma=6 \alpha=2500 \beta=0.005$	140	8.522524
$\sigma=4 \alpha=2500 \beta=0.005$	146	8.430681
$\sigma=2 \alpha=2500 \beta=0.005$	179	8.219924
$\sigma=3 \alpha=2500 \beta=0.005$	155	8.345273
$\sigma=4 \alpha=2500 \beta=0.001$	101	8.733193
$\sigma=4 \alpha=2500 \beta=0.01$	498	7.987121
$\sigma=2 \alpha=2500 \beta=0.01$	400	7.753914
$\sigma=2 \alpha=2500 \beta=0.05$	395	12.033146
$\sigma=1 \alpha=2500 \beta=0.01$	334	7.726230
$\sigma=1 \alpha=2500 \beta=0.05$	387	13.920763

EDP-bruit

Paramètres					Image 1		Image 2		Image 3	
1D/2D model (régularisation, seuils fixes)										
α	β	γ	kT	kN	N	RMSE	N	RMSE	N	RMSE
0,75	0,25	1,5	4	1	1429	17,055113	146	12,889211	15000	17,845597
0,775	0,225	1,5	4	1	8280	12,382145	161	10,030723	12280	14,131599
0,825	0,175	1,5	4	1	9733	11,912522	131	6,673339	11204	11,021326
0,825	0,175	1,5	4,5	1	1072	13,507626	111	6,01837	9042	12,784367
0,825	0,175	1,5	3,5	1	3299	12,057806	175	8,191342	12500	11,068449
0,825	0,175	1,5	4	1,5	91	13,768468	78	5,664009	8691	13,202992

EDP_new-bruit

Paramètres					Image 1		Image 2		Image 3	
1D/2D model (régularisation, seuils fixes)										
α	β	γ	kT	kN	N	RMSE	N	RMSE	N	RMSE
0.7	0.3	1.5	6	1.5	1229	12.580774	172	4.936003	11077	13.091860
0.725	0.275	1.5	6	1	19933	7.089784	264	5.803182	18221	6.962166
0.7	0.3	1.5	6.5	1	19966	7.526661	254	6.088242	18000	7.341413
0.675	0.325	1.5	6	1	17277	11.709827	290	10.714832	17063	11.692606
0.75	0.25	1.5	6	1	17292	8.512525	232	4.910183	15667	8.288223
0.725	0.275	1.5	6	0.5	1	37.612502	2	36.422410	11763	54.139924

Annexe 9. Jeux de paramètres pour les blocs de synthèse bruitées (§4.3.2 – Tableaux 4.3 et 4.4)

Bruit moyen ($\sigma=18$)

DWT-soft

Niveau décomposition	Niveau débruitage				
	1	2	3	4	5
1	10.138				
2	12.146	12.805			
3	12.357	13.176	13.000		
4	12.394	13.224	13.073	13.002	
5	12.397	13.238	13.084	13.013	13.005

DWT-hard

Niveau décomposition	Niveau débruitage				
	1	2	3	4	5
1	14.170				
2	15.842	14.501			
3	16.033	14.714	14.601		
4	16.062	14.747	14.631	14.629	
5	16.064	14.750	14.634	14.632	14.632

SIDWT-soft

Niveau décomposition	Niveau débruitage				
	1	2	3	4	5
1	9.120				
2	8.695	12.583			
3	8.624	12.369	13.639		
4	8.660	12.378	13.626	13.789	
5	8.827	12.493	13.713	13.863	13.913

SIDWT-hard

Niveau décomposition	Niveau débruitage				
	1	2	3	4	5
1	8.707				
2	9.029	7.859			
3	9.106	7.873	7.748		
4	9.153	7.921	7.791	7.779	
5	9.308	8.099	7.971	7.959	7.958

Soc-new

Paramètres	N	Q
$\alpha=0.7 \beta=0.3 \tau=0.15$	2	11.643500
$\alpha=0.8 \beta=0.2 \tau=0.15$	4	8.971440
$\alpha=0.9 \beta=0.1 \tau=0.15$	7	6.345572
$\alpha=0.9 \beta=0.1 \tau=0.25$	5	6.599907
$\alpha=0.9 \beta=0.1 \tau=0.05$	8	6.659812
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \tau=0.05$	14	5.271901
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \tau=0.05$	23	4.599329
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \tau=0.15$	10	5.306991
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \tau=0.15$	10	4.985057
$\alpha=0.90 \beta=0.1 \tau=0.20$	6	6.428061
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \tau=0.20$	8	5.567941
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \tau=0.20$	7	5.325018

JoV-bruit

Paramètres	N	Q
$\sigma=1 \alpha=1500 \beta=1$	22	11,70779
$\sigma=2 \alpha=1500 \beta=1$	37	10,89911
$\sigma=4 \alpha=1500 \beta=1$	32	10,53221
$\sigma=7 \alpha=1500 \beta=1$	30	10,40496
$\sigma=9 \alpha=1500 \beta=1$	30	10,42023
$\sigma=11 \alpha=1500 \beta=1$	29	10,51745
$\sigma=7 \alpha=1500 \beta=0.5$	32	9,780279
$\sigma=7 \alpha=1500 \beta=0.1$	34	8,957582
$\sigma=6 \alpha=1500 \beta=0.1$	35	8,726214
$\sigma=8 \alpha=1500 \beta=0.1$	33	9,177613
$\sigma=7 \alpha=1500 \beta=0.01$	29	8,936572
$\sigma=7 \alpha=1500 \beta=0.005$	29	8,939864
$\sigma=7 \alpha=1500 \beta=0.05$	31	8,926232
$\sigma=6 \alpha=1500 \beta=0.01$	35	8,715198
$\sigma=6 \alpha=1500 \beta=0.05$	32	8,696377

EDP-bruit

Paramètres				Bloc 1		Bloc 2	
α	β	γ	τ	N	RMSE	N	RMSE
0.5	0.25	0.75	0.15	68	4.746606	69	4.73627
0.5	0.25	0.75	0.05	112	4.680417	112	4.665229
0.5	0.25	0.75	0.25	36	5.093052	37	5.10031
0.5	0.35	0.65	0.15	71	4.781163	71	4.769333
0.5	0.5	0.5	0.15	72	4.784792	72	4.772481
0.75	0.25	0.5	0.15	44	4.703473	45	4.70355
0.75	0.35	0.65	0.15	44	4.705709	45	4.695857
0.5	0.35	0.65	0.05	115	4.698079	115	4.683573
0.5	0.15	0.85	0.05	102	4.592003	103	4.578609
0.75	0.25	0.5	0.05	72	4.645966	73	4.631751
0.5	0.25	0.75	0.04	118	4.690805	118	4.675085
0.5	0.25	0.75	0.075	99	4.668359	99	4.65349
0.5	0.05	0.95	0.05	99	4.408268	107	4.460151
0.5	0.1	0.9	0.05	92	4.501106	97	4.499087

EDP_new-bruit

Paramètres				Bloc 1		Bloc 2	
α	β	γ	τ	N	RMSE	N	RMSE
0.5	0.25	0.75	0.15	55	4.697869	56	4.705889
0.5	0.25	0.75	0.05	96	4.541331	96	4.550211
0.5	0.25	0.75	0.25	26	5.247152	26	5.254546
0.5	0.35	0.65	0.15	55	4.730662	56	4.738665
0.5	0.5	0.5	0.15	55	4.7595	55	4.767534
0.75	0.25	0.5	0.15	36	4.665207	36	4.673224
0.75	0.35	0.65	0.15	36	4.659883	36	4.667943
0.5	0.35	0.65	0.05	96	4.570098	97	4.561351
0.5	0.15	0.85	0.05	92	4.486855	93	4.478074
0.75	0.25	0.5	0.05	64	4.515019	64	4.50628
0.5	0.25	0.75	0.04	101	4.553613	100	4.544749
0.5	0.25	0.75	0.075	85	4.555326	84	4.546636
0.5	0.05	0.95	0.05	82	4.380586	81	4.370297
0.5	0.1	0.9	0.05	88	4.433713	89	4.424729

Bruit fort ($\sigma=37$)

DWT-soft

Niveau décomposition	Niveau débruitage				
	1	2	3	4	5
1	14.625				
2	20.463	19.763			
3	21.015	20.763	19.882		
4	21.096	20.880	20.857	19.860	
5	21.106	20.901	20.117	19.893	19.872

DWT-hard

Niveau décomposition	Niveau débruitage				
	1	2	3	4	5
1	27.491				
2	31.114	28.226			
3	31.501	28.682	28.400		
4	31.556	28.745	28.463	28.463	
5	31.562	28.753	28.472	28.472	28.472

SIDWT-soft

Niveau décomposition	Niveau débruitage				
	1	2	3	4	5
1	11.322				
2	11.601	17.801			
3	11.694	17.435	19.862		
4	11.747	17.426	19.817	20.115	
5	11.879	17.509	19.865	20.144	20.234

SIDWT-hard

Niveau décomposition	Niveau débruitage				
	1	2	3	4	5
1	11.571				
2	12.133	9.636			
3	12.265	9.517	9.297		
4	12.320	9.562	9.323	9.305	
5	12.447	9.719	9.482	9.463	9.465

Soc-new

Paramètres	N	Q
$\alpha=0.7 \beta=0.3 \tau=0.15$	2	24.490459
$\alpha=0.8 \beta=0.2 \tau=0.15$	6	18.267300
$\alpha=0.9 \beta=0.1 \tau=0.15$	9	11.750525
$\alpha=0.9 \beta=0.1 \tau=0.25$	8	11.542688
$\alpha=0.9 \beta=0.1 \tau=0.05$	12	13.428028
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \tau=0.05$	18	9.401133
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \tau=0.05$	35	6.687392
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \tau=0.25$	11	9.072925
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \tau=0.25$	12	7.864073
$\alpha=0.90 \beta=0.1 \tau=0.30$	8	11.556739
$\alpha=0.95 \beta=0.05 \tau=0.30$	10	9.185228
$\alpha=0.99 \beta=0.01 \tau=0.30$	12	8.050334

JoV-bruit

Paramètres	N	Q
$\sigma=4 \alpha=1500 \beta=0.05$	83	17,1748
$\sigma=7 \alpha=1500 \beta=0.05$	72	17,73157
$\sigma=10 \alpha=1500 \beta=0.05$	68	18,52281
$\sigma=6 \alpha=1500 \beta=0.05$	75	17,51565
$\sigma=1 \alpha=1500 \beta=0.05$	246	17,80454
$\sigma=2 \alpha=1500 \beta=0.05$	146	16,99286
$\sigma=2 \alpha=1500 \beta=0.1$	103	20,29411
$\sigma=2 \alpha=1500 \beta=0.01$	85	12,46375
$\sigma=2 \alpha=1500 \beta=1$	4	25,95456
$\sigma=2 \alpha=1500 \beta=0.0005$	63	12,21572
$\sigma=2 \alpha=1500 \beta=0.001$	64	12,22365
$\sigma=2 \alpha=1500 \beta=0.005$	71	12,30717

EDP-bruit

Paramètres				Bloc 1		Bloc 2	
α	β	γ	τ	N	RMSE	N	RMSE
0.5	0.35	0.65	0.05	199	7.287912	200	7.299103
0.5	0.15	0.85	0.05	204	7.244519	206	7.254965
0.75	0.25	0.5	0.05	142	7.30561	143	7.315786
0.5	0.25	0.75	0.04	214	7.317248	215	7.326667
0.5	0.25	0.75	0.075	180	7.273096	179	7.28641
0.5	0.05	0.95	0.05	173	6.928332	178	6.957045
0.5	0.1	0.9	0.05	195	7.142587	195	7.154822

EDP_new-bruit

Paramètres				Bloc 1		Bloc 2	
α	β	γ	τ	N	RMSE	N	RMSE
0.5	0.35	0.65	0.05	174	7.092976	173	7.110523
0.5	0.15	0.85	0.05	184	7.026187	184	7.044053
0.75	0.25	0.5	0.05	123	7.059263	124	7.077148
0.5	0.25	0.75	0.04	188	7.092683	190	7.110199
0.5	0.25	0.75	0.075	157	7.094882	154	7.113377
0.5	0.25	0.75	0.05	177	7.082951	180	7.100733
0.5	0.25	0.75	0.15	93	7.463389	93	7.481084
0.5	0.1	0.9	0.05	181	6.948514	182	6.966084
0.5	0.05	0.95	0.05	170	6.813352	171	6.832125

BIBLIOGRAPHIE

- [AAB⁺84] E.H. Adelson, C.H. Anderson, J.R. Bergen, P.J. Burt, J.M. Ogden - “Pyramid methods in image processing”, *RCA Engineer*, vol. 29(6), pp.33-41, 1984.
- [AGLM93] L. Alvarez, F. Guichard, P. L. Lions, J.M. Morel – “Axioms and fundamental equations of image processing”, *Archive for Rational Mechanics and Analysis*, vol.123, pp. 199-257, 1993.
- [ALM92] L. Alvarez, P. L. Lions, J. M. Morel – “Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion II”, *SIAM Journal on Numerical Analysis*, vol.29, no.3, pp. 845-866, 1992.
- [AIM94] L. Alvarez, L. Mazorra – “Signal and image restoration using shock filters and anisotropic diffusion”, *SIAM Journal on Numerical Analysis*, vol.31, no.2, pp. 590-605, 1994.
- [AmL08] L. Amundsen, M. Landro, – “Seismic Imaging Technologie. Part II : Lessons from wide azimuth subsalt imaging in deepwater Gulf of Mexico”, *GEO ExPro*, May 2008. <http://www.geo365.no/sfiles/14/34/1/file/seismicimagingtechnology.pdf>
- [And87] C.H. Anderson - “Filter-Subtract-Decimate Hierarchical Pyramid Signal Analyzing and Synthesizing Technique”, *US Patent*, US4718104, 1987.
- [ASBN06] B. Aksasse, Y. Stitou, Y. Berthoumieu, M. Najim – “Eigen filter for attenuation coherent noise in 2-D seismic data”, *Proceedings of the 2nd International Symposium on Communications, Control and Signal Processing*, ISCCSP06, Marrakech, Morocco, 2006.
- [AZD07] K. Amolins, Y. Zhang, P. Dare– “Wavelet based image fusion techniques - An introduction, review and comparison”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol.62(4), pp. 249-262, 2007.
- [Bak02] P. Bakker – “Image structure analysis for seismic interpretation”, *Thèse de doctorat*, Delft University of Technology, 2002.
- [BaS07] B. Barley, T. Summers - “Multi-azimuth and wide-azimuth seismic: Shallow to deep water, exploration to production” *The Leading Edge*, vol. 26, no. 4, pp. 450-458, April 2007.
- [BCI⁺06] C. Ballester, V. Caselles, L. Igual, J. Verdera, B. Rougé– “A Variational Model for P+XS Image Fusion”, *International Journal of Computer Vision*, vol.63(1), pp. 43-58, 2006.

- [BCRV03] C. Ballester, V. Caselles, B. Rougé, J. Verdera, – “Une méthode géométrique de fusion pour des images P+XS”, *Rapport CNES*, , 2003.
- [Bel03] A. Belahmidi – “Equations aux dérivées partielles appliquées à la restauration et à l’agrandissement des images”, *Thèse de doctorat*, Université Paris IX-Dauphine, 2003.
- [Blo03] I. Bloch - “*Fusion d’informations en traitement du signal et des images*”, Lavoisier, Hermes Science Publication, 2003.
- [Blu06] R.S. Blum – “On multisensor image fusion performance limits from an estimation theory perspective”, *Information Fusion*, vol.7(3), pp. 250-263, 2006.
- [Bro92] L.G. Brown – “A survey of image registration techniques”, *ACM Computing Survey*, vol. 24 (4), pp. 325–376, 1992.
- [BSMH98] M. Black, G. Sapiro, D. Marimont, D. Heeger – “Robust anisotropic diffusion”, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.7, no.3, pp. 421-432, 1998.
- [BuA83] P.J. Burt, E.H. Adelson - “The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code”, *IEEE Transaction in Communication*, Vol. COM-31, No. 4, 1983.
- [BuK93] P.J. Burt, R.J. Kolczynski - “Enhanced image capture through fusion”, *In Fourth International Conference on Computer Vision*, pp. 173-182, 1993.
- [BVV99] P. Bakker, L.J. van Vliet, P.W. Verbeek, – "Edge preserving orientation adaptive filtering", *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition – CVPR99*, vol.1, pp. 535-540, Fort Collins, CO, 1999.
- [Can86] J.F. Canny – “A computational approach to edge detection”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.8, no. 6, pp. 679-698, 1986.
- [ChK89] P.S. Chavez, A.Y. Kwarteng – “Extracting spectral contrast in Landsat Thematic Mapper image data using selective principal component analysis”, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 5, pp.339-348, 1989.
- [ChV07] H. Chen, P.K. Varshney – “A human perception inspired quality metric for image fusion based on regional information”, *Information Fusion*, vol.8(2), pp. 193-207, 2007.
- [Chi06] Y. Chibani – “Additive integration of SAR features into multispectral SPOT images by means of the à trous wavelet decomposition”, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, vol. 60, pp.306-314, 2006.
- [CLK90] W. J. Carper, T. M. Lillesand, and R. W. Kiefer - “The use of intensity–hue–saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data”, *Photogram. Eng. Remote Sens.*, Vol.56, pp. 459–467, 1990.

- [CLMC92] F. Catte, P.L Lions, J.M. Morel, T Coll – “ Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion I”, *SIAM Journal on Numerical Analysis*, vol.29, no.1, pp. 182-193, 1992.
- [CoE96] G.H Cottet, M. El Ayyadi – “Nonlinear PDE operators with memory terms for image processing, ”, *In: Proceedings IEEE International Conference on Image Processing- ICIP'96*, Laussane, Switzerland, vol.1, pp. 481-484, 1996.
- [CoG93] G.H. Cottet, L. Germain – “Image processing through reaction combined with nonlinear diffusion”, *Mathematics of computation*, vol. 61, no.204, pp.659-673, 1993.
- [COG95] L.J. Chipman, Y.M. Orr, L.N. Graham – “Wavelets and image fusion”, *Proceedings of the International Conference on Image Processing*, pp. 248–251, 1995.
- [CMW92] R.R. Coifman, Y. Meyer, M.V. Wickerhauser – “Wavelet analysis and signal processing”, in *Wavelets and their applications*, M.B. Ruskai et al. (Eds.), Jones and Bartlett, pp. 153-178, 1992.
- [CSA91] P.S. Chavez, S.C. Sides, J.A. Anderson – “Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT Panchromatic”, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* vol.57(3), pp. 295-303, 1991.
- [CYV00] S. G. Chang, B. Yu, M. Vetterli – “Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression”, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 9(9), pp.1532–1546, 2000.
- [Dar06] R. Dargent – “Diffusion directionnelle pour le filtrage des blocs sismiques”, *Thèse de doctorat*, Université Bordeaux I, 2006.
- [Dau92] I. Daubechies – “Ten lectures on wavelets”, *SIAM*, 1992.
- [DeC06] I. De, B. Chanda – “A simple and efficient algorithm for multifocus image fusion using morphological wavelets”, *Signal Processing*, vol. 86, pp.924-936, 2006.
- [DeF96] R. Deriche, O. Faugeras – “Les EDP’s en traitement d’images et vision par ordinateur “, *Rapport de recherche INRIA- 2697*, <http://www.inria.fr/rapports/sophia/RR-2697.html>, 1995, une version plus complète a apparu en *Traitement du Signal*, vol. 13. no.6, pp.551-578, 1996.
- [DeS04] “Advances and Applications of DSMT for Information Fusion”, *F. Smarandache and J. Dezert (editors)*, Am. Res. Press, Rehoboth, 18 chapters, 418 pp., 2004.
- [DLGB04] R. Dargent, O. Laviolle, S. Guillon and P. Baylou - “Sector-based Diffusion Filter”, *Proceedings of the IEEE International Conference on Pattern Recognition, ICPR'04*, Volume 3, pp. 679-682, Cambridge, 2004.
- [DoJ94] D.L. Donoho, I.M. Johnstone – “Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage”, *Biometrika*, vol. 81(3), pp.425–455, 1994.

- [Don99] M. Donias – “Caractérisation de champs d’orientations par analyse en composantes principales et estimation de la courbure”, *Thèse de doctorat*, Université Bordeaux I, 1999.
- [Don94] D.L. Donoho,– “De-noising by soft-thresholding”, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 41(5), pp. 613–627, 1995.
- [DTLB04] R Dargent, R. Terebes, O. Laviaille, P. Baylou –“ 3D Tangential Diffusion”, *XII-th European Signal Processing Conference- EUSIPCO 2004*, pp.485-488, Vienna, Austria, 2004.
- [EEVM07] A. Eshtehardi, H. Ebadi, M. J. Valadan Zoej, A. Mohammadzadeh - "Image Fusion of Landsat ETM⁺ and SPOT Satellite Images Using HIS, Brovey and PCA", *Conference on Information Extraction from SAR and Optical Data, with Emphasis on Developing Countries*, ISPRS COMMISSION VII WG2 & WG7, Turkey, 3 pp. 2007,
- [FrA91] W.T. Freeman, E.H. Adelson – “The design and use of steerable filter”, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.13(9), pp. 891-906, 1991.
- [GBI05] L. Ghouti, A. Bouridane, M.K. Ibrahim – “Improved image fusion using balanced multiwavelets”, *European Signal Processing Conference EUSIPCO*, vol. XXXV-2310, pp. 57-60, 2005.
- [GBMK98] S. Guillon, P. Baylou, M. Najim, N. Keskes, – “Adaptive nonlinear filters for 2D and 3D image enhancement", *Signal Processing*, vol. 67, pp. 237-254, 1998.
- [GDD05] P. Gamba, F. Dell’Acqua, B.V. Dasarathy – “Urban remote sensing using multiple data sets: Past, present, and future”, *Information Fusion*, vol.6(4), pp. 319-326, 2005.
- [GDD05] J. Gauthier, L. Duval, J.C. Pesquet – “A Non-separable 2D Complex Modulated Lapped Transform and its Applications to Seismic Data Filtering”, *Proceedings of the XIIIth European Signal Processing Conference, EUSIPCO2005*, Antalya, Turkey, 2005.
- [GoH00] J. Goutsias, H.J.A.M. Heijmans– “Nonlinear multiresolution signal decomposition schemes - Part I: Morphological pyramids”, *IEEE Transaction on Image Processing*, vol.9(11), pp. 1862-1876, 2000.
- [GoN07] A. Goshtasbya, S. Nikolov–“Image fusion: Advance in the state of the art”, *Information Fusion*, vol.8(2), pp. 114-118, 2007.
- [GSZ02a] G. Gilboa, N. Sochen, Y. Zeevi - “Forward-and-backward diffusion processes for adaptive image enhancement and denoising”, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.11, no.7, pp.689-703, 2002.
- [GSZ02b] G. Gilboa, N. Sochen, Y. Zeevi - “Regularized Shock Filters and Complex Diffusion”, *ECCV 2002, LNCS 2350*, pp.399-413, 2002.

- [GZS00] G. Gilboa, Y. Zeevi, N. Sochen- “Signal and image enhancement by a generalized forward-and-backward adaptive diffusion process”, *In: Proceedings of the X European Signal Processing Conference, EUSIPCO 2000*, Tampere, Finland, 2000
- [GZS01] G. Gilboa, Y. Zeevi, N. Sochen – “Image enhancement, segmentation and denoising by time dependent nonlinear diffusion processes”, *In: Proceedings of the International Conference on Image Processing-ICIP’01*, Thessalonik, Greece, vol. 3, pp. 134-137, 2001.
- [HaS04] M. Hahn, F. Samadzadegan - “A study of image fusion techniques in remote sensing”, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, XXth ISPRS Congress, Istanbul, 2004* <http://www.isprs.org/istanbul2004/comm4/papers/469.pdf>
- [HCB02] P.R. Hill, N. Canagarajah, D.R. Bull - "Image fusion using complex wavelets", *BMVC2002*, 2002. www.bmva.ac.uk/bmvc/2002/papers/88/full_88.pdf
- [HCF01] G. Hermosillo, C. Ched’Hotel, O. Faugeras - "A variational approach to multi-modal image matching", *INRIA Rapport: 4117*, <http://www.inria.fr/rrrt/rr-4117.html> , 37 pp., 2001.
- [HeG00] H.J.A.M. Heijmans, J. Goutsias – “Nonlinear multiresolution signal decomposition schemes - Part II: Morphological wavelets”, *IEEE Transaction on Image Processing*, vol.9(11), pp. 1897-1913, 2004.
- [How07] M. Howard - “Marine seismic surveys with enhanced azimuth coverage: Lessons in survey design and aquisition”, *The Leading Edge*, vol. 26, no. 4, pp. 480-493, April 2007.
- [Iij71] T. Iijima – “Basic equation of figure and observational transformation”, *Systems, Computers, Controls*, Vol. 2, No. 4, pp. 70-77, 1971 (in English).
- [JoV05] S. John, M.A. Vorontsov – “Multiframe selective information fusion from robust error estimation theory”, *IEEE Transaction on Image Processing*, vol.14(5), pp. 577-584, 2005.
- [KDA97b] P. Kornprobst, R. Deriche, G.Aubert –“Image coupling, restoration and enhancement via PDE’s”, *In: Proceedings of the International Conference in Image Processing- ICIP’97*, Santa –Barbara, California, pp. 458-461, 1997.
- [KDA99]P. Kornprobst, R. Deriche, G.Aubert –“Image sequence analysis via partial differential equations”, *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 11, no.1, pp.5-26, 1999.
- [Kin98] N. Kingsbury– “The dual-tree complex wavelet transform: a new technique for shift invariance and directional filters”, *In Proc. 8th IEEE DSP Workshop*, paper No. 86, 4 pp., 1998.
- [KLT95] I. Koren, A. Laine, F. Taylor– “Image fusion using steerable dyadic wavelet transforms”, *International Conference on Image Processing ICIP 1995*, pp. 232-235, 1995.

- [Koe84] J. Koenderink – “The structure of images”, *Biological Cybernetics*, Vol.50, pp. 363-370, 1984.
- [Kor98] P. Kornprobst – “Contribution à la restauration d’image et à l’analyse de séquences : Approches Variationnelles et Solutions de Viscosité”, *Thèse de doctorat*, Université de Nice-Sophia Antipolis, 1998.
- [LaA08] M. Landro, L. Amundsen– “Seismic Imaging Technologie. Part I : Acquisition”, *GEO ExPro*, April 2008.
<http://www.geo365.no/sfiles/32/63/1/file/seismicimaging44.pdf>
- [Lav07] O. Laviaille – “Diffusion et fusion directionnelles pour le lissage et le rehaussement de structures fortement orientées : application à l’imagerie sismique”, *Habilitation à Diriger des Recherches*, ENITA de Bordeaux, 2007.
- [LGS02] F. Laliberté, L. Gagnon, Y. Sheng - “Registration and Fusion of Retinal Images: A Comparative Study”, *International Conference on Pattern Recognition ICPR’02*, pp. 11-15, Quebec, 11-15 Aug 2002.
- [LKW01] S. Li, J.T. Kwok, Y. Wang–“Combination of images with diverse focuses using the spatial frequency”, *Information Fusion*, vol.2(3), pp. 169-176, 2001.
- [LKW02] S. Li, J.T. Kwok, Y. Wang–“Using the discrete wavelet frame transform to merge Landsat TM and SPOT panchromatic images”, *Information Fusion*, vol.3(1), pp. 17-23, 2002.
- [LiC94] X. Li, T. Chen – “Nonlinear diffusion with multiple edginess thresholds”, *Pattern Recognition*, vol.27, no.8, pp.1029-1037, 1994.
- [LJYS05] Z. Li, Z. Jing, X. Yang, S. Sun –“Color transfer based remote sensing image fusion using non-separable wavelet frame transform”, *Pattern Recognition Letters*, vol. 26, pp. 2006-2014, 2005.
- [LMM95] H. Li, B.S. Manjunath, S.K. Mitra – “*Multisensor image fusion using the wavelet transform*”, *Graphical Models and Image Processing*, vol.57, pp.235–245, 1995.
- [LON⁺04] J.J. Lewis, R.J. O’Callaghan, S.G. Nikolov, D.R. Bull, N. Canagarajah – “Region-based image fusion with complex wavelets”, *International Conference on Information Fusion*, pp. 555-562, 2004.
- [LON⁺07] J.J. Lewis, R.J. O’Callaghan, S.G. Nikolov, D.R. Bull, N. Canagarajah – “Pixel- and region-based image fusion with complex wavelets”, *Information Fusion*, vol.8(2), pp. 119-130, 2007.
- [LPD⁺06] O. Laviaille, S. **Pop**, R. Dargent, S. Guillon, N. Keskes – “A tensor based diffusion process to enhance faults in seismic blocks”, *The second IEEE-EURASIP International Symposium on Control, Communications, and Signal Processing, Special session: Geophysical Signal Processing*, 13-15 Mars 2006, Marrakech, Morocco.

- [LPG⁺07] O. Laviaille, **S. Pop**, C. Germain, M. Donias, S. Guillon, N. Keskes, Yannick Berthoumieu – “*Seismic Fault Preserving Diffusion*”, *Journal of Applied Geophysics*, Volume 61, Issue 2, February 2007, pp. 132-141.
- [LPTB07] O. Laviaille, **S. Pop**, R. Terebes, M. Borda–“*Fusion – Diffusion d'images : approche par EDP*”, XXI Colloque GRETSI 2007, Troyes, France, 2007.
- [Mal89] S. Mallat– “A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation”, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.11(7), pp. 674-693, 1989.
- [Man94] M. Mangolini- “Apport de la fusion d'images satellitaires multicapteurs au niveau pixel en télédétection et photo-interprétation”, *Thèse de Doctorat*, Université Nice - Sophia Antipolis, France, 174 p., 1994.
- [Mar05] A. Martin, "Fusion de classifieurs pour la classification d'images sonar", *RNTI Extraction des connaissances : Etat et perspectives*, pp. 259-268, 2005.
http://www.arnaud.martin.free.fr/publi/P4_MARTIN_05.pdf
- [MaV98] J.B.A. Maintz, M.A. Viergever – “A Survey of Medical Image Registration”, *Medical Image Analysis*, vol.2(1), pp. 1-36, 1998.
- [MDL⁺07] F. Michelet, J.P. Da Costa, O. Laviaille, Y. Berthoumieu, P. Baylou, C. Germain, “Estimating Local Multiple Orientations”, *Signal Processing*, Vol. 87, pp. 1655–1669, Juil. 2007.
- [MHKT98] A.R. Mirhosseini, Y. Hong, M.L. Kin and P. Tuan – “Human face image recognition: an evidence aggregation approach”, *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 17 (2), pp. 213–230, 1998.
- [MoB98] J. Monteil, A. Beghdadi – “A new adaptive nonlinear anisotropic diffusion for noise smoothing”, *In: Proceedings of the International Conference in Image Processing- ICIP'98*, Chicago, Illinois, vol. 3, pp. 254-258, 1998.
- [Moh02] A. Mohammad-Djafari – “A Bayesian Approach for Data and Image Fusion”, *Bayesian Inference and Maximum Entropy Methods*, ed(Ch. Williams), *AIP Conference Proceedings*, 659, pp. 386-407, 1998.
- [MoS95] J. M Morel, S. Solimini – “Variational methods in image segmentation”, *Progress in Nonlinear Differential Equations and their Applications*, vol 14, Birkhauser Boston, 1995.
- [MSPB07] T. Manning, N. Shane, C. Page, B. Barley - “Quantifying and increasing the value of multi-azimuth seismic”, *The Leading Edge*, vol. 26, no. 4, pp. 510-520, April 2007.
- [NGBA07] F. Nencini, A. Garzelli, S. Baronti, L. Alparone – “Remote sensing image fusion using the curvelet transform”, *Information Fusion*, vol.8(2), pp. 143-156, 2007.

- [NHCB01] S.G. Nikolov, P.R. Hill, N. Canagarajah, D.R. Bull - "Wavelets for Image Fusion": *Wavelets in Signal and Image Analysis, from Theory to Practice*, Ed. A. Petrosian and F. Meyer, Kluwer Academic Publishers, 30pp., 2001.
- [NiS92] M. Nitzberg, T. Shiota – “ Nonlinear image filtering with edge and corner enhancement”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.14, no.8, pp. 826-833,1992.
- [NLO⁺04] S.G. Nikolov, J.J. Lewis, R.J. O’Callaghan, D.R. Bull, N. Canagarajah – “Hybrid fused displays: between pixel- and region-based image fusion”, *International Conference on Information Fusion*, pp. 1072-1079, 2004.
- [Nor90] N. Nordstrom – “Biased anisotropic diffusion: a unified regularization and diffusion approach to edge detection”, *Image and Vision Computing.*, vol. 8, no.11, pp.318-327, 1990.
- [OmK04] S.M. O’Malley, I.A. Kakadiaris – “Towards robust structure-based enhancement and horizon picking in 3-D seismic data”, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, CVPR04, pp. 482-489, Washington DC, 2004.
- [PaC04] G. Pajares, J.M. de la Cruz – “A wavelet-based image fusion tutorial”, *Pattern Recognition*, vol.37, pp. 1855-1872, 2004.
- [OsR90] S. Osher, L. Rudin – “Feature-oriented image enhancement with shock filters”, *SIAM Journal on Numerical Analysis*, vol.27, no.3, pp. 919-940, 1990.
- [PeM90] P. Perona, J. Malik –“Scale space and edge detection using anisotropic diffusion”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.12, no.7, pp.629-639, 1990.
- [Pet01] V.S. Petrovic – “Multisensor Pixel-level Image Fusion”, *PhD thesis*, University of Manchester, UK, 256 pp., 2001.
- [Pet07] V.S. Petrovic – “Subjective tests for image fusion evaluation and objective metric validation”, *Information Fusion*, vol.8(2), pp. 208-216, 2007.
- [PeX03] V.S. Petrovic, C.S. Xydeas – “Sensor noise effects on signal-level image fusion performance”, *Information Fusion*, vol.4(3), pp. 167-183, 2003.
- [PeX05] V.S. Petrovic, C.S. Xydeas – “Objective image fusion performance characterisation”, *International Conference on Computer Vision ICCV 2005*, vol.2, pp. 1866-1871, 2005.
- [Pie03a] G. Piella – “A general framework for multiresolution image fusion:from pixels to regions”, *Information Fusion*, vol.4(4), pp. 259-280, 2003.
- [Pie03b] G. Piella – “Adaptive Wavelets and Their Applications to Image Fusion and Compression”, *Thèse de doctorat*, Amsterdam University, Octobre 2003.

- [Pie04] G. Piella - “*New quality measures for image fusion*”, *Int. Conf. on Information Fusion*, Stockholm, Sweden, pp. 542-546, 2004.
- [PLD⁺08] **S. Pop**, O. Laviaille, M. Donias, R. Terebes, M. Borda S. Guillon, N. Keskes – “A PDE-Based approach to 3D seismic data fusion”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing – Data Fusion Special Issue*, Vol. 46, no. 4, pp. 1385-1393 Mai 2008, ISSN: 0196-2892.
- [PLTB07] **S. Pop**, O. Laviaille, R. Terebes, M. Borda – “A new PDE-based approach for 3D data denoising and edge preserving”, *Revue Roumaine des Sciences Techniques - Série Électrotechnique et Énergétique*, Vol 52, n°4, Déc. 2007.
- [PoG98] C. Pohl, J. van Genderen – “Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications”, *International Journal of Remote Sensing*, vol.19 (5) pp.823–854, 1998.
- [Pop04] **S. Pop** – Traitements d’image par EDP (Titlu : Ecuatii cu derivate partiale in prelucrari de imagini) *Referat I in cadrul pregatirii de doctorat*, Universitatea Tehnica din Cluj Napoca, Septembre 2004.
- [Pop05] **S. Pop** – Fusion d’image de bas niveau (Titlu : Studiu comparativ al principalelor metode de restaurare) *Referat II in cadrul pregatirii de doctorat*, Universitatea Tehnica din Cluj Napoca, Septembre 2005.
- [Pop06] **S. Pop** – Fusion par diffusion (Titlu : Contributii in dezvoltarea de noi operatori de restaurare si ameliorare de imagini) *Referat III in cadrul pregatirii de doctorat*, Universitatea Tehnica din Cluj Napoca, Avril 2006.
- [PTB⁺07] **S. Pop**, R. Terebes, M. Borda, S. Guillon, N. Keskes, P. Baylou, O. Laviaille, – “3D seismic data fusion and filtering using a PDE-based approach”, *IEEE International Conference on Image Processing, ICIP2007*, 13-16 Septembre 2007, San Antonio, USA.
- [PTBL07a] **S. Pop**, R. Terebes, M. Borda, O. Laviaille – “A PDE-based approach for image fusion”, *Lecture Notes in Computer Science, LNCS 4678*, pp. 121-131, August 2007.
- [PTBL07b] **S. Pop**, R. Terebes, M. Borda, O. Laviaille – “Low-level fusion: a PDE-based approach”, *International Conference on Information Fusion, Fusion2007*, 9-12 Juillet 2007, Québec, Canada.
- [PTBL07c] **S. Pop**, R. Terebes, M. Borda, O. Laviaille – “Pixel-level fusion: a PDE-based approach”, *IEEE International Symposium on Signal, Circuits & Systems, ISSCS2007*, 12-13 Juillet 2007, Iasi, Romania.
- [PTB⁺05] **S. Pop**, R. Terebes, M. Borda, O. Laviaille, I. Voicu, P. Baylou – “3D Directional Diffusion”, *The International Conference on "Computer as a tool", EUROCON 2005*, Volume 2, pp. 955 – 958, Belgrade, Serbia & Montenegro.

- [QZY02] G. Qu, D. Zhang, P. Yan – “Information measure for performance of image fusion”, *Electronic Letters*, vol. 38(7), pp. 313-315, 2002.
- [RAA⁺03] T. Ranchin, B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti, L. Wald– “Image fusion—the ARSIS concept and some successful implementation schemes”, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, vol. 58, pp. 4–18, 2003.
- [RAGS01] E. Reinhard, M. Ashikhmin, B. Gooch, P. Shirley – “Color transfer between images”, *IEEE Computer Graph. Appl.*, vol. 21 (5), pp. 34–41, 2001.
- [RaM05] M.E. Ravinandan, J. Majumdar – “Feature Based Image Fusion”, *International Conference on Cognition and Recognition*, pp. 958-965, 2005.
http://www.studentprogress.com/appln/colleges/cogrec/Papers/L_01.pdf
- [Rao90] Rao A. R. – “A taxonomy for texture description and identification”, *Springer Verlag*, New York, 1990
- [RCC98] D.L. Ruderman, T.W. Cronin, C.-C. Chiao – “Statistics of cone responses to natural images: implications for visual coding”, *Journal of the Optical Society of America*, vol. A 15 (8), pp. 2036–2045, 1998.
- [RiC98] Rigol J. P., Chica-Olmo M. - “Merging remote-sensing images for geological-environmental mapping: application to the Cabo de Gata-Níjar Natural Park, Spain”, *Environmental Geology*, vol. 34(2/3), pp. 194-202, 1998.
- [Roc97] O. Rockinger - “Image Sequence Fusion Using a Shift-Invariant Wavelet Transform”, *International Conference on Image Processing ICIP 1997*, Vol. III, pp 288-292, 1997.
- [ROF92] L. Rudin, S.Osher, E. Fatemi – “ Nonlinear total variation based noise removal algorithms, *Physica D*, vol. 60, pp.259-268, 1992.
- [RoF98] O. Rockinger, T. Fechner - “Pixel-level image fusion: the case of image sequences”, *Proc. SPIE*, vol. 3374, pp. 378-388, 1998.
- [RTCK05] F. Rottensteiner, J. Trinder, S. Clode, K. Kubik– “Using the Dempster–Shafer method for the fusion of LIDAR data and multi-spectral images for building detection”, *Information Fusion*, vol.6(4), pp. 283-300, 2005.
- [Sam03] F. Samadzadegan - “Fusion Techniques in Remote Sensing”, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing*, Stuttgart, 2003
- [ScW00] H. Schar, J. Weickert, – “An anisotropic diffusion algorithm with optimized rotation invariance”, *In: G. Sommer, N. Kruger, C.Perwass (Eds.), Mustererkennung*, Springer, Berlin, pp.460-467; disponible aussi comme *Technical Report 4/2000, Computer Science Series, University of Manheim, Germany*, 2000.
- [SFM⁺02] G. Simone, A. Farina, F.C. Morabito, S.B. Serpico, L. Bruzzone – “Image fusion techniques for remote sensing applications”, *Information Fusion*, vol.3(1), pp. 3-15, 2002.

- [SGH02] R. J. Stanley, P. D. Gader, K. C. Ho – “Feature and decision level sensor fusion of electromagnetic induction and ground penetrating radar sensors for landmine detection with hand-held units”, *Information Fusion*, vol.3(3), pp. 215-223, 2002.
- [SGY⁺07] K. Sycara, R. Grinton, B. Yu, J. Giampapa, S. Owens, M. Lewis, C. Grindle – “An integrated approach to high-level information fusion”, *Information Fusion*, 26 pp., Available online 19.04.2007.
- [ShP96] R.K. Sharma, M. Pavel, "Adaptive and statistical image fusion", in *SID Digest, Society for Information Display*, Vol. XXVII, pp. 969-972, 1996.
- [SoW99] D.A. Socolinsky, L.B. Wolff – “A new paradigm for multispectral image visualization and data fusion”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Fort Collins, 1999.
- [Soc00a] D.A. Socolinsky, – “A Variational Approach to Image Fusion”, *Thèse de Doctorat*, Johns Hopkins University, 2000.
- [Soc00b] D.A. Socolinsky, – “A locally-adaptive metric for contrast-fusion of noisy multimodal imagery”, *Proceedings of Signal and Image Processing*, 2000.
- [Soc00c] D.A. Socolinsky, – “Dynamic Range Constraints in Image Fusion and Visualization”, *Proceedings of Signal and Image Processing*, 2000.
- [SoW02] D.A. Socolinsky, L.B. Wolff – “Multispectral image visualization through first-order fusion”, *IEEE Transaction on Image Processing*, vol.11(8), pp. 923-931, 2002.
- [TAA⁺06] T. Ranchin, B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti, L. Wald – “Image fusion - the ARSIS concept and some successful implementation schemes”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 58(1-2), pp. 4-18, 2006.
- [TBB⁺04]- R. Terebes, M. Borda , Y. Baozong, O. Laviaille, P. Baylou, – “A new PDE based approach for image restoration and enhancement using robust diffusion directions and directional derivatives based diffusivities”, acceptée à *The 7th International Conference on Signal Processing, ICSP'04*, Beijing, Chine, 2004.
- [Ter04] R. Terebes – ”Diffusion directionnelle. Applications à la restauration et à l’amelioration d’images de documents anciens”, *Thèse de doctorat*, Université Bordeaux I et Tehnical University of Cluj Napoca, 2004.
- [Tho06] C. Thomas – “Fusion d’images de resolutions spatiales differentes”, *Thèse de doctorat*, Ecole des Mines de Paris, 196 pp., 2006.
- [TLBB02]- R. Terebes, O. Laviaille, P. Baylou, M. Borda – “Directional anisotropic diffusion”, In *Proceedings of the XI-th European Signal Processing Conference EUSIPCO2002* vol. II., pp. 266-269, Toulouse, France, 2002.

- [Toe89] A. Toet - “Image fusion by a ratio of low-pass pyramid”, *Pattern Recognition Letters*, vol.9, pp. 245-253, 1989.
- [Toe03] A. Toet-“Natural colour mapping for multiband nightvision imagery”, *Information Fusion*, vol.4(2), pp. 155-166, 2003.
- [ToF03] A. Toet, E.M. Franken – “Perceptual evaluation of different image fusion schemes”, *Displays*, vol.24, pp. 25–37, 2003.
- [TIWA97] A. Toet, J.K. IJspeert, A. M. Waxman, M. Aguilar - “Fusion of visible and thermal imagery improves situational awareness”, *Display*, vol.18(2), pp. 85-95, 1997.
- [TRV89]A. Toet, L. J. van Ruyven, J. M. Valetton - “Merging thermal and visual images by a contrast pyramid”, *Opt. Eng.* Vol. 28, pp. 789–792, 1989.
- [TSSH01] T-M. Tu, S-C. Su, H-C. Shyu, P.S. Huang –“A new look at IHS-like image fusion methods”, *Information Fusion*, vol.2(3), pp. 177-186, 2001.
- [Val01] L. Valet –“Un système flou de fusion coopérative : application au traitement d’images naturelles”, *Thèse de Doctorat*, Université de Savoie, 166 p., décembre 2001.
- [VMBN03] L. Valet, G. Mauris, P. Bolon, N. Keskes –“A fuzzy rule-based interactive fusion system for seismic data analysis”, *Information Fusion*, vol.4(2), pp. 123-133, 2003.
- [Vor99] M.A. Vorontsov - “Parallel image processing based on an evolution equation with anisotropic gain: integrated optoelectronic architectures,” *J. Opt. Soc. Amer. A*, vol. 16, pp. 1623–1637, 1999.
- [VRT⁺06] P. Valin, F. Rhéaume, C. Tremblay, D. Grenier, A-L. Joussetme, E. Bossé–“Comparative implementation of two fusion schemes for multiple complementary FLIR imagery classifiers”, *Information Fusion*, vol.7(2), pp. 197-206, 2006.
- [WaB02] Z. Wang, A.C. Bovik - “A universal image quality index”, *IEEE Signal Processing Letters*, 9,Vol.3, pp.81–84, March 2002.
- [Wal99a] L. Wald –“Definitions and terms of reference in data fusion”, *IAPRS International Archives of Photogrammetry & Remote Sensing*, Vol. 32, Part 7-4-3 W6, Valladolid, Spain, pp. 2-6, 1999.
- [Wal99b] L. Wald –“Some terms of reference in data fusion”, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 37 (3), pp. 1190-1193, 1999.
- [WaM07] Z.Wang, Y. Ma – “Medical image fusion using m-PCNN”, *Information Fusion*, available online 14 April 2007.
- [WaY07] C. Wang, Z-F. Ye – “A Perceptual Contrast-Based Image Fusion: A Variational Approach”, *Acta Automatica Sinica*, Vol.33, No 2, pp. 132-137, 2007.
- [WeB97] J. Weickert, B. Benhamouda - “Why the Perona-Malik filter works”, *Technical Report, DIKU-TR97/22*, University of Copenhagen, 1997.

- [Wei94] J. Weickert –“Scale-space properties of nonlinear diffusion filtering with a diffusion tensor”, *Report No.110, Laboratory of Technomathematics, University of Kaiserslautern*, Oct., 1994.
- [Wei95] J. Weickert –”Multiscale texture enhancement”, *In: Hlavac V., Sara R.(Eds.) Computer analysis of images and patterns*, Springer, Berlin, pp.230-237, 1995.
- [Wei96] J. Weickert –”Conservative image transforms with restoration and scale-space properties”, *In: Proc. IEEE International Conference on Image Processing, ICIP’96*, Laussane, Switzerland, Vol.1, pp. 465-468, 1996.
- [Wei99] J. Weickert – “Coherence enhancing diffusion”, *International Journal of Computer Vision* , no.31, pp. 111-127, 1999.
- [Wei03] J. Weickert – “Coherence-enhancing shock filter”, *Lecture Notes in Computer Science - Patern Recognition*, vol.2781, pp. 1-8, 2003.
- [WGF⁺97] A.M. Waxman, A.N. Gove, D.A. Fay, J.P. Racamato, J.E. Carrick, M.C. Seibert, E.D. Savoye–“Color Night Vision: Opponent Processing in the Fusion of Visible and IR Imagery”, *Neural Networks*, Vol.10(1), pp. 1-6, 1997.
- [Whi93] R. Whitaker – “Geometry limited diffusion”, *Thèse de doctorat*, Department of Computer Science, University of North Carolina, 1993.
- [WhP93] R. Whitaker, S.M. Pizer –“A multi-scale approach to nonuniform diffusion”, *C Graphical Model and Image Processing: Image Understanding*, vol.57, pp.111-120, 1993.
- [WHV98] J. Weickert, B.M. ter Haar Romeny, M.A. Viegever – “Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering”, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.7, no.3, pp. 398-410, 1998.
- [WKCB03] R. A. Weisenseel, W.C. Karl, R.C. Chan, T.J. Brady–“A Variational Approach to Multi-Modality Subsurface Data Inversion and Fusion Based on Shared Image Structure”, *Subsurface Sensing Technologies and Applications*, vol.4(4), pp. 375-394, 2003.
- [Wit83] A. Witkin – “Scale–space filtering”, *In: Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*, New-York, pp. 1019-1021, 1983.
- [WII99] J. Weickert, S. Ishikawa, A. Imiya – “Linear Scale-Space has first been proposed in Japan”, *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 10, no.3, pp. 237-252, 1999.
- [WMLP05] M. Weis, S. Müller, C.-E. Liedtke and M. Pahl – “A framework for GIS and imagery data fusion in support of cartographic updating”, *Information Fusion*, vol.6(4), pp. 311-317, 2005.

- [WZA⁺05] Z. Wang, D. Ziou, C. Armenakis, D. Li, Q. Li – “A Comparative Analysis of Image Fusion Methods”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing Surveys in Geophysics*, Vol.43, No. 6, pp. 1391-1402, 2005.
- [WYTY06] C. Wang, Q. Yang, X. Tang, Z-F. Ye – “Saliency Preserving Image Fusion with Dynamic Range Compression”, *IEEE International Conference on Image Processing, ICIP 2006*, pp. 989-992, 2007.
- [XyP00] C.S. Xydeas, V.S. Petrovic – “Objective image fusion performance measure”, *Electronic Letters*, vol.36(4), pp. 308-309, 2003.
- [YaJ07] X-H. Yang, L-C. Jiao – “Fusion Algorithm for Remote Sensing Images Based on Nonsubsampled Contourlet Transform”, *Acta Automatica Sinica*, 9 pp., 2007.
<http://www.aas.net.cn/qikan/manage/wenzhang/2007-0583.pdf>
- [Yoc95] D. Yocky, “Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet. Transform”, *Journal Optical Society America*, vol. 12(9), pp 1834-1845, 1995.
- [YuB04] X. Yuan, B.P. Buckles – “Subband Noise Estimation for Adaptive Wavelet Shrinkage”, *IEEE International Conference on Pattern Recognition, ICPR 2004*, vol. 4, pp. 885-888, 2007.
- [YuB07] X. Yuan, B.P. Buckles – “A wavelet-based noise-aware method for fusion noisy imagery”, *IEEE International Conference on Image Processing, ICIP 2007*, pp. VI- 385-388, 2007.
- [YZWL06] C. Yang, J-Q. Zhang, X-R. Wang, X. Liu –“A novel similarity based quality metric for image fusion”, *Information Fusion (Available online)*, 5 pp., 2006.
- [YVK01] L. Yiyao, Y. V. Venkatesh, C. C. Ko – “A knowledge-based neural network for fusing edge maps of multi-sensor images”, *Information Fusion*, vol 2(2), pp. 121-133, 2001.
- [YXTK96] Y.L. You, W. Xu, A. Tannenbaum, M. Kaveh –“ Behavioral analysis of anisotropic diffusion in image processing”, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.5, pp.1539-1553,1996.
- [Zee04] P.M. de Zeeuw, "A multigrid approach to image processing", *CWI Report: PNA-E0422*, <http://ftp.cwi.nl/CWIreports/PNA/PNA-E0422.pdf>, 14 pp., 2004.
- [ZEH04] Y. Zheng, E.A. Essock, B.C. Hansen – “An advanced image fusion algorithm based on wavelet transform—incorporation with PCA and morphological processing”, *Proc. SPIE 5298*, pp.177-187. 2004.
- [ZEHH07] Y. Zheng, E.A. Essock, B.C. Hansen, A.M. Haun – “A new metric based on extended spatial frequency and its application to DWT based fusion algorithms”, *Information Fusion*, vol.8(2), pp. 177-192, 2007.

[Zen86] S. Di Zenzo, "Note on the gradient of a multi-image", *Computer Vision, Graphics, And Image Processing*, vol. 33, pp. 116-125, 1986.

[ZhB97] Z. Zhang, R.S. Blum– “Multisensor Image Fusion Using a Region-Based Wavelet Transform Approach”, *In Proc. of the DARPA IUW*, pp. 1447-1451, 1997.

[ZhB99] Z. Zhang, R.S. Blum– “A Categorization and Study of Multiscale-decomposition-based Image Fusion Schemes”, *Proceedings of IEEE* , pp. 1315-1328, 1999.

[ZiF03]B. Zitova, J. Flusser – “Image registration methods: A survey”, *Image and Vision Computing*, vol. 21, pp. 977–1000, 2003.

[www1] <http://www.data-fusion.org/>

[www2] <http://www.earsel.org>

[www3] <http://www.metapix.de>

Publications de l’auteur non référencées dans la bibliographie

[GMTP02] M. Gordan, C. Miron, G. Tepes, **S. Pop** – “Application of Support Vector Machine Classifiers for Mouth Localization in Facial Images”, *Symposium of Electronics and Telecommunication*, V edition, Timisoara, Romania, 2002.

[LLP⁺08] C. Ludusan, O. Lavialle, **S. Pop**, R. Terebes, M. Borda - “An improved method for directional image smoothing based on structure tensors and vector field visualisation techniques”, ”, *International Symposium on Electronics and Telecommunications*, Timisoara, 2008.

[TBL⁺05] R. Terebes, M. Borda, O. Lavialle, P. Baylou, **S. Pop**, T. Adam – “Linear Flow Coherence Diffusion”, *International Carpathian Control Conference, ICC 2005*, vol 2. pp. 65-71, Miskolc, Hungary, 2005.

[TBG⁺08] R.Terebes, M.Borda, C. Germain, O. Lavialle, **S. Pop** – “Asymmetric directional diffusion based image filtering and enhancement”, *AQTR 2008, IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics*, Cluj-Napoca, Romania, 2008.

[TBLP08a] R.Terebes, M.Borda, C. Ludusan, **S. Pop** – “A combined fusion–diffusion approach for image filtering and enhancement”, *International Symposium on Electronics and Telecommunications*, Timisoara, 2008

[TBLP08b] R. Terebes, M. Borda, C. Ludusan, **S. Pop** – “Image restoration using directional diffusion and shock filters”, *IASTED - Visualisation, Imaging and Image Processing*, Palma de Mallorca, Spain, 2008

[TBPL07a] R. Terebes, M. Borda, **S. Pop**, C. Ludusan – “Studiu comparativ al metodelor de estimare a orientării”, Raport Tehnic, *grant UEFISCSU PNII–IDEI cod ID_908, Tehnici de difuzie si de fuziune pentru restaurarea si îmbunătățirea imaginilor*, 44 pp., 2007.

[TBPL07b] - R. Terebes, M. Borda, **S. Pop**, C. Ludusan – “Studii de caz cu privire la principalele tipuri de filtre de tip EDP susceptibile a fi utilizate în procesul de fuziune functie de principalele modele de degradari de imagini, Raport Tehnic, *grant UEFISCSU PNII–IDEI cod ID_908, Tehnici de difuzie si de fuziune pentru restaurarea si îmbunătățirea imaginilor*, 37 pp., 2007.