

UNIVERSITE DE SAVOIE

HABILITATION A DIRIGER DES RECHERCHES

en **Electronique, Electrotechnique et Automatique**

**Etudes méthodologiques du filtrage
et de la segmentation d'images multi-composantes**

Patrick LAMBERT

Travaux présentés le 12 juillet 2002 devant la commission d'examen :

Ph. Bolon

J.M Chassery

J.M Jolion

M. Najim

Ph. Réfrégier

F. Truchetet

Rapporteur

Président

Rapporteur

Rapporteur

SOMMAIRE

Chapitre 1 : INTRODUCTION

1. DE L'IMAGE MONO-COMPOSANTE A L'IMAGE MULTI-COMPOSANTE	1
2. CONTEXTE DES TRAVAUX	5
2.1. Géométrie des images multi-composantes	5
2.2. La chaîne de traitement multi-composante	5
3. TRAVAUX ENVISAGES	6
3.1. Spécificités multi-composantes	6
3.2. Schéma général de mise en œuvre d'un traitement multi-composante	6
3.3. Situation de nos travaux et contribution	7
4. ORGANISATION DU MEMOIRE	8

Chapitre 2 : CARACTÉRISTIQUES DES TRAITEMENTS MULTI-COMPOSANTES

1. LA REPRESENTATION D'UNE IMAGE MULTI-COMPOSANTE	9
1.1. La représentation multi-scalaire	10
1.2. Le modèle volumique	10
1.3. La représentation vectorielle	11
1.4. Conclusion	12
2. LES STRATEGIES DE TRAITEMENT	12
2.1. Stratégie marginale	13
2.2. Stratégie vectorielle	13
3. LES ESPACES DE REPRESENTATION ET DE TRAITEMENT	15

3.1. L'espace initial	16
3.2. Réduction de la dimensionnalité de l'espace initial des données	16
3.3. Analyse en composantes indépendantes	18
3.4. Mise en évidence de l'information utile	18
4. CONCLUSION	19
4.1. Bilan selon la nature des images	19
4.2. Exemple	20

Chapitre 3 : FILTRAGE

1. PREAMBULE	21
1.1. Généralités	21
1.2. La modélisation des images multi-composantes	22
1.3. Situation des travaux envisagés	23
1.4. Organisation du chapitre	24
2. LE PROBLEME DES "FAUSSES COULEURS"	24
3. FILTRAGE LINEAIRE	26
3.1. principe	26
3.2. Approche vectorielle ou marginale	27
4. ORDRE ET VECTEURS	29
4.1. Formalisme général	30
4.2. Quelques exemples	31
5. ORDRE VECTORIEL ET "SPACE FILLING CURVES"	34
5.1. Définition et intérêt	34
5.2. Quelques exemples	35
5.3. Ordre vectoriel total et distorsion topologique	38
5.4. Commentaires	39
6. APPLICATION AU FILTRAGE BASE SUR LA DEFINITION D'UN ORDRE	40
7. LES FILTRES D'ORDRE VECTORIELS	41

7.1. Rappel sur les filtres d'ordre scalaires 41

7.2. Filtres d'ordre vectoriels : état de l'art 41

7.3. le filtre $d_{\alpha\beta}$ 43

7.4. Médian vectoriel à fenêtre variable [LAM-00c] 49

7.5. Filtrage par entrelacement de bits 53

8. MORPHOLOGIE MATHÉMATIQUE VECTORIELLE 57

8.1. Préambule 57

8.2. Morphologie mathématique vectorielle : état de l'art 57

8.3. Entrelacement de bits et morphologie vectorielle 59

9. Conclusion 62

Chapitre 4 : SEGMENTATION

1. PREAMBULE 65

1.1. Généralités 65

1.2. Contexte des travaux et organisation du chapitre 67

2. APPROCHE FRONTIERE 67

2.1. Considérations générales 67

2.2. Utilisation d'une stratégie essentiellement marginale 69

2.3. Stratégie vectorielle 72

2.4. Conclusion 84

3. APPROCHE REGION 84

3.1. Considérations générales 84

3.2. Segmentation couleur par fusion symbolique dans une base Teinte-Luminance-Saturation 86

4. CONCLUSION 90

Chapitre 5 : CONCLUSION

BIBLIOGRAPHIE

Chap I : INTRODUCTION

1. DE L'IMAGE MONO-COMPOSANTE A L'IMAGE MULTI-COMPOSANTE

L'analyse des images numériques est apparue dans les années 60, avec déjà des travaux sur l'élimination du bruit et la reconnaissance de formes [DIN-55], [AND-61], [GRA-62]. Depuis, ce domaine a été abondamment étudié, touchant des secteurs très différents (industriel, médical, militaire, artistique, ...) avec des objectifs très variés (mesure, compréhension, compression pour la transmission ou le stockage, ...). Néanmoins, une grande partie des travaux a été développée en s'appuyant sur deux hypothèses simplificatrices : d'abord, les images sont spatialement bi-dimensionnelles, même si elles résultent souvent de la projection de scènes initialement tri-dimensionnelles. Ensuite, elles sont mono-composantes (ou scalaires), c'est à dire qu'à chaque pixel de l'image est associée une grandeur numérique scalaire. Ceci conduit à représenter une image numérique par la fonction I suivante :

$$\begin{aligned} I: \quad N^2 &\rightarrow N \\ x, y &\rightarrow I(x,y) \end{aligned} \quad (\text{Eq. I-1})$$

où x et y représentent les coordonnées discrètes du pixel dans le plan ($0 \leq x < X$ et $0 \leq y < Y$) et $I(x,y)$ la grandeur attachée à ce pixel, bien souvent l'intensité lumineuse, généralement limitée à un codage compact sur 8 bits ($0 \leq I(x, y) \leq 255$).

Ce contexte est en grande partie l'héritage de la nature du capteur à l'origine du processus de formation de l'image : une caméra matricielle monochrome. Dans bien des cas, ce modèle convient parfaitement aux applications envisagées. Une raison supplémentaire à l'acceptation de ces hypothèses simplificatrices est la volonté de limiter la masse de données, souvent très importante, constituant une image numérique.

Cependant, il existe un certain nombre de situations où cette représentation simplifiée se révèle trop pauvre pour l'analyse envisagée. L'acquisition de l'image fait alors intervenir des grandeurs complémentaires, dont le rôle est de donner accès à des informations difficilement décelables, ou inexistantes, dans l'image bi-dimensionnelle scalaire. Cette évolution est en fait le résultat de trois causes essentielles ayant agi simultanément :

- l'accroissement phénoménal de la puissance des calculateurs et de leur capacité de stockage, donnant ainsi la possibilité d'augmenter la masse des données à traiter.
- l'amélioration et la large diffusion de capteurs de plus en plus puissants. Ainsi, les caméras CCD couleur, d'un coût prohibitif il y a encore une dizaine d'années, prennent de plus en plus la place des caméras monochromes, parfois même lorsque l'information de couleur n'est pas nécessaire.
- la volonté permanente d'accroître les performances des méthodes d'analyse. Ceci peut bien sûr être obtenu par des traitements plus efficaces, mais une voie plus directe consiste à enrichir l'information initiale, espérant ainsi améliorer l'analyse finale.

Cet enrichissement, à la source, de l'information peut prendre des aspects très différents :

- cela peut être l'ajout de la troisième dimension spatiale qui permet alors de donner une représentation 3D d'une scène 3D. Il y a différentes manières d'obtenir de telles images : coupes laser, stéréoscopie, ou des procédés plus complexes tels que ceux utilisés en imagerie sismique où la réflexion de l'onde acoustique émise par une source en mouvement permet la reconstruction volumique de la structure du sous-sol (Fig. 1 - Image fournie par la société Total-Fina-Elf dans le cadre d'un projet avec le GdR ISIS).

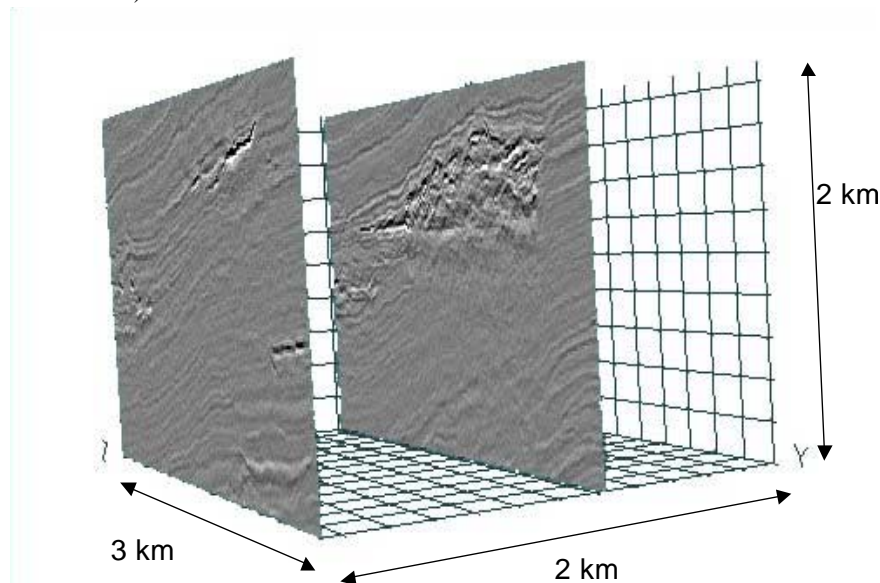


Fig. 1 : Image sismique volumique

• l'introduction du temps est également une stratégie très courante. Les séquences d'images permettent par exemple d'accéder aux informations de mouvement des objets se déplaçant dans la scène. Une alternative à cette situation consiste à observer la même scène à des dates différentes. Délaissant alors l'analyse du mouvement, on étudie l'évolution des structures d'une date à l'autre, ou, au contraire, on exploite la redondance des informations recherchées pour conférer aux traitements une meilleure robustesse. La figure 2 présente une série de 6 images RSO (Radar à Synthèse d'Ouverture) d'une même zone où se trouvent des cultures de riz dans la partie supérieure des images. Ces images ont été fournies par l'ESA dans le cadre du projet A03-160, projet en collaboration avec l'université de Marne La Vallée.

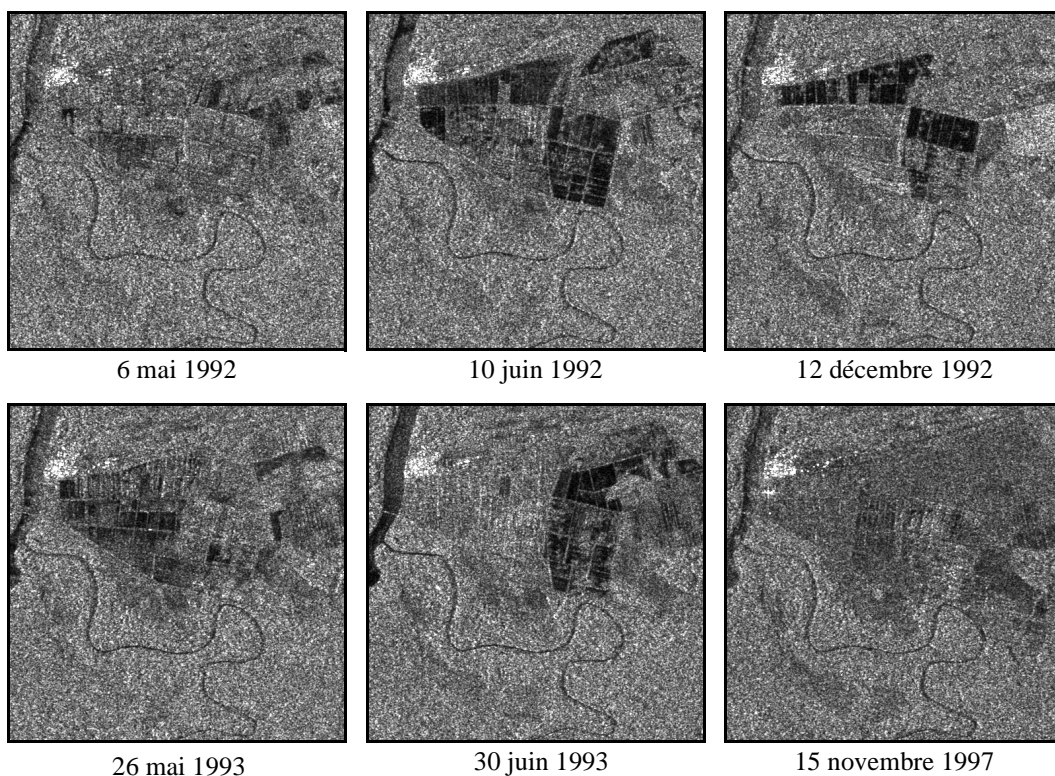


Fig. 2 : Images RSO multi-date

• Une situation très courante consiste à ajouter une dimension spectrale. Les scènes sont observées à travers des filtres répartis sur différentes bandes donnant autant d'images mono-composantes. Parmi ces images, il y a bien sûr les images couleur, avec leur habituelle représentation Rouge-Vert-Bleu. Les images satellites, présentant plusieurs bandes spectrales (trois pour SPOT 4 et SPOT 5, six pour LANDSAT 7 par exemple), sont également un exemple d'enrichissement par la dimension spectrale. Lorsque le nombre de bandes devient très important, on parle d'images hyper-spectrales, obtenues par acquisition à travers un banc de filtres à bande très étroite. Par exemple, le capteur CASI (<http://www.itres.com>) fournit des images aériennes ayant plusieurs dizaines de composantes, et les images AVIRIS (<http://makalu.jpl.nasa.gov/html/aboutav.html>) peuvent comporter jusqu'à 224 bandes spectrales. A titre d'illustration, la figure ci-dessous (Fig. 3) présente 4 des 19 composantes de l'image de la coupe transversale d'un grain d'orge acquise en fluorescence par microscopie confocale à balayage laser. Ces images ont été acquises par l'INRA de Nantes, à partir de grains fournis par l'INRA de Clermont-Ferrand.

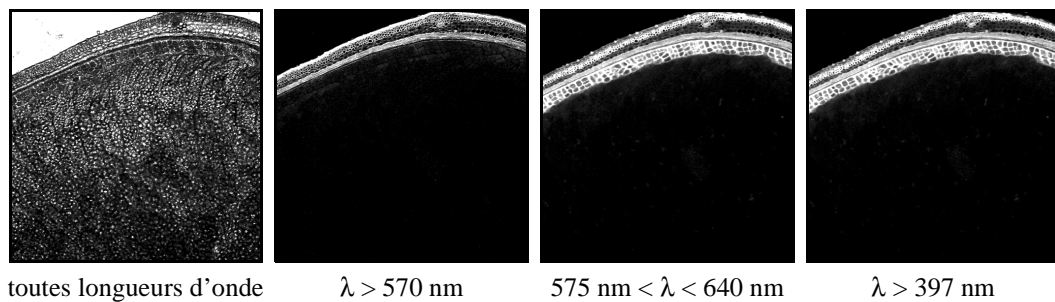


Fig. 3 : Image multi-spectrale d'un grain d'orge

• L'enrichissement peut être apporté par l'utilisation de sources de natures différentes, donnant naissance à ce que nous appellerons des images multi-protocoles. Par exemple, on peut combiner une image traditionnelle de luminance avec une image de profondeur où la grandeur scalaire associée à chaque pixel est en proportion de la distance entre l'objet et le capteur (Fig. 4). On associe également des images satellitaires radar aux images satellitaires optique ou à des images aériennes. En imagerie médicale, les images multi-protocoles sont aussi fréquemment utilisées. La figure 5 présente deux images IRM acquises en protocole "dual spin echo". Ces images, obtenues avec l'imageur clinique Magnetom Vision, ont été fournies par le laboratoire CREATIS.

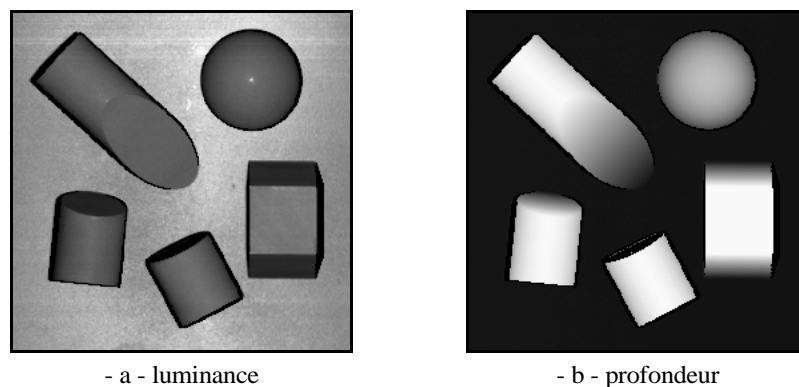


Fig. 4 : Images multi-protocoles

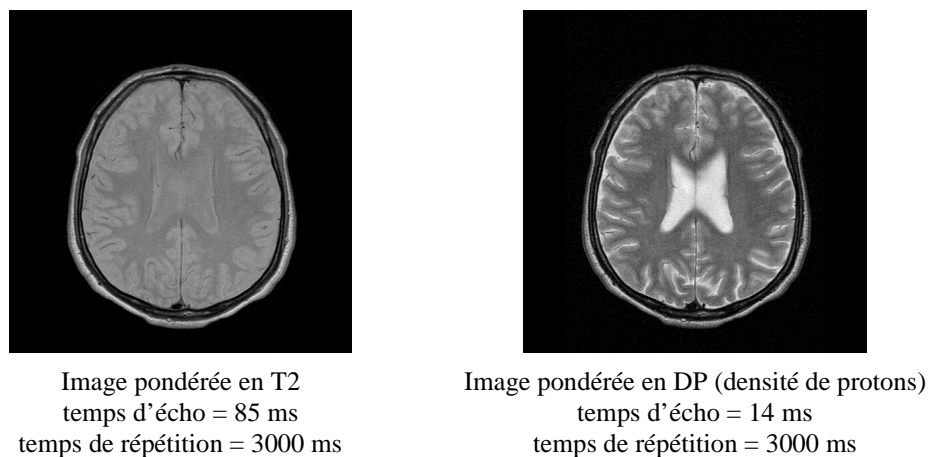


Image pondérée en T2
temps d'écho = 85 ms
temps de répétition = 3000 ms

Image pondérée en DP (densité de protons)
temps d'écho = 14 ms
temps de répétition = 3000 ms

Fig. 5 : Images RMN multi-protocoles

- On peut aussi créer des situations multi-composantes à partir de l'analyse d'une seule image monochrome. Ainsi Gabbouj [TAN-95a] attache à chaque pixel plusieurs composantes constituées par des moyennes locales calculées sur des masques de tailles différentes. De même, Bolon [BOL-97] propose de définir pour chaque pixel d'une image monochrome, le vecteur constitué par les résultats de différentes segmentations.

2. CONTEXTE DES TRAVAUX

Dans toutes ces situations, nous parlons d'images "*multi-composantes*". Toutefois, le monde de l'imagerie multi-composante étant très vaste, il convient d'abord de préciser le contexte dans lequel nous nous sommes placés pour développer nos travaux.

2.1 Géométrie des images multi-composantes

Lorsque une image comporte plusieurs composantes, dans le sens général où nous l'avons envisagé dans le paragraphe précédent, deux situations peuvent se rencontrer :

Dans la première de ces situations, les différentes composantes sont acquises dans des géométries qui ne sont pas nécessairement les mêmes. Les causes peuvent être très diverses : changement de position du capteur, capteurs ayant des résolutions différentes, capteurs de natures différentes, Dans ces conditions, il n'est pas envisageable d'établir une correspondance pixel à pixel entre les composantes de l'image. Les correspondances, quand elles ont un sens, ne peuvent se faire qu'à un niveau supérieur de description (primitives de type région, objet, ...) résultant de traitements effectués séparément sur chaque composante.

Dans la deuxième situation, au contraire, on considère que les différentes composantes sont disponibles dans la même géométrie, c'est-à-dire que les pixels provenant de différentes dates, de différentes bandes spectrales ou de différentes sources sont en parfaite coïncidence spatiale. Ceci peut être naturel (images couleur acquises par une caméra tri-CCD) ou résulter d'étapes de recalage faisant appel à des techniques parfois relativement lourdes à mettre en œuvre (images RSO multi-dates).

Dans les études que nous avons réalisées, nous nous sommes intéressés aux cas où les différentes composantes d'une même image sont définies dans la **même géométrie**, sans aborder le problème du recalage. Les exemples présentés précédemment correspondent essentiellement à cette situation.

2.2 La chaîne de traitement multi-composante

Dans ces conditions, on peut envisager des traitements "*multi-composantes*" au niveau le plus bas, c'est-à-dire au niveau du pixel. La chaîne de traitement a alors une structure qui reprend le schéma utilisé en imagerie scalaire, dont une forme classique est donnée en figure 6.

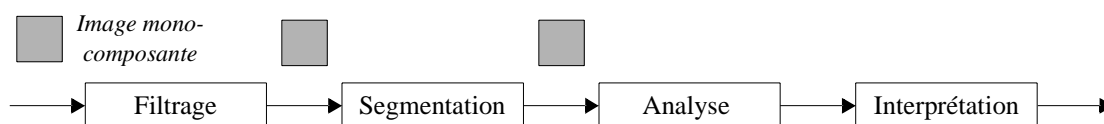


Fig. 6 : Structure de la chaîne de traitement mono-composante

La différence, et la difficulté, consistent alors à intégrer le contexte multi-composante dans ces différentes étapes. Cette difficulté ne se présente pas de la même manière selon l'étape à laquelle on s'intéresse. On

peut en effet distinguer le filtrage et la segmentation, où les images gardent généralement leur spécificité multi-composante, et où les traitements multi-composantes se démarquent des traitements scalaires.

Par contre, les étapes d'analyse et d'interprétation des images multi-composantes ne se distinguent pas fondamentalement des étapes analogues de l'imagerie monochrome. En effet, ces étapes utilisent essentiellement le résultat de la segmentation qui se présente la plupart du temps sous une forme scalaire (carte des contours, image des labels des régions, ...) ou sous un mode de représentation de plus haut niveau (entités de type ligne ou région), quelle que soit la nature initiale des images. La chaîne de traitement se présente alors de la manière suivante :

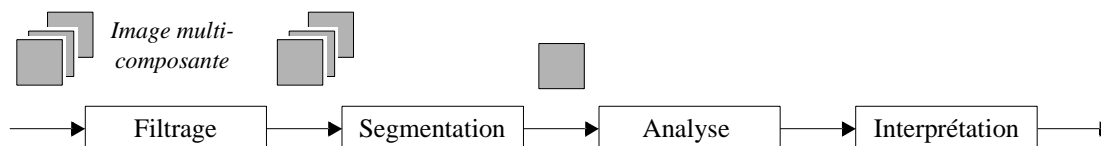


Fig. 7 : Structure de la chaîne de traitement multi-composante

Les travaux présentés ici sont concentrés sur les étapes de **filtrage** et de **segmentation**.

3. TRAVAUX ENVISAGES

Les objectifs de ces deux étapes de filtrage et de segmentation, comme nous le verrons dans les prochains chapitres, restent essentiellement les mêmes que ceux poursuivis en traitement mono-composante. Cependant, la nature multi-composante des images apporte certaines spécificités dont il faut tenir compte.

3.1 Spécificités multi-composantes

Dans le contexte précisé ci-dessus, essentiellement quatre questions se posent :

- **quelle représentation ?** : comme nous le verrons dans le prochain chapitre (Chap. 2 - § 1), les images multi-composantes demandent une représentation spécifique permettant la prise en compte des différentes composantes. Le choix de cette représentation est une des premières questions qui se pose dans l'élaboration d'un traitement multi-composante.

- **quel espace ?** : l'espace des composantes étant de dimension supérieure à un, on peut alors envisager une transposition dans un nouvel espace de représentation. La question est alors double. Est-il nécessaire de changer d'espace ? Si oui, comment choisir (ou construire) cet espace ?

- **quand ?** : les étapes de filtrage et de segmentation sont souvent constituées de plusieurs sous-étapes. Le problème qui se pose alors est de savoir à quel moment, dans l'enchaînement de ces différentes sous-étapes, faut-il prendre en compte le contexte multi-composante ?

- **comment ?** : c'est-à-dire de quelle manière va-t-on prendre en compte ce contexte multi-composante ?

3.2 Schéma général de mise en œuvre d'un traitement multi-composante

La mise en œuvre d'un traitement multi-composante peut alors se résumer, d'un point de vue macroscopique, comme l'enchaînement d'un certain nombre d'étapes. Le schéma ci-dessous (Fig. 8) résume cet enchaînement.

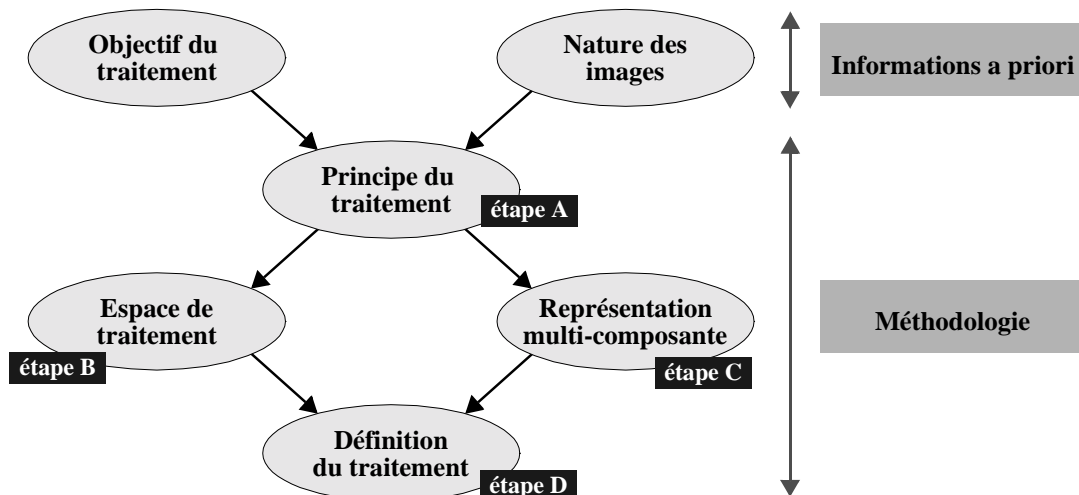


Fig. 8 : Mise en œuvre d'un traitement multi-composante

La démarche méthodologique ne peut être totalement générale. Ainsi, en fonction de l'objectif que l'on désire atteindre et de la nature des images à traiter, on envisage d'abord le principe général de la méthode de traitement employée (étape A). Ensuite, on procède au choix de l'espace sur lequel va être appliquée cette méthode (étape B) et de la représentation utilisée pour les images (étape C). Ces choix sont souvent liés. Enfin, la mise en œuvre effective des traitements (la réponse aux questions quand ? et comment ?) correspondant à la méthode choisie est élaborée en fonction de la représentation et de l'espace choisis (étape D).

3.3 Situation de nos travaux et contribution

Les références bibliographiques liées à des traitements multi-composantes sont nombreuses, et nous les évoquerons plus en détail dans les chapitres consacrés au filtrage et à la segmentation. Cependant, l'examen de ces travaux à travers le schéma de la figure 8 amène plusieurs remarques.

- D'abord, les choix réalisés aux étapes A et B, et dans une moindre mesure à l'étape C, résultent la plupart du temps de l'expérience de l'utilisateur et sont effectués de manière souvent implicite sans résulter d'une démarche bien formalisée.

- En conséquence, les efforts de recherche portent essentiellement sur les étapes C et D. On trouve, en particulier dans le domaine de la couleur, beaucoup d'études sur le choix de l'espace de représentation. Mais la plus grande partie des travaux est consacrée à la définition de méthodes de traitement multi-composante, cette étape étant un point essentiel. Il faut noter également un certain nombre d'études sur les liens entre ces deux étapes, en particulier sur l'étude des performances des traitements en fonction des espaces choisis.

- Enfin, les travaux ont souvent été réalisés dans le contexte d'un domaine spécifique : l'imagerie satellitaire, l'imagerie médicale, la robotique, l'imagerie couleur, etc., et sont souvent restés liés à la communauté d'où ils étaient issus.

Les travaux que nous avons développés s'articulent également autour du schéma de la figure 8. Ainsi, nous avons apporté notre contribution au développement et à l'analyse de nouvelles méthodologies de traitement (étape D), aussi bien en filtrage qu'en segmentation. Nous avons également intégré dans ces études des aspects liés à l'espace de représentation (étape B).

Cependant, nos travaux se distinguent sur deux aspects :

- d'abord en se situant le plus souvent possible dans un **cadre général**, en dépassant le contexte spécifique d'un domaine particulier, de manière à définir des méthodologies génériques pouvant s'adapter à des situations multi-composantes différentes.

- ensuite par le **recensement et la formalisation des stratégies** rencontrées et employées dans les différentes étapes, en particulier dans la représentation des images multi-composantes (étape B), et dans le choix des stratégies de traitement (étape D).

Ces travaux s'appuient sur les études menées au cours de trois thèses effectuées sous mon encadrement :

- la première, celle de Wael Alshatti [ALS-94], soutenue fin 94, a été essentiellement consacrée au filtrage des images multi-composantes,

- la deuxième, effectuée par Thierry Carron de 94 à 97 [CAR-97], a abordé le problème du traitement spécifique de la couleur dans l'étape de segmentation.

- enfin, la thèse de Jocelyn Chanussot [CHA-98b], réalisée de 95 à 98, envisageait de manière globale les problèmes de filtrage et de segmentation multi-composantes, en consacrant une attention particulière aux techniques fondées sur la définition d'un ordre dans IR^M .

4. ORGANISATION DU MEMOIRE

Le mémoire est divisé en trois parties principales.

La première partie cherche à dégager des caractéristiques générales aux approches multi-composantes. Le domaine est vaste, et nous avons choisi d'organiser cette présentation en trois temps.

- Dans un premier temps, nous examinons les différentes manières de représenter les images multi-composantes, manières liées à la nature des images, mais aussi au principe de traitement (voir Fig. 8).

- Ensuite, nous précisons les grandes lignes des différentes stratégies de traitement.

- Enfin, les traitements pouvant être transposés dans un autre espace que celui des composantes initiales, nous examinons les différentes possibilités de changement d'espace de représentation et analysons leurs conséquences sur l'élaboration des traitements, en particulier dans le cas des images couleur.

La seconde partie est consacrée au filtrage des images multi-composantes. Dans cette partie, nous nous concentrons essentiellement sur les techniques de filtrage fondées sur le tri des données. Ce tri, qui ne se définit pas de manière simple et directe comme dans le cas scalaire, fera l'objet d'une étude spécifique. En s'appuyant sur les approches proposées en imagerie mono-composante, nous étudions alors la manière d'étendre les filtres d'ordre et les filtres morphologiques au cas des images multi-composantes.

La troisième partie est réservée à la segmentation multi-composante. En notant que la spécificité de l'aspect multi-composante y est moins marquée que pour le filtrage, nous illustrons les différentes approches possibles à travers la présentation et l'analyse des deux stratégies habituelles en segmentation, l'approche régions et l'approche contours.

Chap II : CARACTERISTIQUES DES TRAITEMENTS MULTI-COMPOSANTES

L'objectif de ce chapitre est de proposer une synthèse des principales caractéristiques rencontrées dans les approches multi-composantes. Cette synthèse a été élaborée en s'appuyant sur notre propre expérience et sur l'analyse des travaux consacrés à ce sujet dans littérature. Notre but est de définir un cadre général aux approches multi-composantes, afin de pouvoir ensuite situer nos travaux dans ce cadre général.

Ces caractéristiques font apparaître trois aspects fondamentaux. D'abord, la représentation proposée pour les images monochromes (*Eq. I-1*) doit être étendue pour tenir compte des informations supplémentaires attachées à chaque pixel. Dans le § 1, nous présentons les principales représentations envisageables. Ensuite, la prise en compte des différentes composantes fait apparaître différentes structures dans l'organisation des traitements. Nous détaillons ce point dans le § 2. Enfin, la nature multi-composante des données à traiter permet, dans certaines circonstances, d'envisager une transposition de l'espace initial des paramètres vers un autre espace mieux adapté à la mise en œuvre des traitements. Cette façon de procéder est abordée dans le § 3.

1. LA REPRESENTATION D'UNE IMAGE MULTI-COMPOSANTE

Nous différencions principalement trois types de représentation : la représentation "multi-scalaire", la représentation "volumique" et la représentation "vectorielle". Comme nous le verrons par la suite, le choix entre ces différentes représentations va dépendre essentiellement de la nature de l'image. Mais, dans la mesure où une image peut accepter plusieurs représentations, ce choix pourra parfois être lié à la stratégie de traitement envisagé.

1.1 La représentation multi-scalaire

Cette représentation est directement issue de la représentation scalaire. Elle consiste à représenter une image à M composantes par M images monochromes :

$$I: N^2 \rightarrow N^M$$

$$x, y \rightarrow \{ I^1(x, y), I^2(x, y), \dots, I^M(x, y) \}, \quad (\text{Eq. II-1})$$

et peut s'illustrer graphiquement, sur l'exemple d'une image 7x7, de la manière suivante :

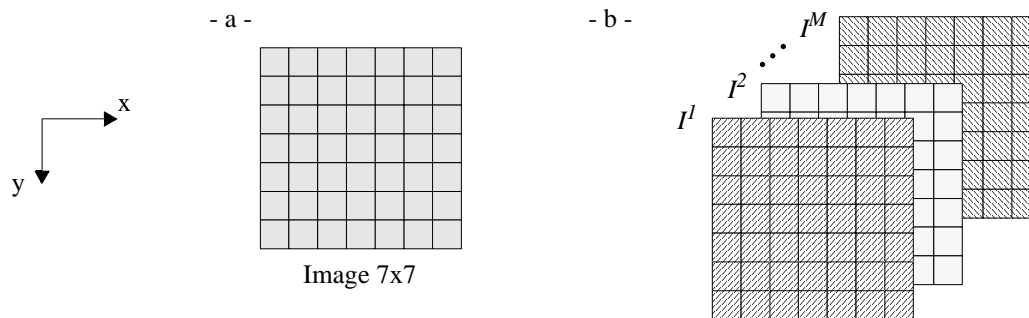


Fig. 1 : a - représentation scalaire, b - représentation multi-scalaire

1.2 Le modèle volumique

En continuité avec la représentation monochrome (Eq. I-1), cette représentation consiste à ajouter aux deux variables spatiales x et y la variable apportant le caractère multi-composante. Si v désigne cette variable définie sur un support V , la représentation prend alors la forme suivante:

$$I: N^2 \times V \rightarrow N$$

$$x, y, v \rightarrow I(x, y, v) \quad (\text{Eq. II-2})$$

Cette représentation est plutôt utilisée lorsque la cardinalité du support V est importante, c'est-à-dire lorsque la variable supplémentaire peut prendre un grand nombre de valeurs. C'est par exemple le cas des variables d'espace - $I(x, y, z)$ - ou de temps - $I(x, y, t)$. Cette représentation convient également pour une image hyper-spectrale - $I(x, y, \lambda)$. On peut en donner l'illustration graphique suivante :

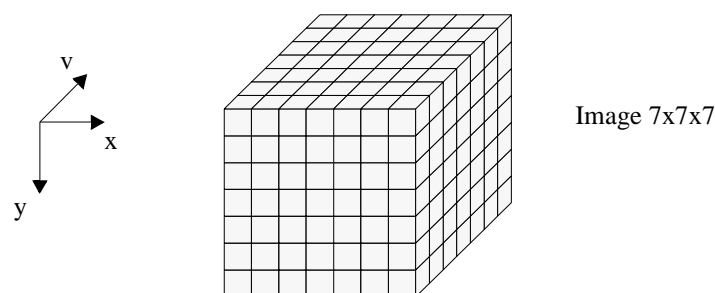


Fig. 2 : représentation volumique dans le cas d'une image 7x7x7

A chaque cellule élémentaire, appelée voxel, est associée une grandeur scalaire, bien souvent l'intensité du voxel.

Il est important de noter que cette représentation volumique suppose implicitement la définition d'un ordre sur l'axe V du paramètre complémentaire : l'ordre des z croissant quand il s'agit de la troisième variable spatiale, l'ordre chronologique pour l'ajout d'une variable temporelle t , ou encore l'ordre des longueurs d'onde λ pour les images hyper-spectrales. Cette caractéristique est une contrainte dans l'utilisation de cette représentation et en limite la généralité. Par exemple, dans le cas d'images multi-modalités, il ne semble pas envisageable d'imposer un ordre parmi les différentes modalités.

On peut enfin remarquer que cette représentation tri-dimensionnelle peut être étendue pour prendre en compte un plus grand nombre de paramètres, conduisant à des fonctions à plus de trois variables. On peut par exemple envisager une représentation 4D mêlant la troisième dimension spatiale et le temps - $I(x, y, z, t)$.

1.3 La représentation vectorielle

Lorsque l'aspect multi-composante est apporté par un seul paramètre défini sur un support V de faible cardinalité, on préfère alors une représentation de type vectoriel : à chaque pixel on associe les grandeurs associées aux différentes valeurs du paramètre, formant ainsi un vecteur. Si M désigne la cardinalité du support V , le modèle vectoriel prend alors la forme suivante :

$$I: N^2 \rightarrow N^M$$

$$x, y \rightarrow \vec{I}(x, y) = \begin{bmatrix} I^1(x, y) \\ I^2(x, y) \\ \dots \\ I^M(x, y) \end{bmatrix} \quad (\text{Eq. II-3})$$

L'illustration graphique de cette représentation peut se faire en considérant une image plane où chaque pixel est associé à un vecteur (Fig. 3-a). Ce type de représentation s'accompagne également de représentations dans l'espace des composantes (Fig. 3-b), où l'on perd alors l'information sur la disposition spatiale des pixels.

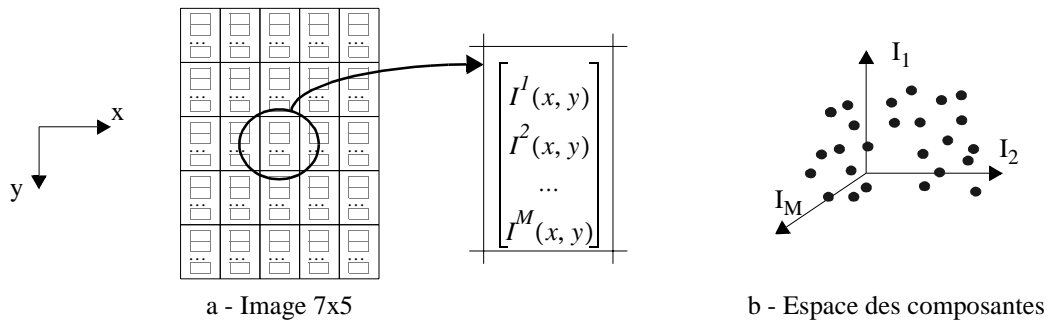


Fig. 3 : représentation vectorielle dans le cas d'une image 5x5

Cette représentation est fréquemment utilisée pour les images couleur - $\vec{I}(x, y) = \begin{bmatrix} R(x, y) \\ V(x, y) \\ B(x, y) \end{bmatrix}$ - ou les images multi-temporelles.

Dans ce type de représentation, il est également nécessaire de choisir un ordre entre les différentes composantes pour pouvoir constituer les vecteurs. Néanmoins, cet ordre présente un caractère moins contraignant que celui défini dans la représentation volumique présentée ci-dessus.

Une variante intéressante de la représentation vectorielle des images couleur consiste à utiliser les quaternions [ELL-92], [ELL-00], [EVA-00]. Un quaternion Q , extension à la dimension 4 des nombres complexes, permet la représentation des vecteurs à 4 composantes sous la forme :

$$Q = a + ib + jc + kd \quad (\text{Eq. II-4})$$

où a , b , c et d sont les composantes du quaternion et i , j et k des opérateurs complexes obéissant aux règles suivantes :

$$i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1 \quad ij = k \quad jk = i \quad ki = j \quad ji = -k \quad kj = -i \quad ik = -j$$

Un pixel couleur, dans la base Rouge-Vert-Bleu, est alors caractérisé par un quaternion pur

$$Q = 0 + R \cdot i + V \cdot j + B \cdot k \quad (\text{Eq. II-5})$$

Cette approche, limitée aux vecteurs de dimension 3, permet de définir la transformée de Fourier hyper-complexe, à partir de laquelle il est possible de construire des traitements couleur spécifiques : contours colorés, ... [SAN-96], [SAN-98].

1.4 Conclusion

En fait, selon la nature des images, ces représentations peuvent être assez proches, et le passage de l'une à l'autre se fait alors aisément. Ainsi, dans le cas d'une image couleur où chaque pixel est caractérisé par un vecteur constitué des trois composantes R - V - B , la représentation volumique s'obtient en envisageant une fonction I de 3 variables - x , y , λ - où la variable λ ne peut prendre que trois valeurs λ_R , λ_V , λ_B , avec :

$$I(x, y, \lambda_R) = R(x, y) \quad I(x, y, \lambda_V) = V(x, y) \quad \text{et} \quad I(x, y, \lambda_B) = B(x, y),$$

et qui se représenterait graphiquement par un volume de taille $XxYx\lambda$ si X et Y désignent les dimensions spatiales de l'image. L'ordre sur l'axe λ serait alors celui des longueurs d'onde.

En revanche, selon la nature de l'image, certaines représentations n'ont pas de sens. Ainsi, une image profondeur / luminance se conçoit dans une représentation multi-scalaire ou, à la rigueur, vectorielle, mais ne peut s'envisager dans une représentation volumique.

Comme nous l'avons déjà évoqué, le choix d'une représentation est également souvent guidé par la stratégie de traitement envisagée.

2. LES STRATEGIES DE TRAITEMENT

Selon l'importance accordée à la prise en compte de l'aspect multi-composante, on peut distinguer deux grands types de stratégie dans l'élaboration des traitements :

- les stratégies marginales (ou scalaires) où le contexte multi-composante ne sera pas exploité.
- les stratégies vectorielles, élaborées en tenant compte de la nature multi-composantes des images.

2.1 Stratégie marginale

Cette stratégie, qui s'appuie sur la représentation multi-scalaire, consiste à traiter chaque composante séparément en utilisant des traitements mono-composantes, empruntés à l'imagerie monochrome (Fig. 4).

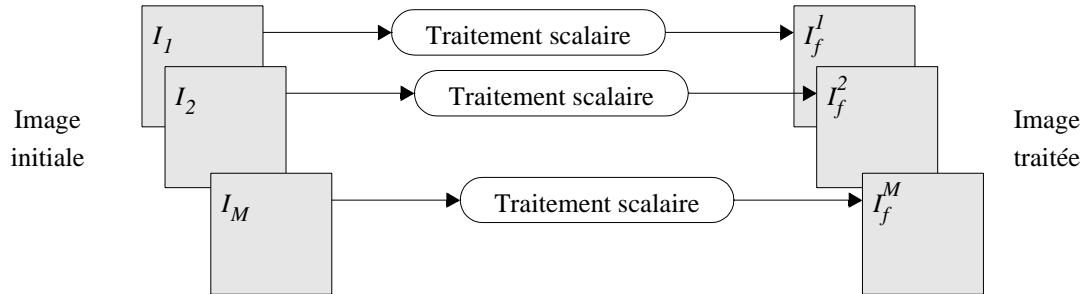


Fig. 4 : stratégie marginale

De par sa structure, cette approche ignore totalement la dépendance pouvant exister entre les différentes composantes, délaissant ainsi une information pouvant participer à l'amélioration des performances des traitements. On peut également noter que cette stratégie demande autant de traitements qu'il y a de composantes, ce qui peut se révéler coûteux en temps de calcul lorsque le nombre de composantes est élevé. L'intérêt de cette approche est qu'elle n'utilise que des traitements scalaires. Toutes les méthodes définies en imagerie monochrome sont alors directement exploitables, sans aucune adaptation. On peut, bien évidemment, employer des traitements différents pour chaque composante, en fonction de la nature de ces composantes.

Cette approche présente également des limites quant à la nature des traitements envisageables. Par exemple, une opération telle que le seuillage binaire ne peut se faire selon ce schéma, les M composantes binarisées ne fournissant généralement pas la même image binaire.

2.2 Stratégie vectorielle

L'alternative à cette stratégie est la stratégie vectorielle qui traite de manière globale l'ensemble des composantes. Cette stratégie est illustrée ci-dessous en utilisant la représentation multi-scalaire (Fig. 5), de manière à bien faire ressortir la différence par rapport à l'approche marginale, mais c'est avec les représentations volumique ou vectorielle qu'elle prend son sens.

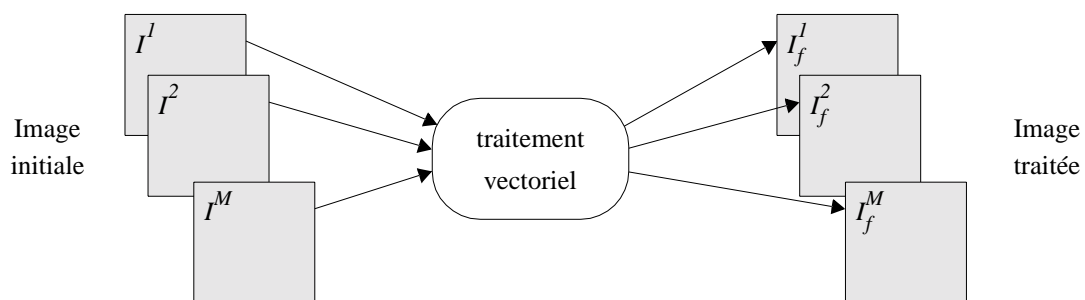


Fig. 5 : Approche vectorielle avec modèle multi-scalaire

Cette stratégie est a priori plus satisfaisante du point de vue de la prise en compte du contexte multi-composante. Cette approche présente également l'intérêt de ne nécessiter qu'un seul traitement, quel que

soit le nombre de composantes. Cet avantage doit être modéré par une complexité accrue de ce seul traitement, complexité directement dépendante du nombre de composantes et des interactions entre composantes à l'intérieur des traitements.

Selon que l'on utilise une représentation volumique ou vectorielle, l'élaboration de traitements vectoriels prendra des formes différentes.

2.2.1. Utilisation de la représentation volumique

Avec la représentation volumique, l'extension des traitements scalaires se fait assez naturellement en étendant la dimension spatiale des traitements. Ainsi, pour les traitements à base de masques, on substituera les habituels masques locaux 2D en masques 3D. Par exemple, le filtrage médian consistera à sélectionner la valeur médiane des intensités comprises à l'intérieur d'un masque 3D. Dans le cas d'images multi-temporelles, Ciuc [CIU-00] propose une méthode de filtrage adaptatif en recherchant des volumes connexes homogènes. Angot [ANG-99] emploie également un opérateur de calcul du Laplacien d'une image couleur utilisant le masque volumique ci-dessous, présenté ici de manière éclatée :

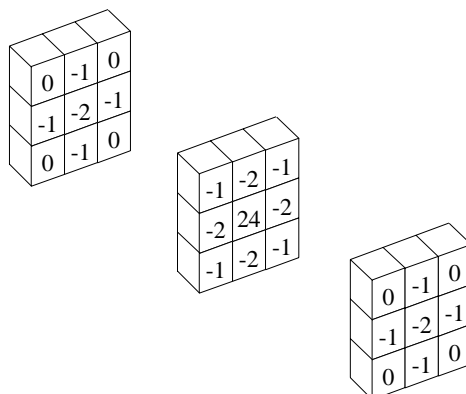


Fig. 6 : Masques volumiques du Laplacien volumique

Dans l'étude du mouvement, et en particulier dans la mesure du flot optique, l'équation traduisant la conservation de l'intensité dans un déplacement dx , dy sur un intervalle de temps dt (Eq. II-6) utilise la représentation volumique :

$$I(x, y, t) = I(x + dx, y + dy, t + dt) \quad (\text{Eq. II-6})$$

2.2.2. Utilisation de la représentation vectorielle

Le principe consiste à définir des méthodologies de traitement opérant directement sur les vecteurs caractérisant les pixels. La stratégie vectorielle associée à la représentation vectorielle offre une grande souplesse dans l'exploitation des dépendances existant entre les différentes composantes. En particulier, l'ordre des composantes, sous-jacent à la représentation volumique, n'est plus une contrainte aussi forte.

A titre d'exemple, le seuillage binaire d'une image multi-composante, qui ne peut se traiter simplement avec la stratégie marginale et la représentation multi-scalaire, se définit tout naturellement de manière vectorielle par :

$$\|\vec{I}(x, y)\| \leq \text{seuil} \quad (\text{Eq. II-7})$$

où $\|\cdot\|$ désigne une norme quelconque.

On peut également mêler représentation vectorielle et volumique. C'est par exemple ce que font Sapiro [SAP-96] ou Blomgren [BLO-98] pour filtrer les images couleur. Ils utilisent un modèle de diffusion anisotropique décrit par l'équation d'évolution suivante :

$$\frac{\partial \vec{I}}{\partial t}(x, y, t) = g(\cdot) \cdot \frac{\partial^2 \vec{I}}{\partial \zeta_-^2}(x, y, t) \quad (\text{Eq. II-8})$$

où t , g et ζ_- désignent respectivement un paramètre d'échelle, une fonction limitant la diffusion près des contours et la direction de variation minimale du gradient.

L'élaboration d'un traitement fondé sur la stratégie vectorielle va donc consister, souvent en s'inspirant des principes utilisés en imagerie mono-composante, à définir de nouvelles méthodes manipulant des vecteurs.

Dans les travaux présentés dans ce mémoire, nous avons généralement choisi une représentation vectorielle des images multi-composantes, associée à la stratégie vectorielle. Ce choix a deux causes. D'abord, les applications que nous avons envisagées correspondent à des situations où la cardinalité de la dimension supplémentaire est peu importante, et la représentation vectorielle est alors parfaitement adaptée. Ensuite, le couplage représentation vectorielle / stratégie vectorielle permet de se situer à un niveau très général, englobant d'ailleurs les autres représentations ou approches. On dispose alors de la plus grande ouverture possible pour élaborer de nouveaux traitements. Les approches marginales seront essentiellement évoquées pour servir de base de comparaison aux approches vectorielles.

3. LES ESPACES DE REPRESENTATION ET DE TRAITEMENT

Les données étant définies dans un espace de dimension supérieure à 1, il est assez naturel de se poser la question du choix de l'espace dans lequel les traitements vont être effectués. Faut-il travailler dans l'espace initial où sont obtenues les données, ou, au contraire, faut-il chercher un espace mieux adapté aux traitements envisagés ? La réponse à cette question n'est pas unique et dépend bien sûr de la nature des images multi-composantes et des traitements que l'on désire effectuer. Les deux raisons essentielles suscitant la recherche d'un nouvel espace de travail sont la volonté de réduire la dimensionnalité de l'espace initial des données ou bien la recherche d'un espace mettant en relief les informations nécessaires à l'élaboration des traitements.

La réversibilité de la transformation permettant de se projeter dans le nouvel espace peut être un élément guidant le choix de la transformation, car elle permet, après traitement, de retrouver une image de même nature que l'image initiale. La figure ci-dessous (Fig. 7) illustre ce principe. La représentation utilisée est la représentation multi-scalaire et le traitement est vectoriel, mais cette manière de procéder peut naturellement s'adapter à toute représentation, et à toute stratégie de traitement :

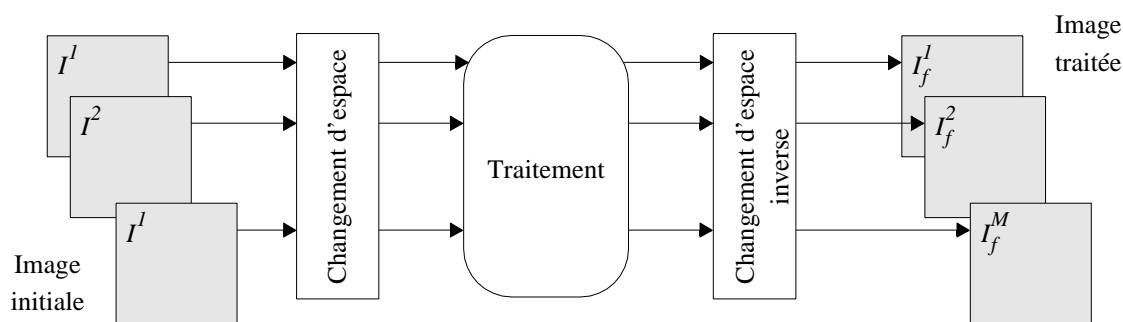


Fig. 7 : Traitement après projection dans un espace de travail approprié

La figure ci-dessus est présentée dans le cas d'une représentation multi-scalaire et d'un traitement vectoriel, mais cette manière de procéder peut naturellement s'adapter à toute représentation, et à toute stratégie de traitement.

Le choix de l'espace de travail fait apparaître trois grandes familles de solutions :

- la solution consistant à rester dans l'espace initial,
- une famille de solutions visant à réduire la dimensionnalité de l'espace initial et cherchant généralement à décorréler les données,
- et enfin, la recherche d'un espace adapté à la nature des données.

3.1 L'espace initial

Un grand nombre de traitements sont effectués dans la base où les données sont acquises. Cette manière de procéder présente un double avantage. D'une part, elle garantit l'intégrité des données : il n'y a aucune déformation ou perte d'information avant les traitements. D'autre part, les espaces d'acquisition ne présentant généralement pas de spécificité particulière, les traitements proposés dans ce contexte pourront être facilement transposables à d'autres situations multi-composantes.

Avec une telle approche, la spécificité ou la corrélation des données doit être prise en compte au niveau des traitements, puisque qu'elle n'est pas exploitée pour définir une nouvelle base de représentation. Ceci ne conduit pas forcément aux traitements les plus simples. Par exemple, la recherche d'objets présentant une couleur particulière sera beaucoup plus facile à réaliser dans un espace de travail faisant explicitement apparaître l'information de Teinte que dans la base d'acquisition Rouge Vert Bleu.

3.2 Réduction de la dimensionnalité de l'espace initial des données

3.2.1. Décorrélation des données

Le principe de base de ces transformations repose sur l'hypothèse de l'existence d'une corrélation inter-composante des données. Cette hypothèse est souvent vérifiée dans l'espace d'acquisition des images multi-composantes. A titre d'exemple, la figure suivante (Fig. 8) présente les mesures du coefficient de corrélation obtenues sur un ensemble de quelques images couleur de nature très différentes. (La corrélation d'une image couleur est calculée comme la moyenne des 3 corrélations Rouge / Vert, Rouge / Bleu et Vert / Bleu).

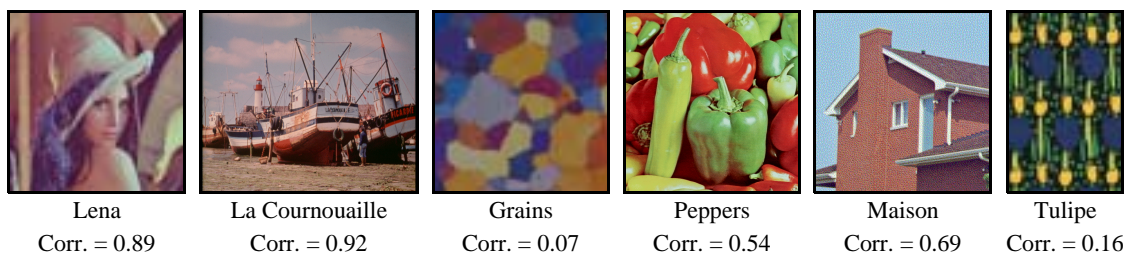


Fig. 8 : Coefficient de corrélation entre composantes RVB d'une image couleur

On cherche alors une transformation orthogonale permettant de définir une base dans laquelle les nouvelles composantes sont décorréliées. Si la corrélation est importante, on constate alors qu'un petit nombre des nouvelles composantes concentrent à elles seules la majorité de l'information contenue dans les données initiales. C'est le principe de transformations telles que l'Analyse en Composantes Principales (ACP), bien connue en statistiques (également appelé transformée de Karhunen-Løve - KL), ou la Transformée en Cosinus Discrète (DCT), qui, à la différence de l'ACP ou de la transformée de KL, ne dépend pas de l'image.

On trouve dans la littérature un grand nombre de travaux fondés sur cette approche, que ce soit avec des objectifs de compression [LEE-91] ou de traitement [HUN-84], [DEV-00], [KOU-97], [OTH-80], [COL-00].

L'image ci-dessous (Fig. 9) présente les différentes composantes de la DCT appliquée sur les images multi-temporelles présentées dans la figure 2 du chapitre d'introduction. On constate qu'une bonne part de l'information utile est effectivement concentrée sur les premières composantes.

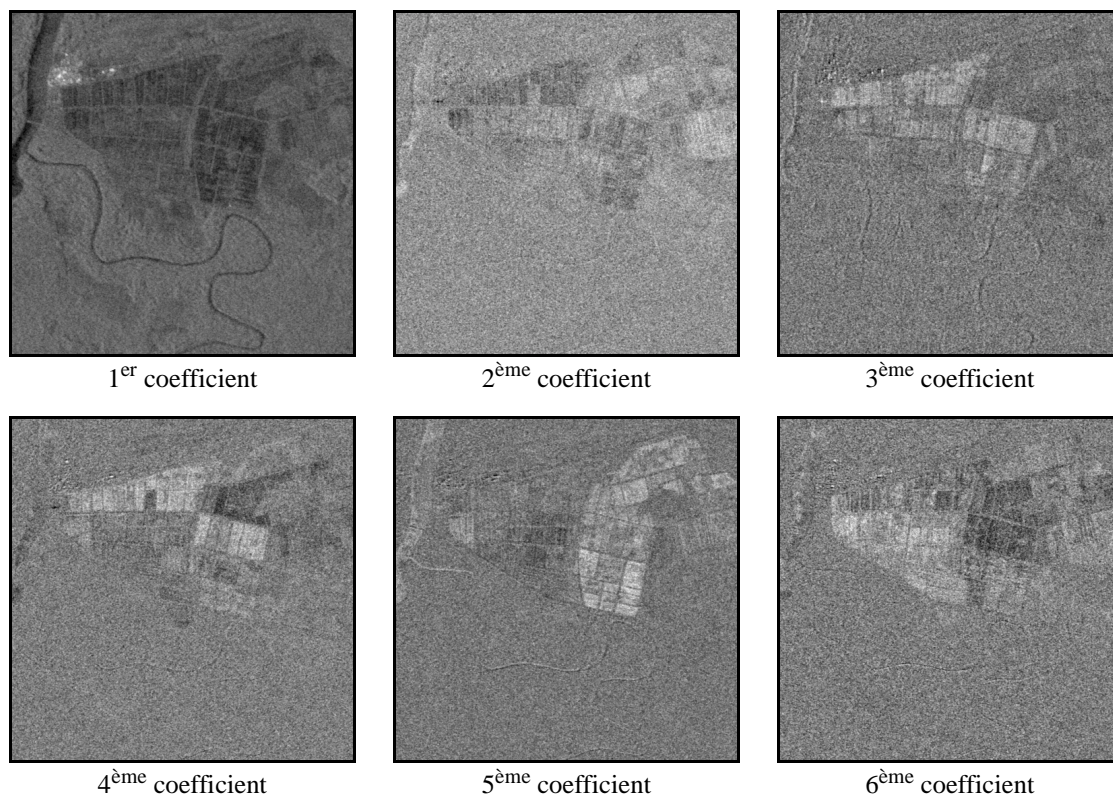


Fig. 9 : Images des coefficients de la DCT d'une image RSO multi-date

L'utilisation de ces transformations a deux conséquences. D'abord, ayant obtenu la décorrélation, les traitements mis en œuvre ensuite sont souvent fondés sur une approche marginale. Ensuite, comme les nouvelles composantes ne sont pas toutes porteuses d'information utile, on peut adapter le traitement en fonction de la quantité d'informations contenues dans chaque composante, voire ne pas traiter certaines composantes ne contenant que très peu d'informations. L'inconvénient de cette approche est, qu'en général (ACP et KL), il faut calculer la transformation fournissant le nouvel espace pour chaque image si l'on veut en tirer le bénéfice maximum. On peut contourner cette difficulté en définissant un espace décorréolé satisfaisant pour une catégorie d'images [OTH-80]. Dans la plupart des cas, les transformations obtenues sont réversibles.

3.2.2. Transposition dans un espace de dimension 1

Une solution plus radicale consiste à transposer les données dans un espace de dimension 1. On se retrouve alors dans un contexte mono-composante où l'on peut mettre en œuvre les traitements scalaires. Ce type de transposition introduit la plupart du temps des distorsions, ou des altérations des données provoquant alors une perte d'informations.

On peut ainsi ne garder que la composante principale fournie par l'ACP. Il est également possible, dans le cas des images couleur, d'effectuer un certain nombre de traitements sur la composante de Teinte, ou sur la composante d'Intensité.

Une solution de ce type sera présentée dans le chapitre sur le filtrage (§ 4.2.4). Si les données comportent chacune M composantes codées chacune sur p bits, la technique consiste à entrelacer les bits des différentes composantes pour constituer une valeur numérique scalaire unique de $M \times p$ bits. La réversibilité de la transposition est assurée, mais ce type de transposition engendre la plupart du temps des dissymétries entre composantes et des distorsions topologiques de l'espace des données. Nous reviendrons plus en détail sur cette transposition et son application dans le chapitre sur le filtrage.

3.3 Analyse en composantes indépendantes

Ce principe, inspiré des techniques de séparation de sources utilisées en traitement du signal, commence à être utilisé en traitement d'images [NUZ-2000]. L'image observée est considérée comme la superposition de plusieurs images, ou sources, indépendantes. L'identification des différentes sources facilite alors les étapes de segmentation ou d'analyse. Ces approches reposent sur une connaissance a priori importante (nature, nombre des sources, ...).

Le principe n'est pas spécifique aux images multi-composantes, mais le fait d'avoir une information plus riche sur chaque source (les composantes sont en général spectrales) permet une meilleure estimation du processus de mélange des différentes sources.

3.4 Mise en évidence de l'information utile

Cette approche est essentiellement utilisée dans le cas particulier des images couleur. En effet, ces images sont classiquement obtenues dans l'espace Rouge-Vert-Bleu (noté RVB dans la suite) qui n'est pas forcément le mieux adapté à l'élaboration des traitements :

- les composantes y sont fortement corrélées,
- la notion de couleur, telle que l'œil humain la perçoit, n'est pas directement accessible,
- l'appréciation par l'œil humain des écarts de couleur ne coïncide pas avec les distances calculées avec

les mesures classiques (norme L2, ...).

Dérivés de domaines techniques (télévision, ...) ou développés spécifiquement pour le traitement des images, un certain nombre d'espaces couleur ont été proposés, chacun correspondant généralement à un objectif particulier. Ces espaces peuvent être classés en deux grandes catégories :

- la première catégorie cherche à définir des espaces où la distance euclidienne entre deux couleurs reste proche de la différence perçue par l'être humain. Parmi ces espaces, appelés perceptuellement uniformes, les plus utilisés sont les espaces CIELAB et CIELUV [COM-98b]. La plupart du temps, ces bases demandent la connaissance des conditions d'acquisition des images (illuminant de référence, ...).
- la seconde catégorie vise à construire trois nouvelles composantes exprimant approximativement les notions psychophysiques de Teinte, Luminance et Saturation facilement perçues par l'être humain. Là encore, un certain nombre de formulations ont été proposées [COM-98b].

Le choix entre les différentes bases existantes va dépendre d'un ensemble de facteurs parmi lesquels on retrouve essentiellement la nature de l'application (contrôle colorimétrique, segmentation, ...), mais aussi la réversibilité de cette transformation, la connaissance des conditions d'acquisition, Un certain nombre de travaux ont analysé la manière de choisir l'espace de représentation en fonction des images analysées [OTH-80], [QUE-97]. Dans la thèse de Th. Carron, nous avons plus spécifiquement étudié une transformation de type Teinte-Luminance-Saturation, en étudiant en particulier sa sensibilité au bruit [KEN-77], [CAR-97].

4. CONCLUSION

L'objectif de ce paragraphe de conclusion est double. D'abord, il s'agit de faire le bilan des choix possibles, parmi les alternatives évoquées précédemment, en fonction de la nature des images multi-composantes. Ensuite, nous illustrons, à travers un exemple simple et en s'appuyant sur le schéma donné en figure 8 du chapitre 1, l'utilisation des différentes notions présentées.

4.1 Bilan selon la nature des images

Comme nous l'avons déjà évoqué, la nature de l'image multi-composante est essentielle dans la mise en œuvre d'un traitement. Nous pouvons distinguer trois grands types d'image :

- Les images à composantes homogènes. Les différentes composantes sont strictement de la même nature. C'est le cas des images multi-temporelles.
- Les images à composantes quasi-homogènes. Les composantes ont des natures très proches. Les images multi-spectrales constituent un exemple de telles images.
- Les images à composantes hétérogènes. Là, les composantes ont des natures totalement différentes, provenant souvent de capteurs de types différents. Par exemple, les images profondeur / luminance forment des composantes hétérogènes.

Le tableau ci-dessous (Tab. 1) résume l'incidence de la nature des images sur le choix de la représentation, de la stratégie de traitement et de la base utilisée. Souvent, différents choix sont possibles, même si l'un d'entre eux semble plus naturel. Le principe du traitement que l'on veut mettre en œuvre peut alors être un élément de décision.

Tableau 1 : Choix de mise en œuvre selon la nature des composantes

Nature des composantes	Représentation	Stratégie	Espace de travail
Homogènes	Volumique, vectorielle ou multi-scalaire	Vectorielle de préférence	Initial ou réduisant la dimensionnalité
Quasi-homogènes	Vectorielle ou multi-scalaire	Vectorielle de préférence	Initial, réduisant la dimensionnalité ou spécifique
Hétérogènes	Multi-scalaire	Marginale	Initial ou éventuellement réduisant la dimensionnalité

4.2 Exemple

L'objectif visé est l'amélioration de la perception visuelle d'une image couleur. Le principe du traitement envisagé est d'étendre la dynamique des attributs radiométriques par modification d'histogramme. Le choix du modèle de représentation et de la base découle alors de deux considérations :

- le travail sur l'histogramme global de l'image est techniquement difficile,
 - le traitement marginal des différentes composantes RVB peut provoquer des distorsions couleur,
- ce qui entraîne les choix suivants :
- utilisation d'une base de travail du type Teinte-Luminance-Saturation,
 - représentation multi-scalaire de l'image couleur dans cette base.
 - traitement marginal des nouvelles composantes, en évitant de modifier la Teinte.

La traitement est résumé dans la figure ci-dessous (Fig. 10).

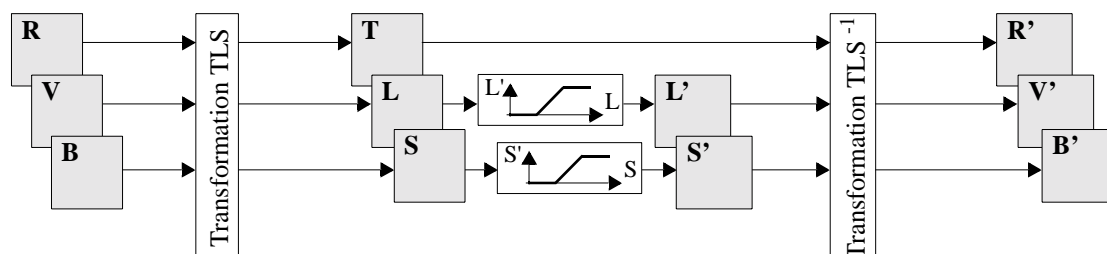


Fig. 10 : Amélioration visuelle d'une image couleur : structure du traitement

Le résultat obtenu est présenté en figure 11, où l'on observe une nette amélioration de la dynamique de l'image sans introduction de distorsions des couleurs.

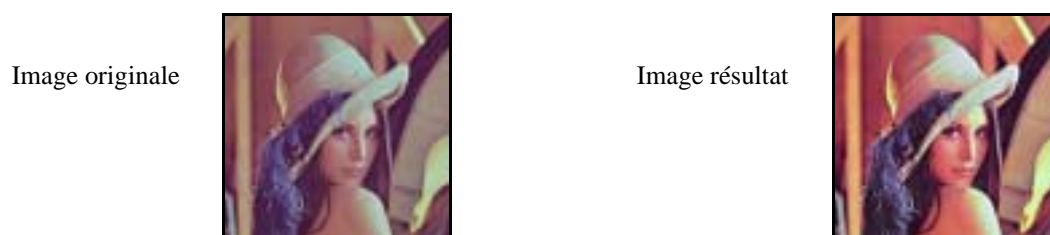


Fig. 11 : Amélioration visuelle d'une image couleur : illustration sur l'image "Lena"

Chap. III : FILTRAGE

1. PREAMBULE

1.1 Généralités

Les objectifs de base du filtrage des images multi-composantes sont fondamentalement les mêmes que ceux qui guident le filtrage des images mono-composantes. Il s'agit de mettre en relief l'information "utile" contenue dans l'image et d'atténuer ou d'éliminer l'information "inutile". Le but poursuivi peut être une simple amélioration visuelle de l'image. Par exemple, l'image d'une tumeur de la peau [SAL-96] est plus facilement analysée par le dermatologue si elle a été au préalable mise en forme et débarrassée des perturbations provoquées par l'éclairage inhomogène, le bruit d'acquisition, Mais, plus fréquemment, le filtrage apparaît comme une étape préliminaire dont le rôle est de faciliter les étapes ultérieures du traitement.

La frontière entre information "utile" et information "inutile" n'est pas toujours simple à fixer, et dépend fortement de la nature de l'image et de l'application envisagée. Cependant, la mise en place d'une méthode de filtrage demande nécessairement la délimitation de cette frontière. Ceci se fait à travers le choix d'une modélisation de l'image et du bruit qui l'affecte. Cette modélisation peut prendre des formes très différentes, depuis une modélisation implicite très simple jusqu'à une modélisation mathématique très précise demandant une forte connaissance a priori ou une estimation préalable des paramètres des modèles envisagés.

1.2 La modélisation des images multi-composantes

Les modèles multi-composantes sont la plupart du temps des extensions directes des modèles proposés en imagerie monochrome. Même s'il est difficile de proposer un modèle universel, on peut néanmoins dégager un certain nombre de grandes lignes communes aux modèles généralement utilisées. Ainsi, on considère souvent que l'image est constituée d'un ensemble d'objets présentant une certaine homogénéité, l'homogénéité étant mesurée sur les attributs radiométriques des pixels. L'information dite "utile" est alors attachée à ces objets, et l'information "inutile", le bruit d'image, regroupe tout ce qui vient perturber l'homogénéité des objets.

La figure 1 donne un exemple de ces notions sur une image couleur d'alliage vue au microscope en lumière polarisée (fournie par la société Ugine-Savoie). Sur l'image originale (Fig. 1-a), on constate la présence d'un bruit qui provoque des fluctuations dans la couleur et l'intensité des grains et qui rend imprécises les frontières entre grains. Le calcul de la différence (Fig. 1-c) entre cette image et un résultat de segmentation (Fig. 1-b), amplifiée pour en faciliter la visualisation, permet d'apprécier ces notions d'information utile et de bruit. Plus précisément, on constate deux phénomènes principaux. D'abord les différences sont plus marquées au voisinage des frontières des grains, ce qui signifie que, dans cette image, l'imprécision des contours est plus importante que l'inhomogénéité à l'intérieur des régions. Ensuite, les couleurs présentes sur l'image différence prouvent que les perturbations qui affectent les différentes composantes sont en partie décorréélées.

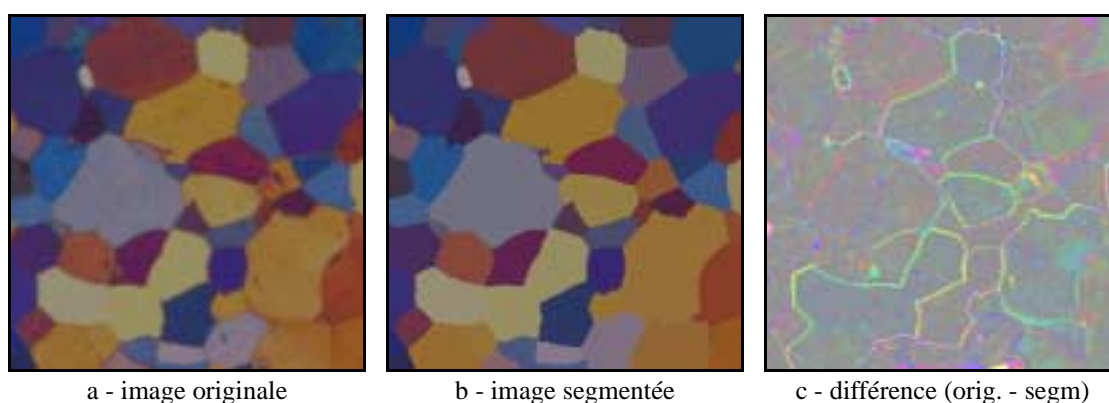


Fig. 1 : Illustration du bruit d'image

Généralement, on considère que le bruit est spatialement de nature "haute fréquence" par rapport aux dimensions des régions et que sa corrélation spatiale est de faible étendue, voir nulle. C'est d'ailleurs sur cette faible corrélation spatiale que s'appuient bon nombre de filtres de lissage : les techniques mises en œuvre sont alors locales. Nous nous placerons dans ce contexte, excluant ainsi toutes les approches de type filtrage inverse. Il faut souligner que les textures ne satisfont pas ces hypothèses et demandent des modélisations spécifiques que nous n'envisagerons pas dans le travail présenté ici.

Les modèles de bruits multi-composantes se basent sur les modèles classiquement utilisés en imagerie mono-composante : bruit à distribution plus ou moins concentrée agissant de manière additive, multiplicative ou convolutive. La construction d'un modèle de bruit multi-composante se fait généralement en considérant que le bruit qui affecte les différentes composantes est de même nature. Comme en traitement mono-composante, les méthodes de filtrage multi-composante se distinguent alors par le degré de complexité avec lequel ce bruit est modélisé. Souvent, on se limite à une simple prise en compte implicite: l'utilisation d'un

filtre moyennneur sous-entend un bruit gaussien. D'autres méthodes, par contre, reposent sur un modèle explicite du bruit. Là aussi, le degré de connaissance peut être plus ou moins approfondi. De plus, comme le bruit ne vérifie généralement pas l'hypothèse de stationnarité, les modèles sont fréquemment adaptatifs. Par rapport au contexte mono-composante, la modélisation d'un bruit multi-composante ajoute la prise en compte des liens entre composantes du bruit, souvent traduite par la matrice de corrélation inter-composante du bruit. Dans [KOT-93], Kotropoulos et Pitas proposent un schéma général de bruit additif multi-composante. La difficulté consiste alors à proposer une modélisation réaliste du bruit, puis à estimer de manière précise les paramètres de ce modèle.

Dans la pratique, les travaux sur le filtrage multi-composante reposant sur une modélisation explicite du bruit s'appuient souvent sur une hypothèse de décorrélation inter-composante, ce qui aboutit à considérer des modèles de bruit marginaux. Par exemple, dans son étude sur les filtres multi-composantes adaptatifs, Plataniotis [PLA-97] propose une approche paramétrique Bayésienne supposant une décorrélation inter-composante. On trouve cependant quelques travaux proposant un modèle vectoriel du bruit. Ainsi, en imagerie radar multi-temporelle, Bruniquel [BRU-97] prend en compte la corrélation entre les différentes composantes du speckle dans l'évaluation théorique des performances des filtres. Lin [LIN-90] fait de même et quantifie l'avantage du filtre vectoriel sur le filtre marginal, lorsqu'il y a prise en compte de la corrélation inter-composante.

Quel que soit le modèle utilisé, le filtrage cherche à atténuer le bruit (lissage) et à renforcer la ressemblance des pixels d'une même région ou à accentuer (rehaussement) les différences de pixels provenant de régions différentes, tout en préservant au mieux la forme des régions. Dans un contexte multi-composante, l'élaboration du filtrage va se faire en cherchant à prendre en compte la corrélation et la spécificité des différentes composantes.

1.3 Situation des travaux envisagés

Le filtrage d'image constitue un domaine très vaste à l'intérieur duquel nous nous sommes défini un champ d'intérêt de manière à délimiter le contexte des recherches développées.

En imagerie monochrome, les filtres linéaires sont les filtres les plus simples et les plus populaires. Néanmoins, leurs performances sont souvent limitées, et les filtres non-linéaires offrent alors des alternatives intéressantes. En particulier, le filtrage non-linéaire fondé sur la notion d'ordre est réputé pour offrir d'excellentes performances, apportant à la fois une réduction du bruit et une préservation (voire un rehaussement) des contours [BOL-92], [BOV-83]. C'est donc dans cette voie que nous avons orienté nos travaux en nous donnant comme objectif principal l'extension des filtres fondés sur l'ordre au cas des images multi-composantes. La difficulté tient alors essentiellement à la définition d'un ordre vectoriel.

Dans un premier temps, nous avons opté pour une stratégie semblable à celles utilisées par des équipes telles que celles d'Astola et Gabbouj, de Pitas ou de Venetsanopoulos. Le filtrage se définit alors par minimisation d'une fonction de coût. Ces travaux ont été principalement développés durant la thèse de Wael Alsahti [ALS-94]. La spécificité de ces travaux a consisté à adapter le type de filtrage à la nature du bruit, et à proposer des filtres vectoriels associant lissage et rehaussement.

Dans un deuxième temps, durant la thèse de Jocelyn Chanussot [CHA-98b], nous avons étudié, d'une manière plus complète et générale, le problème de la définition d'un ordre entre vecteurs. Ces études nous ont permis de généraliser le cadre d'application des filtres d'ordre, et en particulier d'étendre les filtres morphologiques au cas des images vectorielles. Si le formalisme envisagé est proche de celui proposé par Goutsias, la solution que nous avons définie est originale. A notre connaissance, seuls les travaux de Regazzoni,

développés à la même époque, présentent une approche voisine de la nôtre.

D'un point de vue plus pratique, les méthodes de filtrage que nous avons envisagées reposent principalement sur une représentation vectorielle des images multi-composantes (§ 1.3, chap. II) associée à une stratégie de traitement vectoriel (§ 2.2, chap. II). Ce formalisme assure la plus grande généralité aux méthodes mises au point. Pour bien mettre en évidence l'intérêt des approches ainsi développées, nous les opposerons souvent à l'utilisation d'un modèle multi-scalaire (§ 1.1, chap. II) associé à une stratégie marginale (§ 2.1, chap. II). En ce qui concerne le bruit, nous nous sommes, la plupart du temps, limités à une prise en compte implicite d'un bruit supposé additif. Les méthodes de filtrage envisagées sont des méthodes locales, où chaque pixel est traité en ne considérant que son voisinage proche. Nous avons écarté de nos études les approches globales du type filtrage inverse, souvent lourdes à mettre en œuvre. Enfin, nous avons considéré que le filtrage ne devait pas changer la nature de l'image, c'est-à-dire que la sortie d'un filtre devait fournir une image ayant le même nombre de composantes, présentées dans le même espace, que l'image d'entrée. Nous répétons en cela le schéma général de traitement (Fig. 5) proposé dans le chapitre II. Cette contrainte semble assez naturelle, mais nous verrons ponctuellement qu'elle n'est pas toujours nécessaire pour mener à bien une analyse.

1.4 Organisation du chapitre

Ce chapitre sera découpée en 7 parties. Dans une première partie (§ 2), nous donnerons notre point de vue sur le problème dit des "*fausses couleurs*" qui accompagne régulièrement la mise en place d'un filtrage multi-composante. Dans le § 3, nous évoquerons rapidement le filtrage linéaire. Ensuite, nous détaillerons et analyserons les différentes manières de définir un ordre parmi des vecteurs (§ 4 et § 5). A partir de la définition d'un ordre vectoriel, il est alors possible de définir des méthodes de filtrage reposant sur cet ordre (§ 6). Ensuite, nous nous intéresserons plus particulièrement aux filtres d'ordre vectoriels (§ 6) et aux filtres morphologiques vectoriels (§ 7).

2. LE PROBLEME DES "FAUSSES COULEURS"

Lorsque l'on aborde le filtrage multi-composante, on se trouve très souvent confronté à une situation particulière que nous appellerons par la suite le problème des "*fausses couleurs*", même si la nature multi-composante de l'image n'est pas apportée par la couleur. Ce problème apparaît de manière récurrente dans les stratégies de filtrage évoquées dans la littérature. Il est lié au choix que l'on fait pour définir la sortie du filtrage d'une famille de N vecteurs :

faut-il contraindre cette sortie à être l'un des vecteurs de la famille, assurant alors que le filtrage n'apporte pas de nouvelles "couleurs"? Ou bien, au contraire, peut-on accepter comme sortie un vecteur de l'espace des données différent des vecteurs de la famille initiale, avec le risque d'introduire une nouvelle "couleur"?

Cette situation n'est pas typique du filtrage multi-composante. En imagerie monochrome, le filtrage scalaire crée souvent de nouveaux niveaux de gris qui "homogénéise" l'image. Ce phénomène est très fréquent avec le filtre moyenneur qui peut introduire des niveaux de gris intermédiaires qui ne modifie pas notablement la perception visuelle de l'image. Dans le cas des images multi-composantes, cette situation peut prendre un caractère plus gênant. Les filtres peuvent en effet générer de nouveaux vecteurs qui, du point de vue de la perception visuelle de l'image, n'ont aucune ressemblance avec les vecteurs d'entrée du filtre, ne provoquant donc pas l'effet d'homogénéisation recherché.

Ce phénomène peut être illustré dans le cas du filtre médian appliqué à des images couleur.

Si l'on utilise un filtre marginal, il n'y a, bien sûr, aucune raison pour que l'association des valeurs médianes prises sur chaque composante coïncide avec l'un des vecteurs d'entrée. Et, dans certaines configurations particulières, on obtient même un vecteur médian très éloigné, dans l'espace des composantes, des vecteurs d'entrée. Ce phénomène, dans le cas d'images couleur, peut provoquer l'apparition de nouvelles couleurs ("*fausses couleurs*") qui détériorent la perception visuelle de l'image et peuvent gêner les systèmes de segmentation ou d'interprétation qui suivent l'étape de filtrage.

La figure ci-dessous (Fig. 2) illustre cette situation dans le cas d'une image couleur synthétique. L'image obtenue après filtrage médian marginal fait apparaître une déformation des contours, typique du filtrage médian, ainsi qu'une région jaune indésirable (la taille du filtre a été choisie volontairement grande pour faciliter la visualisation du phénomène, mais le phénomène apparaît quelle que soit la taille du filtre).

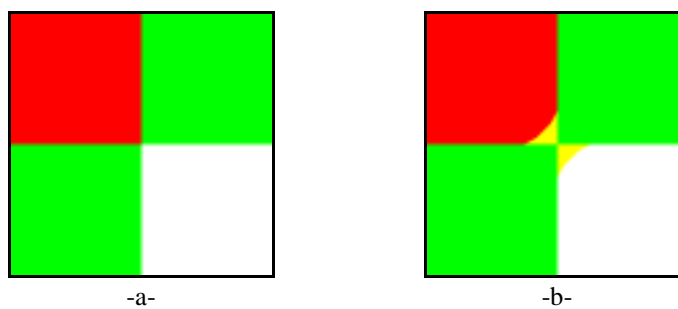


Fig. 2 : Filtrage médian marginal (-b-) d'une image couleur (-a-).

Une solution simple pour éviter ce phénomène consiste à contraindre la sortie du filtre à faire partie de la fenêtre de filtrage initial évitant ainsi l'apparition de nouveaux vecteurs lors du traitement. Le filtre médian vectoriel standard [AST-90] (que nous présenterons plus tard), possède cette propriété. En reprenant l'exemple précédent et en appliquant ce filtre, on constate (Fig. 3) que la couleur parasite jaune n'apparaît plus.

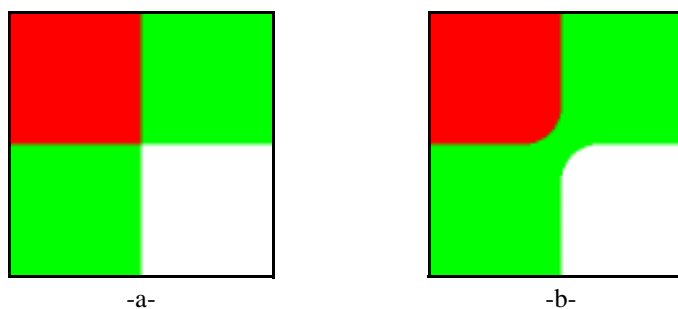


Fig. 3 : Filtrage médian vectoriel standard (-b-) d'une image couleur (-a-).

L'évidence de cet exemple ne doit pas pour autant faire croire que cette stratégie est idéale. D'abord, en contraignant la sortie, on obtient inévitablement des performances moindres en terme de réduction de bruit, ce qui va à l'encontre de l'objectif annoncé du filtrage. Ensuite, et là c'est l'expérience pratique qui le montre, le phénomène d'apparition de ces "*fausses couleurs*" est relativement peu fréquent. En fait, même si la sortie du filtre n'est pas une des données d'entrée, elle reste très souvent perceptuellement proche des données initiales et n'apparaît donc pas comme une "*fausse couleur*".

Ceci est illustré sur l'exemple présenté en figure 4 :

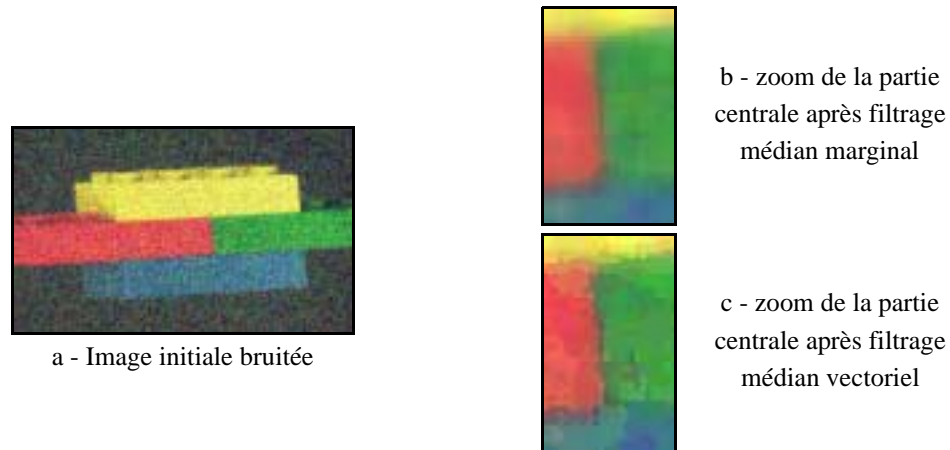


Fig. 4 : Lissage et *fausses couleurs*

Le filtrage marginal (Fig. 4-b) provoque manifestement un effet de lissage plus important que le filtrage vectoriel (Fig. 4-c), sans pour autant introduire de distorsion visible des couleurs initiales.

En conclusion, il est difficile d'apporter une réponse simple et définitive à ce problème des "*fausses couleurs*". Bien sûr, on peut accepter des méthodes de filtrage susceptibles de générer quelques "*fausses couleurs*" si l'on met en avant la volonté de lisser le bruit de la manière la plus efficace possible. Mais la présence de "*fausses couleurs*" peut gêner des traitements comme la segmentation qui vont utiliser le résultat du filtrage. Une solution, qui à notre connaissance n'a pas encore été utilisée, consiste à définir une structure commutant entre les deux types de filtre en fonction de l'existence de "*fausses couleurs*". Il faut alors se définir une distance dans l'espace des données permettant de détecter ces "*fausses couleurs*".

3. FILTRAGE LINEAIRE

L'extension des filtres linéaires aux images multi-composantes ne correspond pas aux travaux que nous avons envisagés. Néanmoins, il nous a paru intéressant de présenter quelques principes généraux de manière à avoir une vue plus générale du filtrage multi-composante.

3.1 principe

En traitement d'image monochrome, un filtre linéaire est défini par sa réponse impulsionnelle, ou son noyau (masque) de convolution $h(u,v)$ de taille $T_x \times T_y$ ($T_x = 2.t_x + 1$, $T_y = 2.t_y + 1$) :

$$I_f(x, y) = \sum_{u=-t_x}^{t_x} \sum_{v=-t_y}^{t_y} h(u, v) \cdot I(x-u, y-v) \quad (Eq. III-1)$$

L'extension de cette équation de convolution aux images multi-composantes se fait immédiatement en utilisant une représentation vectorielle :

$$\vec{I}_f(x, y) = \sum_{u=-t_x}^{t_x} \sum_{v=-t_y}^{t_y} H(u, v) \cdot \vec{I}(x-u, y-v) \quad (\text{Eq. III-2})$$

où $\vec{I}(x, y)$ désigne le vecteur des M composantes constituant le pixel, et où $H(u, v)$ est une matrice $M \times M$.

3.2 Approche vectorielle ou marginale

Selon la forme de la matrice $H(u, v)$, on peut distinguer deux situations.

3.2.1. *Situation 1: la matrice $H(u, v)$ est diagonale,*

$$H(u, v) = \begin{bmatrix} h^1(u, v) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & h^2(u, v) & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & h^M(u, v) \end{bmatrix} \quad (\text{Eq. III-3})$$

Il est alors immédiat de constater que cette situation correspond au cas marginal. L'équation vectorielle se transforme alors en M équations scalaires:

$$I_f^m(x, y) = \sum_{u=-t_x}^{t_x} \sum_{v=-t_y}^{t_y} h^m(u, v) \cdot I^m(x-u, y-v) \quad m \in \{1, \dots, M\} \quad (\text{Eq. III-4})$$

Dans ces conditions, on peut alors utiliser toute la gamme des filtres linéaires scalaires, avec les avantages et inconvénients précédemment évoqués inhérents à la stratégie marginale, en particulier l'introduction de "fausses couleurs".

3.2.2. *Situation 2: la matrice $H(u, v)$ n'est pas diagonale.*

Dans la matrice $H(u, v)$, les termes non-diagonaux correspondent à des combinaisons linéaires entre les composantes. Il n'y a plus alors équivalence entre les approches vectorielles et marginales.

En fait, cette manière de procéder est relativement peu utilisée en pratique, car ces combinaisons linéaires inter-composantes sont difficiles à exploiter. En particulier, elles peuvent ne pas conserver les valeurs moyennes de chaque composante. De plus, on peut montrer que, dans le cas d'un bruit de type additif, même corrélé entre composantes, le filtre linéaire optimal (au sens de la minimisation de la variance sur chaque composante), conservant les valeurs moyennes, est le moyennneur marginal [AND-84].

Il existe cependant quelques situations où l'on utilise cette structure, mais en abandonnant le filtrage spatial au profit d'un filtrage selon les composantes. Un exemple très simple et très classique est le calcul de la moyenne selon des composantes. La matrice $H(u, v)$ prend alors la forme suivante :

$$H(u, v) = \begin{bmatrix} 1/M & 1/M & \dots & 1/M \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{Eq. III-5})$$

et la seule composante non nulle du vecteur de sortie est :

$$I_f^l(x, y) = \frac{1}{M} \cdot \sum_{m=1}^M I^m(x, y) \quad (Eq. III-6)$$

L'intérêt de cette stratégie est de réduire le bruit d'image sans introduire l'effet de flou classiquement lié à l'utilisation du moyennage spatial. Dans ce cas particulier par contre, le résultat du filtrage n'est plus un vecteur, mais un scalaire, c'est-à-dire que l'image filtrée est une image monochrome. On se trouve alors dans un schéma (Fig. 5) qui ne correspond plus au schéma général de filtrage que nous nous sommes donné (§ 1.3), dans la mesure où l'image filtrée n'a plus la même nature que l'image initiale.

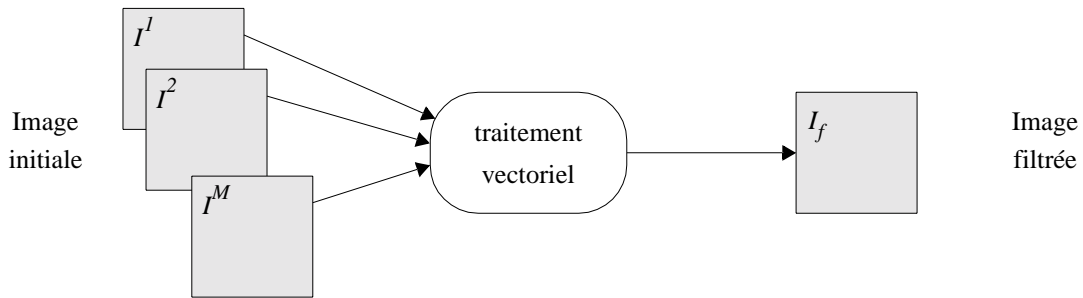


Fig. 5 : Filtrage selon les composantes

Ainsi, et à l'exception de quelques approches spécifiques semblables à celle citée ci-dessus, les principaux filtres linéaires multi-composantes présentent une structure marginale.

3.2.3. Le filtrage linéaire marginal adaptatif

Cependant, même si la structure du filtre traite les composantes séparément, l'élaboration des filtres appliqués à chaque composante repose bien souvent sur des contraintes qui font intervenir globalement l'ensemble des composantes. C'est une sorte de structure vectorielle cachée, très souvent utilisée dans le cas de filtres adaptatifs. La structure de ces filtres est alors la suivante :

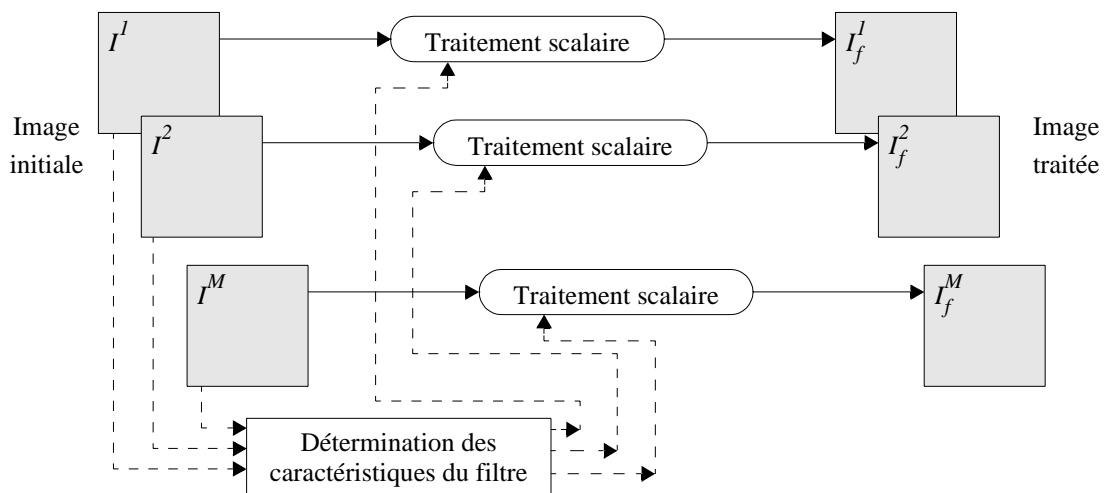


Fig. 6 : Structure du filtrage marginal adaptatif

Le filtre moyennneur adaptatif se définit alors de la manière suivante : dans la fenêtre d'analyse, on ne sélectionne que les pixels appartenant à la même région que le pixel courant, c'est-à-dire ceux dont les attributs radiométriques sont proches de ceux du pixel courant, excluant donc les pixels appartenant à une région adjacente trop différents du point de vue radiométrique. Pour une fenêtre d'analyse comportant N pixels, le filtre, qui a une structure marginale, est défini par :

$$\vec{I}_f = \frac{\sum_{j=1}^N c_j \cdot \vec{I}_j}{\sum_{j=1}^N c_j} \quad (\text{Eq. III-7})$$

où, si \vec{I}_c désigne le vecteur attaché au pixel courant, les coefficients scalaires c_j sont donnés par :

$$c_j = 1 \quad \text{si} \quad \left\| \vec{I}_c - \vec{I}_j \right\| \leq \text{seuil} \quad (\text{Eq. III-8})$$

$$c_j = 0 \quad \text{sinon} \quad (\text{Eq. III-9})$$

C'est dans l'équation III-8 que se trouve la prise en compte simultanée des différentes composantes.

Bien d'autres filtres, plus complexes, sont élaborés sur ce principe. Guillon [GUI-98] propose un filtre couleur linéaire adaptatif sur la base du moyennneur adaptatif, mais dont la fenêtre de filtrage a une forme également adaptative. Dans [LIN-99], Lin adapte les coefficients en fonction d'une mesure de gradient local pour filtrer des images multi-composantes. Lin et Allebach [LIN-90] construisent une extension vectorielle du filtre scalaire linéaire adaptatif minimisant l'erreur quadratique moyenne (LMMSE filter).

Lorsque les techniques linéaires se révèlent insuffisantes, on cherche des solutions utilisant des techniques non-linéaires. En particulier, l'imagerie monochrome propose un grand nombre de filtres fondés sur la définition d'un ordre entre les données à filtrer. Nous allons, dans la suite, nous intéresser à l'extension de ces filtres dans un contexte vectoriel. Nous commencerons d'abord par étudier le problème de la définition d'un ordre entre vecteurs, puis nous envisagerons deux types de filtre d'ordre : les filtres de type "médian", puis les filtres morphologiques.

4. ORDRE ET VECTEURS

L'extension de la notion d'ordre à des vecteurs est délicate, car il n'existe pas, dans un espace de dimension supérieur à 1, d'équivalent à l'ordre naturel défini sur \mathbb{R} (Fig. 7).

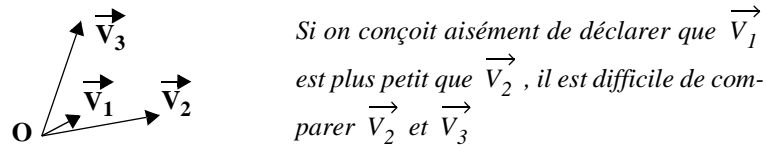


Fig. 7 : Illustration de la difficulté d'ordonner des vecteurs

Un certain nombre de solutions (présentées au § 4.2) ont néanmoins été proposées pour définir un ordre sur \mathbb{R}^M . L'analyse et la synthèse de ces différentes solutions ainsi que la proposition d'une nouvelle méthode ont fait l'objet d'une partie du travail de thèse de J. Chanussot [CHA-98b]. Nous présentons ici les principaux résultats obtenus.

4.1 Formalisme général

Ce formalisme général, proposée par Goutsias [GOU-92][GOU-95], consiste à projeter les vecteurs de \mathbb{R}^M sur un espace \mathbb{R}^Q (ordonné par une relation d'ordre notée \leq). L'ordre des projections définit alors l'ordre des vecteurs initiaux.

$$\begin{aligned}
 h: \mathbb{R}^M &\rightarrow \mathbb{R}^Q \\
 \vec{V} &\rightarrow \vec{h(\vec{V})} \\
 \forall (\vec{V}, \vec{U}) \in \mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^M, & \quad \vec{V} \leq \vec{U} \Leftrightarrow \vec{h(\vec{V})} \leq \vec{h(\vec{U})} \quad (\text{Eq. III-10})
 \end{aligned}$$

Selon la valeur de Q et la nature de h , J. Chanussot a montré que l'on obtenait alors différents types de relation d'ordre, comme le résume le tableau ci-dessous:

	$Q > 1$	$Q = 1$
<i>h non injective</i>	<i>Pré-ordre partiel</i>	<i>Pré-ordre total</i>
<i>h bijective</i>	<i>Ordre partiel</i>	<i>Ordre total</i>

Rappelons qu'une relation de pré-ordre est une relation qui ne vérifie pas la propriété d'antisymétrie : $(\vec{V} \leq \vec{U} \text{ et } \vec{U} \leq \vec{V}) \not\Rightarrow \vec{V} = \vec{U}$. Ainsi, deux vecteurs différents pourront être considérés comme égaux au sens d'une telle relation, ce qui, en particulier ne permettra pas d'assurer l'unicité de l'*infimum* et du *supremum* d'un ensemble de vecteurs. Une relation d'ordre partiel est une relation d'ordre où tous les couples de vecteurs ne sont pas forcément comparables.

Bien sûr, la situation la plus favorable consiste à choisir une relation d'ordre qui est totale et qui respecte la propriété d'antisymétrie, mais nous verrons que des relations d'ordre partiel ou de pré-ordre sont souvent utilisées malgré les inconvénients qu'elles présentent.

La solution la plus couramment adoptée consiste à choisir la dimension Q de l'espace de projection égale à 1. La projection des vecteurs se fait alors sur l'axe réel \mathbb{R} , où l'on peut utiliser l'ordre naturel scalaire pour ordonner les projections:

$$\begin{aligned}
 h: \mathbb{R}^M &\rightarrow \mathbb{R} \\
 \vec{V} &\rightarrow h(\vec{V}) \\
 \text{et} \quad \forall (\vec{V}, \vec{U}) \in \mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^M, & \quad \vec{V} \leq \vec{U} \Leftrightarrow h(\vec{V}) \leq h(\vec{U}) \quad (\text{Eq. III-11})
 \end{aligned}$$

4.2 Quelques exemples

Nous allons examiner quelques unes des techniques d'ordre vectoriel parmi les plus traditionnellement utilisées.

4.2.1. Ordre canonique

L'ordre canonique est défini de la manière suivante :

$$\vec{V} \leq \vec{U} \Leftrightarrow V^m \leq U^m \quad \forall m \in \{1, \dots, M\} \quad (\text{Eq. III-12})$$

Il est clair que l'ordre ainsi obtenu est partiel. Néanmoins, c'est probablement le seul ordre pour lequel les comparaisons, lorsqu'elles sont possibles, sont effectuées sans aucune contestation possible. Pour illustrer les propriétés d'un tel ordre, envisageons le cas d'un vecteur \vec{V}_0 d'un espace de dimension 2. On constate (Fig. 8-a) qu'il existe des zones de l'espace (en grisé) où la comparaison à \vec{V}_0 se fait sans ambiguïté, et d'autres zones où la comparaison à \vec{V}_0 n'a pas de réponse. On remarque également (Fig. 8-b) que le *supremum*¹ et l'*infimum*¹ des trois vecteurs \vec{V}_1 , \vec{V}_2 et \vec{V}_3 sont deux vecteurs différents de chacun des \vec{V}_i . Dans ces conditions, comme nous le verrons plus loin (§ 7), l'utilisation de traitements fondés sur les notions de *max* et de *min* pourra provoquer l'apparition de "fausses couleurs", phénomène déjà évoqué au § 2.

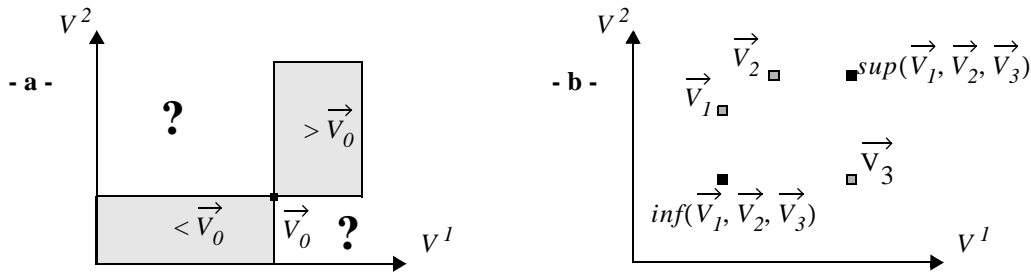


Fig. 8 : Ordre canonique

4.2.2. Ordre selon une composante

On peut sélectionner une composante a priori, et décider d'ordonner les vecteurs selon le tri défini sur cette composante. Par exemple :

soit $m_0 \in \{1, \dots, M\}$ pré-fixé, alors :

$$\forall (\vec{V}, \vec{U}) \in \mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^M, \vec{V} \leq \vec{U} \Leftrightarrow V^{m_0} \leq U^{m_0} \quad (\text{Eq. III-13})$$

Bien sûr, cet ordre privilégie clairement la composante m_0 , ce qui suppose implicitement que cette composante a une plus grande importance que les autres. Si ceci n'a pas de sens pour la plupart des images multicomposantes, en particulier les images couleur RVB, cet ordre peut être intéressant si cette composante privilégiée a été obtenue après transposition dans un espace différent de celui des composantes initiales (voir § 3.2.2 du chapitre II). Par exemple, cela peut être la première composante obtenue après une analyse en composantes principales, ou bien la composante de Luminance dans le cas d'une image couleur. Dans

1. supremum = plus petit majorant - infimum = plus grand minorant (au sens de la relation d'ordre utilisée).

[HAN-01], l'ordre proposé est effectué selon la Teinte après un passage de l'espace RVB vers un espace du type Teinte-Luminance-Saturation.

La relation d'ordre ainsi obtenue est une relation de pré-ordre où l'application h s'exprime par :

$$\begin{aligned} h: \mathbb{R}^M &\rightarrow \mathbb{R} \\ \vec{V} &\rightarrow V^{m_0} \end{aligned} \quad (\text{Eq. III-14})$$

4.2.3. Ordre lexicographique

L'ordre lexicographique (l'ordre du dictionnaire), couramment cité et utilisé dans la littérature, définit un ordre total. Pour comparer deux vecteurs, on compare d'abord leurs premières composantes. Si ces valeurs sont égales et ne permettent pas la comparaison, on compare alors les deuxièmes composantes, puis, si nécessaire, les troisièmes, et ainsi de suite.

En fait cela revient à comparer les scalaires obtenus par concaténation des différentes composantes de chaque vecteur. Si chaque composante est codée sur p bits, ceci correspond à l'application h suivante

$$\begin{aligned} h: \mathbb{R}^M &\rightarrow \mathbb{R} \\ \vec{V} \rightarrow h(\vec{V}) &= \sum_{m=1}^M V^m \cdot 2^{p \cdot (M-m)} \end{aligned} \quad (\text{Eq. III-15})$$

Là encore, cet ordre engendre une forte dissymétrie entre les composantes. Comme avec l'ordre selon une composante (§ 4.2.2), cette dissymétrie peut être acceptée dans certains espaces (composantes principales, TLS, ...).

4.2.4. Ordre par entrelacement de bits

Pour limiter cette dissymétrie, une solution consiste à entremêler les bits des représentations binaires des différentes composantes. C'est ce qui a été proposé dans [CHA-98b].

Si chacune des M composantes V^m du vecteur \vec{V} est codée sur p bits, on dispose alors de $M \cdot p$ bits que l'on entremêle afin de construire un scalaire $h(\vec{V})$ codé sur $M \cdot p$ bits. Bien sûr, il existe un grand nombre de manières de mêler ces $M \cdot p$ bits, mais on va chercher à construire la combinaison minimisant la dissymétrie entre composantes: on place ainsi alternativement le premier bit (bit de poids fort) de la première composante, puis le premier bit de la deuxième composante, jusqu'au premier bit de la $M^{\text{ième}}$ composante. On place ensuite de la même manière les deuxièmes bits des différentes composantes et ainsi de suite jusqu'au $p^{\text{ième}}$ bits (bits de poids faibles).

En notant V_q^m le $q^{\text{ième}}$ bit ($q = 1, \dots, p$) de la composante m ($m = 1, \dots, M$) du vecteur \vec{V} , l'application h s'exprime alors de la manière suivante :

$$h(\vec{V}) = \sum_{q=1}^p \left\{ 2^{M \cdot (p-q)} \cdot \sum_{m=1}^M 2^{M-m} \cdot V_q^m \right\} \quad (\text{Eq. III-16})$$

L'application h ainsi définie est bijective, ce qui assure que l'ordre ainsi obtenu est total.

La transformation inverse h^{-1} peut s'exprimer de manière analytique [CHA-98b], ce qui confère une utilisation simple et rapide de cette transformation.

Ce mécanisme de codage est illustré dans le cas d'une image couleur. Chacune des trois composantes Rouge, Verte et Bleue étant codée sur 8 bits, la figure ci-dessous (Fig. 9) présente la manière dont les 3*8 bits sont entrelacés pour former le scalaire de 24 bits

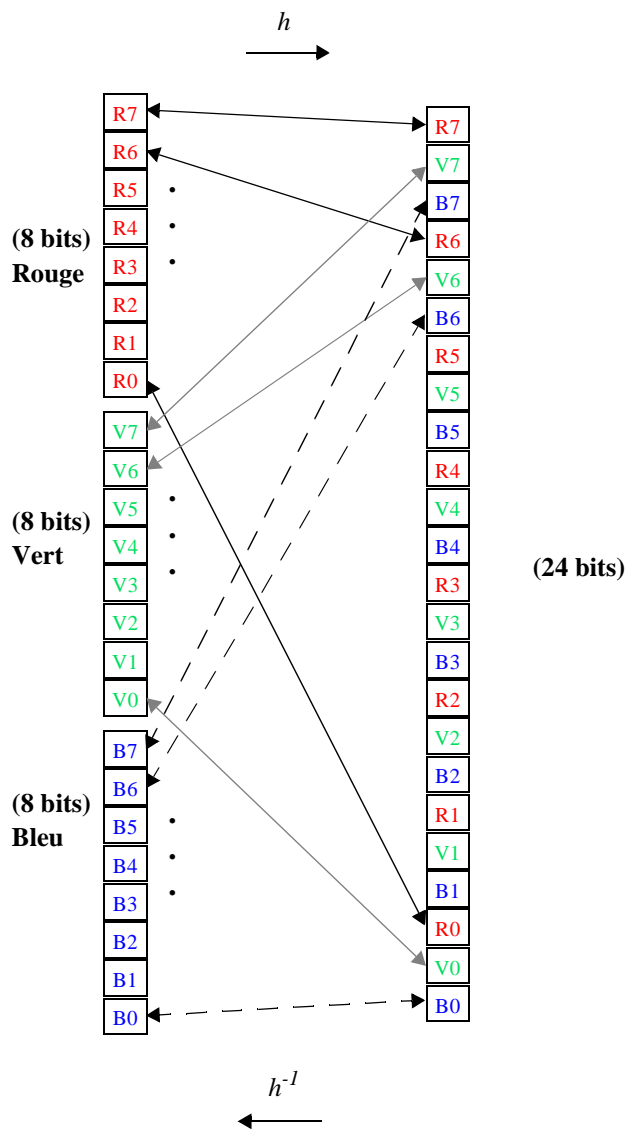


Fig. 9 : Codage et décodage d'un pixel couleur par entrelacement de bits

Avec ce codage par entrelacement, les différentes composantes ne sont pas prises en compte de manière parfaitement symétrique : dans l'exemple de l'image couleur, on constate que la composante rouge est légèrement privilégiée par rapport aux autres composantes (elle vient en tête du codage et influe donc plus que les autres sur le résultat de la comparaison de deux vecteurs). Dans la pratique, des tests sur des images couleur ont montré que cette légère dissymétrie, incontournable dès lors que l'on désire un ordre total, a peu

d'influence sur les résultats des filtres reposant sur l'ordre ainsi défini.

Notons qu'une variante de l'entrelacement proposé permet d'atténuer un peu plus encore la dissymétrie entre composantes. Il suffit de modifier l'ordre de prise en compte des différentes composantes à chaque bit. Ainsi, par exemple, on peut coder un pixel couleur avec la séquence suivante :

$$R_1 V_1 B_1 \text{ puis } V_2 B_2 R_2 \text{ puis } B_3 R_3 V_3 \text{ puis à nouveau } R_4 V_4 B_4 \dots$$

Les formulations analytiques de h et h^{-1} s'expriment alors de manière moins simple et moins pratique pour l'implantation algorithmique.

4.2.5. Ordre par mesure d'une distance cumulée entre vecteurs

Cet ordre repose sur la définition d'une distance $dist(\vec{V}, \vec{U})$ entre deux vecteurs \vec{V} et \vec{U} . N'importe quelle famille $W = \{\vec{V}_i\}_{i=1,N}$ de vecteurs peut alors être ordonnée en cumulant les distances entre vecteurs de la famille:

$$\forall (\vec{V}_k, \vec{V}_l) \in W \times W \quad \vec{V}_k \leq \vec{V}_l \Leftrightarrow \sum_i dist(\vec{V}_k, \vec{V}_i) \leq \sum_i dist(\vec{V}_l, \vec{V}_i) \quad (Eq. III-17)$$

Cela correspond à la transformation suivante:

$$\begin{aligned} h: \mathbb{R}^M &\rightarrow \mathbb{R} \\ \vec{V}_k \in W &\rightarrow \sum_i dist(\vec{V}_k, \vec{V}_i) \end{aligned} \quad (Eq. III-18)$$

Un vecteur sera considéré comme plus petit qu'un autre s'il se trouve plus proche (au sens de la distance choisie) de l'ensemble des autres vecteurs de la famille. La relation d'ordre ainsi définie est une relation de pré-ordre.

4.2.6. Le tri réduit

Une autre solution, de même nature, consiste à mesurer la distance par rapport à un vecteur de référence (\vec{V}_{ref}), et non plus par rapport à l'ensemble des autres vecteurs de la famille.

$$\forall (\vec{V}_k, \vec{V}_l) \in W \times W \quad \vec{V}_k \leq \vec{V}_l \Leftrightarrow dist(\vec{V}_k, \vec{V}_{ref}) \leq dist(\vec{V}_l, \vec{V}_{ref}) \quad (Eq. III-19)$$

Cette solution, plus simple à mettre en œuvre, introduit une dépendance vis-à-vis du choix du vecteur de référence.

Comme avec l'ordre obtenu par distance cumulée, le tri réduit définit est une relation de pré-ordre.

5. ORDRE VECTORIEL ET "SPACE FILLING CURVES"

5.1 Définition et intérêt

Il est intéressant de relier les ordres vectoriels donnés précédemment à la notion de "Space Filling Curves" [SAG-94]. Une "courbe qui remplit l'espace", est une courbe qui parcourt un espace multi-dimension-

nel en passant, de point en point, et de manière unique, par tous les points de cet espace. Cette courbe “remplit” l’espace. Précisons que nous considérerons ces courbes dans le **cas discret**, même si des solutions sont envisageables dans le cas continu.

Etant donné une telle courbe, l’application qui à chaque point (ou vecteur \vec{V}) de l’espace associe son abscisse curviligne le long de la courbe est une bijection de $\mathbb{R}^M \rightarrow \mathbb{R}$. Cette abscisse curviligne peut être alors considérée comme la valeur de la fonction $h(\vec{V})$ (§ 4.1) permettant d’ordonner les vecteurs de l’espace \mathbb{R}^M . On peut alors établir [CHA-98b] la double équivalence suivante :

$$(\text{ordre total sur } \mathbb{R}^M) \Leftrightarrow (\text{bijection } h: \mathbb{R}^M \rightarrow \mathbb{R}) \Leftrightarrow (\text{Space Filling Curve dans } \mathbb{R}^M)$$

Les “Space Filling Curves” sont souvent utilisées pour définir le sens de parcours d’une image, qui se substitue alors au sens classique ligne à ligne (Raster). Beaucoup plus rarement, elles ont été utilisées pour définir le sens de parcours à l’intérieur d’un l’espace \mathbb{R}^M . La figure ci-dessous (Fig. 10) présente la très classique courbe de Peano dans le cas d’une image 9x9 à 2 composantes :

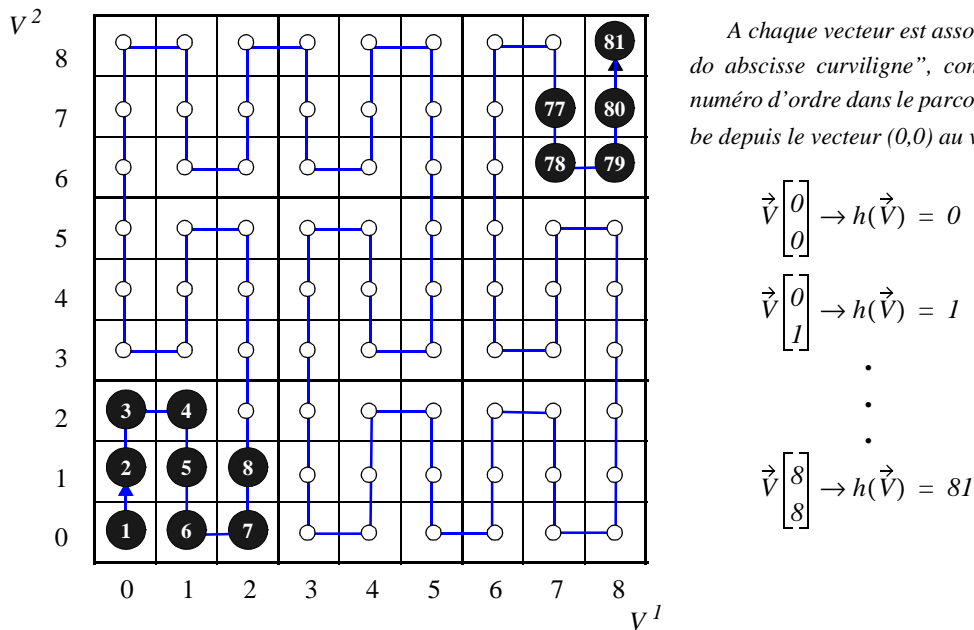


Fig. 10 : Courbe de Peano

L’intérêt de ces courbes est de permettre, à travers l’étude de leurs propriétés géométriques, la caractérisation des différents ordres vectoriels totaux correspondants. On s’intéressera en particulier à la différence topologique existant entre un espace multi-dimensionnel et sa représentation sous forme de courbe.

5.2 Quelques exemples

(Dans ce paragraphe, les SFC données en exemple seront présentées dans le cas d’un espace de dimension 2)

5.2.1. Courbes de Hilbert et de Peano

Les courbes de Hilbert (souvent attribuées à Peano) et de Peano (Fig. 11 a- et b-), sont des SFC abondamment étudiées et souvent utilisées en traitement d’image [NGU-82], [NIE-93][STE-83] pour permettre un parcours efficace du plan image. Dans tous les cas, les performances et améliorations obtenues sont dues

fondamentalement au caractère hautement convoluté de la courbe qui lui permet de rester longtemps dans une zone restreinte de l'espace.

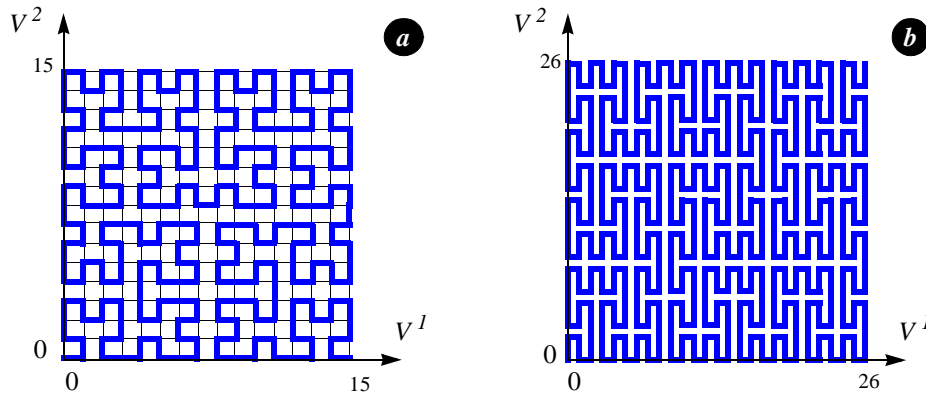


Fig. 11 : Courbe de Hilbert (a) et de Peano (b)

Ces courbes présentent toutes les deux une propriété essentielle: le passage d'un point de la courbe à son voisin (sur la courbe) ne s'accompagne jamais d'un déplacement important dans l'espace des composantes. Cette propriété est fondamentale comme nous le verrons dans le paragraphe suivant. Il faut cependant noter que les ordres induits par ces courbes sont des ordres qui ne respectent pas l'ordre canonique (un vecteur ayant toutes ces composantes plus petites qu'un autre peut être déclaré plus grand que celui-ci, au sens de la courbe !).

5.2.2. «zig-zag scan» et codage JPEG

Cette courbe (Fig. 12), liée à la norme de compression d'images JPEG [SCA-95], est également utilisée comme sens de parcours spatial des images. Définissant une bijection de \mathbb{R}^M sur \mathbb{R} , elle peut néanmoins être utilisée pour parcourir l'espace des valeurs que peuvent prendre des pixels vectoriels. A l'inverse des courbes de Hilbert et de Peano, elle respecte l'ordre canonique, mais des points voisins dans l'espace des composantes peuvent correspondre à des points très éloignés sur le parcours de la courbe. Pour cette raison, cette courbe présente peu d'intérêt du point de vue du traitement d'image.

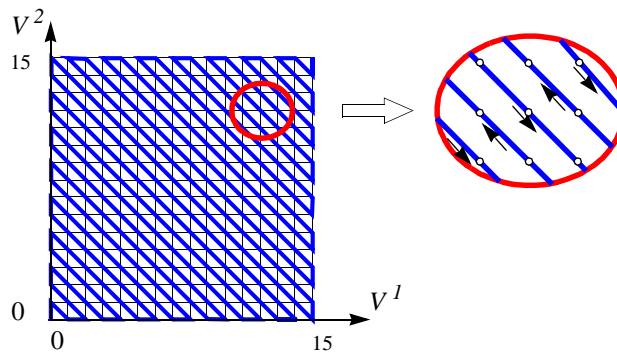


Fig. 12 : "zig-zag scan"

5.2.3. Courbe de Regazzoni

Un autre exemple est proposé dans [PLA-96a], [REG-97] et [STR-99]. La courbe envisagée est présentée dans la figure ci-dessous (Fig. 13). La structure en "couches" de cette courbe traduit la volonté de construire un ordre proche de celui que donnerait la distance selon une norme de type L1 ou L2. Des

applications, aussi bien en filtrage d'ordre vectoriel qu'en morphologie couleur ont été réalisées à partir de l'ordre induit par cette courbe.

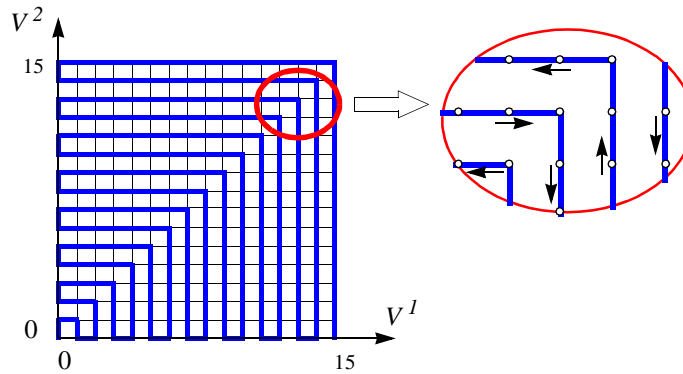


Fig. 13 : Courbe proposée par Regazzoni

5.2.4. Ordre lexicographique

L'ordre lexicographique peut également être illustré par la SFC qu'il engendre (Fig. 14). On constate la très forte dissymétrie de cette courbe qui traduit le déséquilibre, déjà évoqué, entre les rôles joués par les différentes composantes (§ 4.2.3).

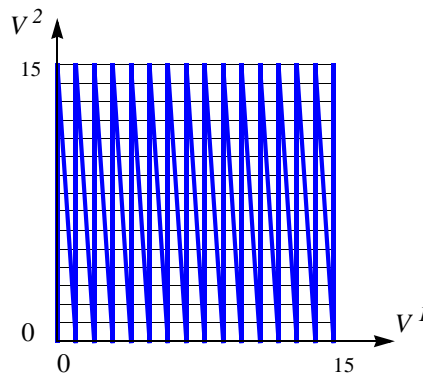


Fig. 14 : Courbe associée à l'ordre lexicographique

5.2.5. Entrelacement de bits et «Space Filling Curves»

L'entrelacement de bits produit la courbe présentée en figure 15.

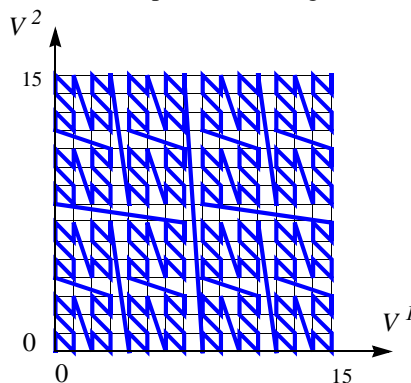


Fig. 15 : Space Filling Curve associée à l'entrelacement de bits

Comme les courbes de Peano et Hilbert, cette courbe se construit de manière récursive, ce qui lui confère une structure auto-similaire (“fractale”). Cette propriété, illustrée en dimension 2, se retrouve quelle que soit la dimension M de l’espace considéré. Il est important de souligner que l’ordre induit respecte l’ordre canonique.

Notons enfin que cette courbe est également utilisée dans l’espace 2D de l’image, notamment pour la construction de *quadrees* lors de la décomposition d’une image en structures hiérarchiques [GdR-95].

5.2.6. Distance cumulée et “Space Filling Curves”

L’ordre induit par l’utilisation d’une distance cumulée, nous l’avons vu, ne fournit qu’une relation de pré-ordre. L’application h associée n’est en effet pas bijective. Il n’est donc pas possible de définir de SFC associée à un tel ordre. Néanmoins, il est intéressant de regarder, dans les mêmes conditions que les SFC présentées ci-dessus, ce que donnerait le tri de vecteurs classés selon cet ordre. Dans l’exemple ci-dessous, la distance choisie est la norme L1 et la distance cumulée est calculée sur tous les vecteurs de l’espace.

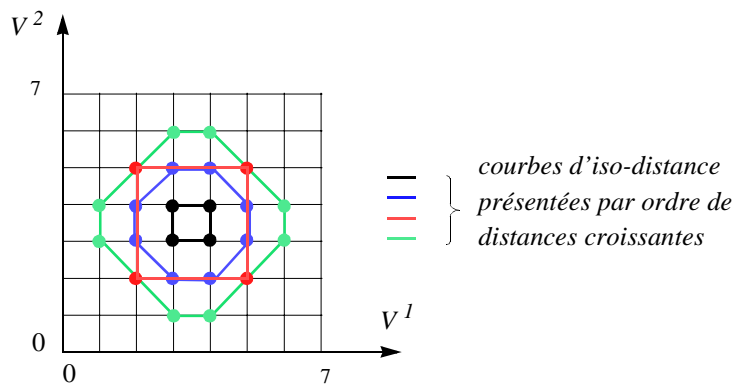


Fig. 16 : Space Filling Curve associée à l’entrelacement de bits

Bien sûr, la courbe obtenue n’a rien à voir avec les SFC précédentes. Les courbes d’iso-distance sont concentriques autour du centre de l’espace, la distance augmentant avec l’écart au centre de l’espace. Les points situés sur ces courbes sont tous à la même distance du centre de l’espace et ne peuvent donc pas être distingués (relation de pré-ordre). Nous utiliserons cette courbe plus tard pour mieux comprendre le comportement des filtres d’ordre fondés sur cet ordre.

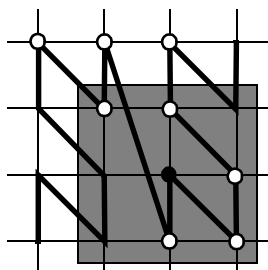
5.3 Ordre vectoriel total et distorsion topologique

Comme nous l’avons déjà évoqué, ces représentations scalaires s’accompagnent inévitablement de distorsions topologiques, c’est-à-dire que la notion de voisinage est modifiée. Ces modifications peuvent être de deux natures:

- Des points proches dans l’espace initial peuvent se retrouver éloignés dans leur numérotation le long de la courbe. Du point de vue du traitement d’image, cela risque de se traduire par un accroissement du bruit, en particulier dans des zones relativement homogènes.
- Réciproquement, des points initialement éloignés dans l’espace peuvent être “rapprochés” par le codage. En traitement d’image, ce phénomène peut provoquer une atténuation des transitions entre objets.

On comprend donc que la minimisation de ces distorsions topologiques va être un critère fondamental dans le choix d’un ordre total. De manière à permettre une comparaison quantitative, un critère permettant la mesure de cette distorsion a été proposé dans la thèse de J. Chanussot [CHA-98b].

Ce critère est défini de la manière suivante: étant donné le 8-voisinage d'un vecteur, le critère proposé calcule le pourcentage de ces voisins qui se retrouvent encore parmi les 8 voisins du pixel après codage sur la courbe. La figure 17 illustre ce calcul :



Dans l'espace original, en 8-connexité, le vecteur considéré (point noir) a 8 voisins inclus dans le carré grisé. Après le codage, i.e. le long de la courbe, les 8 plus proches voisins sont les 8 points blancs. L'intégrité du voisinage n'est pas préservée. Pour quantifier ce phénomène, l'intersection de ces deux voisinages est considérée. Par exemple ici, 5 points blancs sont inclus dans le carré grisé: $5/8 = 62,5\%$ de taux de préservation du voisinage lors du codage de ce point.

Fig. 17 : Critère de quantification de la distorsion topologique.

Le résultat final est une mesure moyenne sur tous les points de l'espace initial. Le tableau 1 récapitule les valeurs du critère obtenues avec les différentes courbes présentées précédemment. Au sens de ce critère, ce sont les courbes de Hilbert et de Peano qui sont les meilleures. Néanmoins, nous ne les choisirons pas du fait de leur non respect de l'ordre canonique. Ensuite c'est l'entrelacement de bits qui réalise le meilleur compromis entre la préservation du voisinage et la prise en compte homogène des différentes composantes.

Tableau 1 : Préservation de la topologie avec différentes courbes.

Courbe	Taux de préservation du voisinage
Hilbert	58%
Peano	57%
Entrelacement	47%
Zig-Zag scan	27%
Regazzoni	26%
Lexicographique	25%

5.4 Commentaires

Outre les comparaisons données dans le paragraphe précédent, il est important de compléter cette présentation par les remarques suivantes.

D'abord, les applications h envisagées sont non-linéaires. Une démonstration de cette non-linéarité est donnée dans [CHA-97c]. Cette non-linéarité, comme nous le verrons dans l'étude du filtrage, aura des conséquences sur la définition des filtres fondés sur l'ordre induit par ces applications.

Ensuite, la compatibilité avec l'ordre partiel canonique est une propriété qu'il nous semble important de respecter. Parmi les courbes présentées, les ordres induits par les courbes de Regazzoni, Hilbert et Peano

violent à de nombreuses reprises l'ordre canonique. A titre d'exemple, sur la courbe de Regazzoni (Fig. 13), le point (15,0) est plus grand que le point (15,15). Dans le cas du filtrage médian, J. Chanussot [CHA-98b] présente sur des exemples concrets les effets que peut présenter le non respect de l'ordre canonique.

Enfin, il faut bien sûr envisager le passage de ces courbes à un espace de dimension supérieure. La figure 18 présente la courbe correspondant à l'ordre par "entrelacement de bits" dans un espace de dimension 3 (chaque composante est codée sur 2 bits de 0 à 3). Globalement, toutes les remarques faites dans le cas bi-dimensionnel se retrouvent dans un espace de dimension M quelconque. Les différences se situent dans la plus ou moins grande facilité de codage et de décodage des vecteurs. Sur ce point, l'aspect générique du codage par "entrelacement de bits" lui confère un avantage par rapport à des codages du type Hilbert ou Regazzoni pour lesquels il est difficile de donner des expressions analytiques des fonctions de codage et de décodage h et h^{-1} .

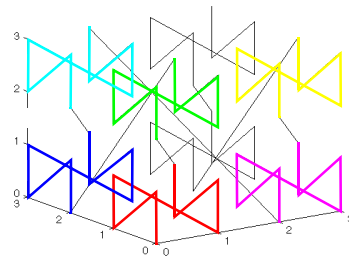


Fig. 18 : entrelacement de bits en dimension 3

6. LES FILTRES FONDES SUR LA DEFINITION D'UN ORDRE VECTORIEL

Dans la très vaste famille des filtres non linéaires, les filtres fondés sur la définition d'un ordre occupent une place très importante. Parmi ces filtres, on peut distinguer deux classes principales :

- les filtres d'ordre, popularisés par Tukey [TUK-74]. La sortie d'un tel filtre est définie comme une fonctionnelle des données triées (Fig. 19).

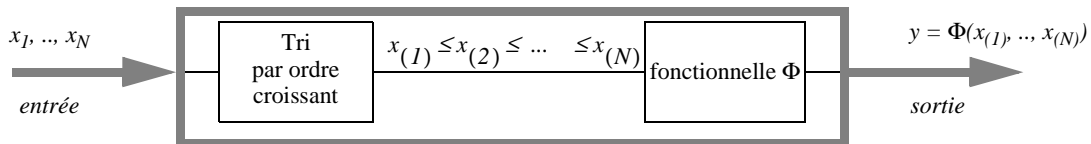


Fig. 19 : Schéma de principe d'un filtre d'ordre

Si ces filtres ont été initialement définis dans le cas des images monochromes, où l'on utilise évidemment l'ordre naturel sur \mathbb{R} , on peut bien sûr envisager leur extension au cas des images multi-composantes à partir du moment où l'on sait ordonner des vecteurs.

- la seconde classe de filtres utilisant également la notion d'ordre est constituée par les filtres morphologiques [MAT-75], [SER-88], [SER-93]. La morphologie mathématique repose en effet sur la définition d'un treillis complet, c'est-à-dire un ensemble ordonné (partiellement ou totalement) dans lequel chaque famille d'éléments possède une borne inférieure et une borne supérieure.

Dans la suite, nous allons analyser comment l'utilisation des différents ordres définis dans le § 4 permet d'étendre ces deux classes de filtres au cadre des images multi-composantes. Nous commencerons par les

filtres d'ordre (dans ce paragraphe), puis nous étudierons les filtres morphologiques dans le prochain paragraphe (§ 7)

6.1 Rappel sur les filtres d'ordre scalaires

Considérons une fenêtre d'analyse comportant N pixels d'intensité $\{I_1, I_2, \dots, I_N\}$.

Comme nous l'avons rappelé précédemment (Fig. 19), la sortie d'un filtre d'ordre est une fonctionnelle, explicite ou implicite, des données triées.

Les *L-filtres* sont définis par combinaison linéaire des statistiques d'ordre :

$$I_f = \sum_{j=1}^N c_j \cdot I_{(j)} \quad (\text{Eq. III-20})$$

De nombreux filtres usuels (médian, milieu, moyenneur, ...) sont des cas particuliers de L-filtres.

Une fonctionnelle non-linéaire Φ permettra de définir les *NL-filtres* [BOL-92]. Notons que parmi ces filtres, la fonctionnelle Φ peut ne pas être explicite. La sortie est alors définie comme l'argument minimum d'une fonction coût :

$$I_f = \underset{I}{\operatorname{argmin}} \operatorname{Coût}(I, I_{(1)}, I_{(2)}, \dots, I_{(N)}) \quad (\text{Eq. III-21})$$

6.2 Filtres d'ordre vectoriels : état de l'art

Les travaux sur les filtres d'ordre vectoriels ont d'abord été développés par l'école finlandaise (Astola, Gabbouj), l'école grecque (Pitas, Photopoulos) et l'école canadienne (Venetsanopoulos, Kotropoulos), en s'appuyant souvent sur les stratégies de tri vectoriel proposé dans [BAR-76]. Nous citons ici quelques unes des nombreuses références sur le sujet : [AST-89], [AST-90], [EST-94], [FOT-95], [HAR-91], [KAR-97], [KOT-93], [KOT-94], [KOT-97], [LUC-97], [NIK-93], [NIK-95], [NIK-96], [PIT-90a], [PIT-90b], [PIT-90c], [PIT-91], [PLA-96a], [PLA-96b], [STR-99], [TAN-95b], [TRA-93], [VER-96b], etc. .

La plupart des filtres d'ordre proposés dans ces travaux repose sur la définition de pré-ordres totaux utilisant le tri fondé sur la mesure d'une distance cumulée (§ 4.2.5) ou le tri réduit (§ 4.2.6). Les extensions vectorielles que l'on retrouve le plus souvent sont les structures du type L-filtre :

$$\vec{I}_f = \sum_{j=1}^N c_j \cdot \vec{I}_{(j)}, \quad (\text{Eq. III-22})$$

et celles du type NL-filtre définies de manière implicite. La plupart des nombreux exemples de la littérature emploie cette définition associée à l'utilisation du tri par distance cumulée. La projection h servant au tri (Eq. III-18) prend alors la forme suivante :

$$h(\vec{I}) = \sum_{j=1}^N \operatorname{dist}(\vec{I}, \vec{I}_j) \quad (\text{Eq. III-23})$$

et la sortie \vec{I}_f d'un tel filtre est alors définie comme le vecteur le plus petit au sens du tri utilisé et s'exprime par :

$$\vec{I}_f = \underset{\vec{I}}{\operatorname{argmin}} \sum_{j=1}^N \operatorname{dist}(\vec{I}, \vec{I}_j) \quad (\text{Eq. III-24})$$

Très souvent, on contraint la sortie à faire partie de la famille des vecteurs d'entrée. L'équation (Eq. III-24) devient :

$$\vec{I}_f = \underset{\vec{I} \in \{\vec{I}_j\}}{\operatorname{argmin}} \sum_{j=1}^N \operatorname{dist}(\vec{I}, \vec{I}_j) \quad (\text{Eq. III-25})$$

Selon de la fonction $\operatorname{dist}(\dots)$ choisie, un grand nombre de filtres ont été proposés. Le plus simple, le Médian Vectoriel Standard, consiste à utiliser la norme L1 :

$$\vec{I}_f = \underset{\vec{I} \in \{\vec{I}_j\}}{\operatorname{argmin}} \sum_{j=1}^N \|\vec{I} - \vec{I}_j\|_{L1} \quad (\text{Eq. III-26})$$

$$\text{avec } \|\vec{I} - \vec{I}_j\|_{L1} = \sum_{m=1}^M |I^m - I_j^m| \quad (\text{Eq. III-27})$$

On peut remarquer que l'aspect vectoriel du Médian Vectoriel Standard est apporté par la contrainte d'appartenance de la sortie à la famille des vecteurs d'entrée. Si on lève cette contrainte, Il est immédiat de montrer que l'équation (Eq. III-26) conduit alors au Filtre Médian Marginal, pouvant provoqué le phénomène de "fausses couleurs" déjà évoqué.

Quelques travaux proposent une synthèse comparative de ces filtres [KUR-99], [PLA-99]. On y distingue en particulier les filtres utilisant une mesure de l'éloignement des vecteurs dans l'espace des composantes et les filtres comparant deux vecteurs en fonction de leur écart angulaire [TRA-96] dans l'espace des composantes. Cette dernière mesure est particulièrement intéressante dans le cas des images couleur où l'information de Teinte est de nature angulaire. Par contre, en privilégiant l'information angulaire, on risque de déclarer proches des vecteurs ayant des modules très différents. Aussi trouve-t-on des stratégies mixtes utilisant conjointement les écarts d'amplitudes et les écarts angulaires [KAR-97].

Pour bien comprendre le fonctionnement des filtres ainsi obtenus, il est intéressant d'analyser les conséquences du tri employé. Cette analyse, faite pour l'utilisation d'une distance cumulée, reste valable lorsque l'on utilise une distance à un vecteur de référence (tri réduit - § 4.2.6). La figure 20 illustre ceci.

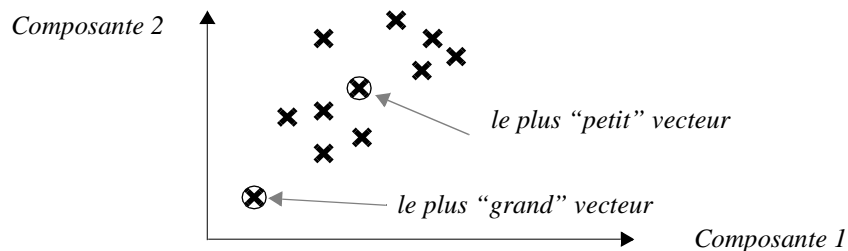


Fig. 20 : Ordre au sens d'une distance cumulée dans le cas de données à 2 composantes

Parmi une famille de vecteurs, celui qui minimise la distance cumulée évaluée par rapport aux autres vecteurs de la famille est le vecteur qui se trouve le plus proche (au sens de la distance choisie) de l'ensemble des autres vecteurs de la famille. C'est, en quelque sorte, le vecteur le plus représentatif de la famille, ce qui justifie son utilisation en filtrage. A l'inverse, le plus grand, bien sûr, sera celui qui se trouve le plus éloigné des autres.

Cette situation diffère fondamentalement de ce qui se passe avec l'ordre scalaire où la notion de *plus grand* et de *plus petit* implique un éloignement important des autres données. En fait, la notion de plus petit vecteur, au sens de la distance cumulée, est à rapprocher de la notion de médiane ou de moyenne telle qu'elle est définie entre des données scalaires. Nous aurons l'occasion de revenir sur ce point quand nous aborderons la morphologie vectorielle.

Les travaux que nous avons développés dans ce contexte ont été menés dans trois directions. D'abord, dans le cadre du travail de thèse de Wael Alshatti [ALS-94], en reprenant la structure définie par l'équation III-24, nous nous sommes intéressés à l'utilisation d'une distance paramétrable (la distance $d_{\alpha\beta}$) à laquelle sera associé le filtre appelé *filtre* $d_{\alpha\beta}$. Ensuite, toujours en gardant la même structure de filtrage, nos recherches se sont orientées vers l'introduction d'une variabilité de la fenêtre sur laquelle est calculée la fonction $dist(.)$ de l'équation III-24, donnant naissance au *filtre médian vectoriel à fenêtre variable*. Ces études ont été engagées à travers des projets d'étude d'élèves ingénieurs. Enfin, d'une manière plus générale, nous avons envisagé l'extension des filtres d'ordre scalaires en utilisant l'ordre par entrelacement de bits (§ 4.2.4). Ces derniers travaux ont été réalisés durant la thèse de J. Chanussot [CHA-98b].

Nous allons maintenant présenter les principaux résultats concernant ces filtres.

6.3 le filtre $d_{\alpha\beta}$

Constatant qu'à chaque choix de la fonction $dist(.)$ des équations III-24 ou III-25 correspondait un filtre ayant des propriétés spécifiques, l'idée génératrice du filtrage $d_{\alpha\beta}$ a consisté, en s'inspirant des travaux de Bolon [BOL-92], à définir une distance entre vecteurs qui puisse être paramétrable. Les paramètres permettent ainsi d'adapter l'effet de filtrage en fonction de conditions telles que la nature du bruit ou l'effet de filtrage recherché.

6.3.1. la définition du filtre $d_{\alpha\beta}$

Sur le modèle de l'équation III-24, le filtre est défini par :

$$\vec{I}_f = \underset{\vec{I}}{\operatorname{argmin}} \left[\sum_{j=1}^N \left(\sum_{m=1}^M |I^m - I_j^m|^\beta \right)^{\alpha/\beta} \right]^{1/\alpha} \quad (\text{Eq. III-28})$$

Le paramétrage est double. Dans un premier temps, le paramètre β définit la norme utilisée pour mesurer la différence entre deux vecteurs de dimension M . β est une valeur réelle strictement positive :

$$d_\beta(\vec{I}, \vec{I}_j) = \sum_{m=1}^M |I^m - I_j^m|^\beta \quad (\text{Eq. III-29})$$

Dans un deuxième temps, à l'intérieur d'une famille de N vecteurs $W = \{ \vec{I}_j, j = 1, N \}$ constituant les vecteurs de la fenêtre de filtrage, le paramètre α permet la pondération des distances mesurées lors du processus d'accumulation des distances entre vecteurs aboutissant à la définition de la sortie du filtre. α est également une valeur réelle strictement positive.

Comme nous allons le voir dans les paragraphes suivants, les paramètres α et β ont un double rôle. D'abord, ils permettent de s'adapter à la nature du bruit présent dans l'image. Ensuite, ils permettent également de s'adapter à l'objectif que l'on poursuit (lissage ou rehaussement).

6.3.2. Paramétrage du filtre $d_{\alpha\beta}$

Le comportement du filtre dépend bien évidemment des paramètres α et β . On peut distinguer trois types de comportement, comme le résume la figure 21 :

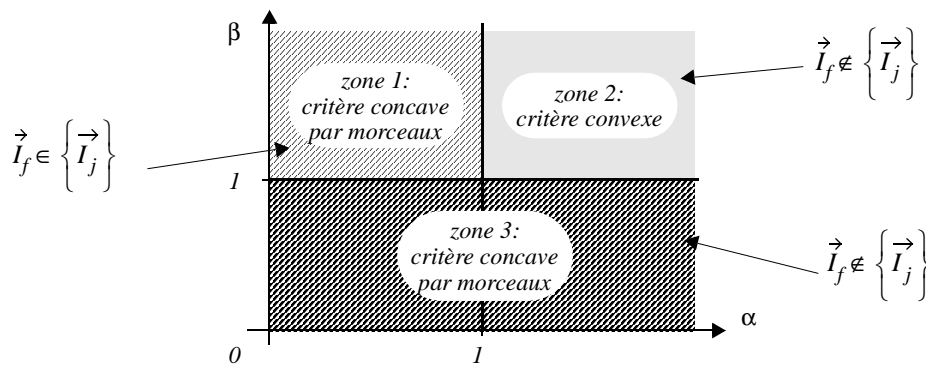


Fig. 21 : Comportement du critère $d_{\alpha\beta}(\vec{I})$ en fonction des paramètres α et β

Dans la zone 2, c'est-à-dire pour des valeurs de α et β supérieures ou égales à 1, on montre [CHA-97] que le critère se comporte comme une fonction convexe par rapport aux coordonnées de \vec{I} (Fig. 22-a). Dans ce cas, le critère possède un seul minimum qui, en général, ne correspond pas à l'un des vecteurs d'entrée $\{\vec{I}_j, j = 1, N\}$, et risque de provoquer l'apparition de "fausses couleurs".

En revanche, dès que l'un au moins des deux paramètres α et β a une valeur inférieure à 1 (zones 1 et 3), le critère est concave par morceaux et possède N minima relatifs (N correspond au nombre de vecteurs d'entrée du filtre). On observe que les points de rebroussement du critère coïncident avec les vecteurs d'entrée \vec{I}_j dans la zone 1 ($\alpha < 1$ et $\beta > 1$ - Fig. 22-b). Par contre, dans la zone 3 (Fig. 22-c), ces points ne coïncident généralement plus avec les vecteurs \vec{I}_j ($\beta < 1$ et α quelconque).

Ce comportement est illustré sur la figure 22 dans le cas d'un ensemble de 3 vecteurs \vec{I}_A, \vec{I}_B et \vec{I}_C , n'ayant que deux composantes.

En fait, du point de vue du traitement d'image, deux situations seulement sont intéressantes:

- la zone 2, où l'on montre que le filtre $d_{\alpha\beta}$ présente de bonnes propriétés de réduction de bruit,
- la zone 1, où le filtre se comporte comme un filtre de rang avec un effet de rehaussement.

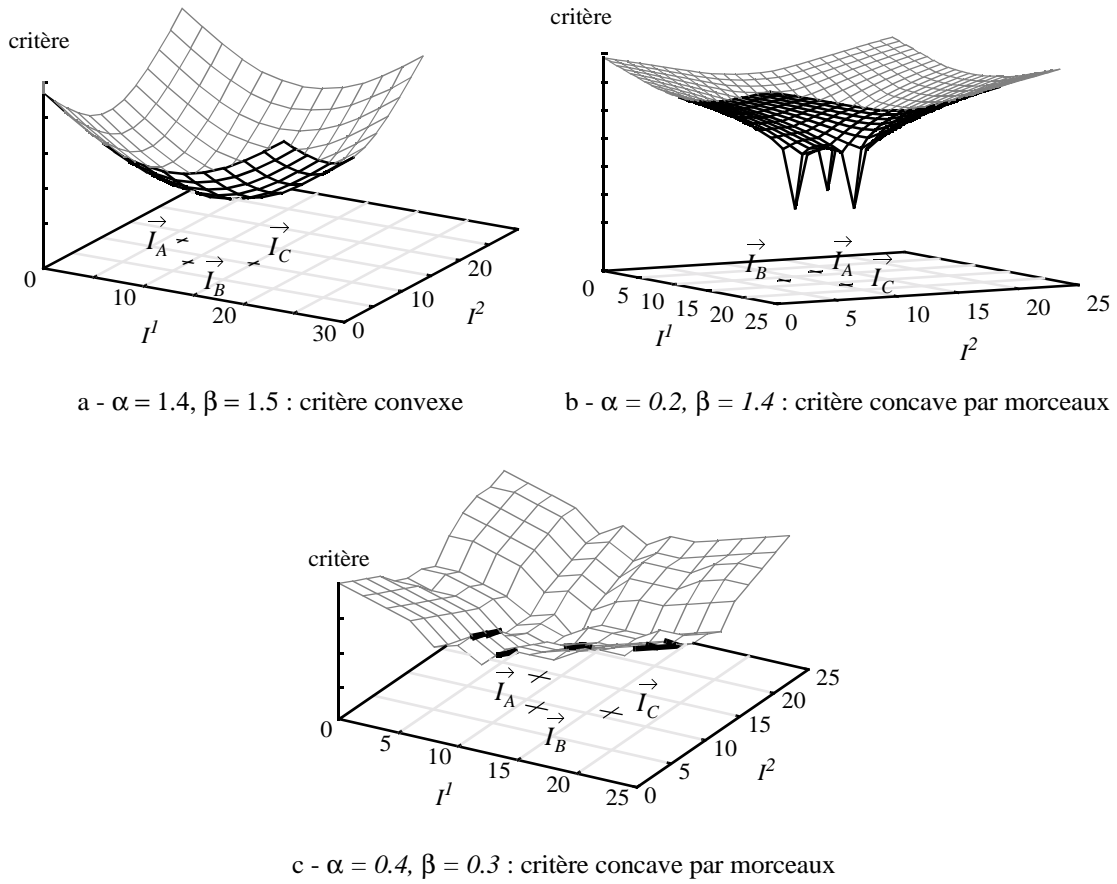


Fig. 22 : Evolution du critère $d_{\alpha\beta}(\vec{I})$ en fonction de α et β

6.3.3. filtre $d_{\alpha\beta}$ à effet de lissage ($\alpha > 1$ et $\beta > 1$)

Lorsque $\alpha > 1$ et $\beta > 1$, la minimisation du critère conduit généralement à un vecteur de sortie différent des vecteurs d'entrée de la fenêtre de filtrage, avec le risque de voir apparaître de "fausses couleurs". Ceci pose également un problème de mise en œuvre algorithmique car la recherche du minimum doit se faire sur un espace relativement vaste. Il existe néanmoins des techniques numériques permettant d'accélérer la convergence vers la solution recherchée.

L'intérêt du filtre est dans son pouvoir de réduction du bruit.

Notons d'abord que le filtre $d_{\alpha\beta}$ est la généralisation de filtres tels que le filtre médian ($\alpha = \beta = 1$), le filtre moyenneur ($\alpha = \beta = 2$) ou le filtre milieu ($\alpha = \beta = \infty$), c'est-à-dire qu'il englobe les filtres optimaux dans le cas de bruit respectivement exponentiel, gaussien et uniforme. On montre également facilement [ALS-94] que dans le cas où $\alpha = \beta$, le filtrage est équivalent à un filtrage marginal, où l'on procède à la minimisation du critère composante par composante.

Pour évaluer les performances du filtre en termes de réduction de bruit, nous avons analysé, à l'aide d'études faites en simulation, l'évolution de la variance de sortie dans différentes conditions. La variance d'une image multi-composante sera définie comme la somme des variances de chaque composante. Voici les principaux résultats obtenus :

- Dans le cas de bruit indépendant, on montre que la solution optimale correspond à $\alpha = \beta$, qui, nous l'avons dit précédemment, correspond à un traitement marginal. Ceci n'a rien de surprenant puisque, le bruit entre composantes étant non corrélé, la meilleure solution consiste naturellement dans un traitement composante par composante.

- On retrouve ensuite quelques résultats attendus. Avec du bruit gaussien (respectivement uniforme), la solution optimale est bien obtenue pour des valeurs de α et β égales à 2 (respectivement égales à ∞), et correspond donc au filtre du maximum de vraisemblance.

- Par contre, dans le cas du bruit exponentiel, la variance minimale est obtenue pour des valeurs de α et β différentes de 1 ($\alpha = \beta = 1.4$). Le médian marginal, solution correspondant à $\alpha = \beta = 1$ et donnée par le critère du maximum de vraisemblance, n'est donc pas le filtre optimal au sens de la variance de sortie. Ce résultat est en fait la conséquence directe du résultat montré par Bolon dans le cas mono-composante [BOL-92].

- Dans le cas de bruit corrélé entre composantes, on observe que la valeur de variance minimale reste pratiquement la même quelque soit la corrélation. Par contre elle est obtenue pour des combinaisons différentes de α et β , avec $\alpha < \beta$. Le tableau ci-dessous (Tab. 2) résume les valeurs optimales de α et β , obtenues pour une taille de filtre égale à 3 et pour différents types du bruit.

Tableau 2 : valeurs optimales de α et β en fonction de la corrélation du bruit.

	corrélation nulle	corrélation moyenne	corrélation forte
bruit exponentiel	$\alpha = 1.4, \beta = 1.4, \text{var} = 0.28$	$\alpha = 1.3, \beta = 1.5, \text{var} = 0.29$	$\alpha = 1.2, \beta = 2.1, \text{var} = 0.29$
bruit gaussien	$\alpha = 2.0, \beta = 2.0, \text{var} = 0.33$	$\alpha = 2.0, \beta = 2.1, \text{var} = 0.33$	$\alpha = 2.0, \beta = 2.6, \text{var} = 0.33$

Ainsi, lorsque le bruit est corrélé, le fait d'avoir α différent de β confère au filtre une nature vectorielle et aboutit à des performances supérieures à celles que donne un traitement marginal.

Pour compléter l'étude des performances de ce filtre, il est intéressant d'étudier l'effet obtenu sur des transitions. On rappelle qu'un des soucis principaux du traicteur d'images est de lisser le bruit le plus efficacement possible tout en préservant au mieux les transitions entre objets de la scène. Nous envisageons une transition idéale en échelon, et nous nous intéressons à l'élargissement de la zone de transition causé par l'application du filtre. Les études menées [ALS-94] montrent que l'élargissement de la zone de transition ne dépend pas du paramètre de filtrage β , mais est uniquement fonction de α , comme le montre la figure 23. Pour des valeurs faibles de α , l'élargissement de la zone de transition est rendu beaucoup moins important qu'avec un moyenneur ($\alpha = \beta = 2$). Un compromis peut donc être obtenu entre une bonne réduction du bruit et une bonne conservation des transitions, ceci pour un bon choix des deux paramètres α et β .

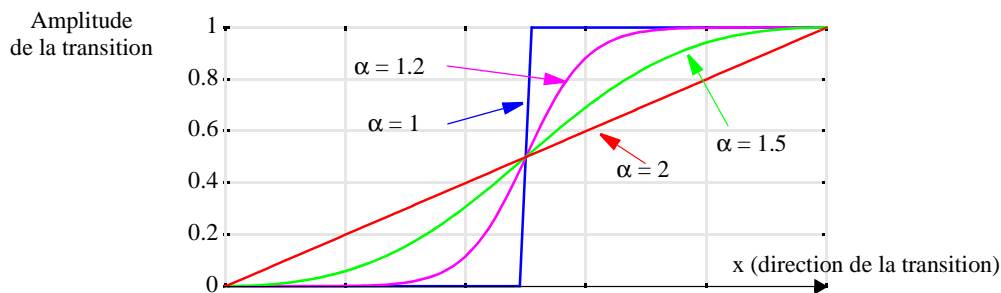


Fig. 23 : Influence du filtre $d_{\alpha\beta}$ sur une transition en échelon

Nous envisageons ci-dessous une application au prétraitement d'images couleur, cas particulier des images multi-composantes. La figure 24 montre le résultat de l'application d'un médian marginal de taille 9 et d'un filtre $d_{\alpha\beta}$ de taille 7 ($\alpha = 1.3$ et $\beta = 1.5$) sur une image obtenue par numérisation d'une carte en zone urbaine (Fig. 24-a). On constate que les routes sont mieux préservées en utilisant le filtre $d_{\alpha\beta}$. Le lissage tout au long de la rivière et des routes (Fig. 24-b) est meilleur que celui obtenu par le médian marginal (Fig. 24-d) avec une taille de filtre supérieure. Pour mettre en évidence ce meilleur comportement du filtre $d_{\alpha\beta}$, les images filtrées ont été segmentées par une même méthode de croissance de régions fondée sur la coopération Teinte-Intensité (présentée au chapitre IV), puis seuillées dans le rouge. Nous remarquons que les routes sont mieux représentées (largeur plus régulière, moins de coupures, moins de bruit) dans l'image 24-c, prétraitée avec le filtre $d_{\alpha\beta}$, que dans l'image 24-e prétraitée avec le médian marginal.

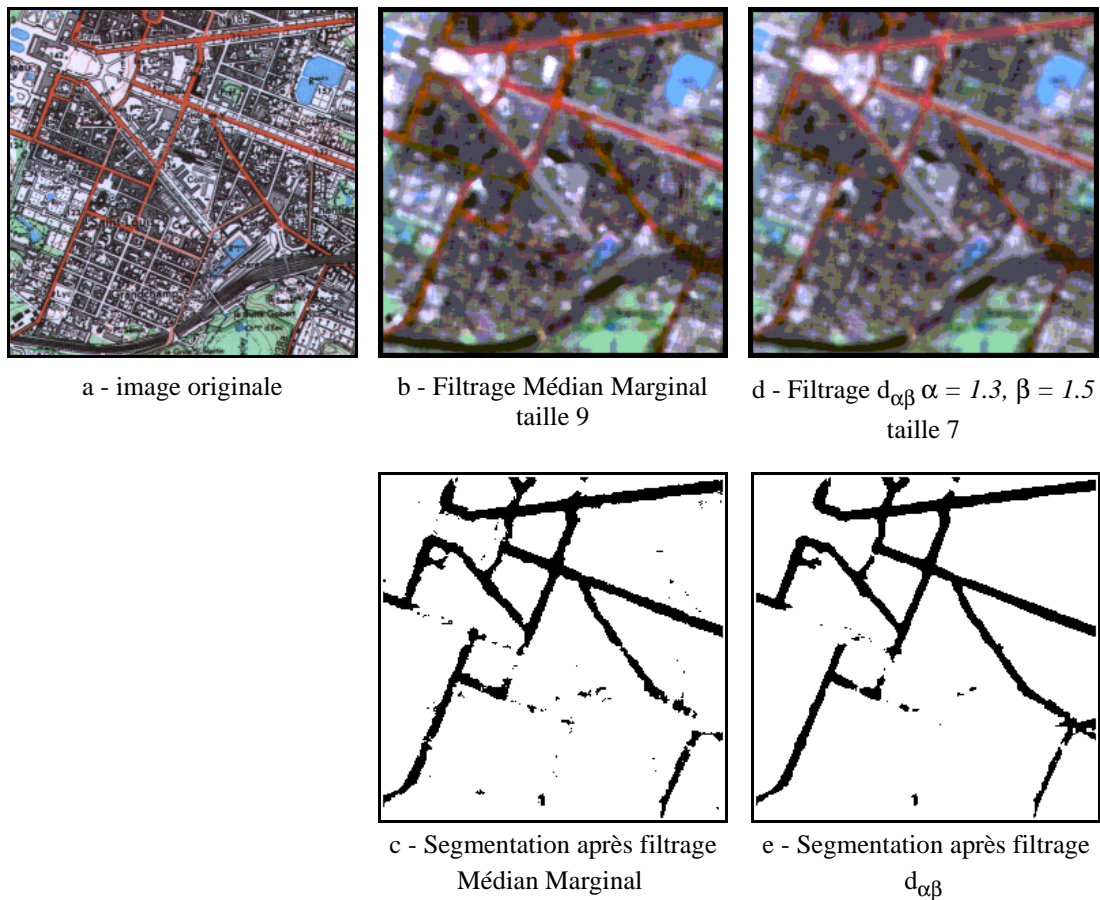


Fig. 24 : .Filtrage de l'image "zone urbaine"

Comme très souvent en traitement d'images, la difficulté réside dans le choix des valeurs de α et β . Outre l'éternel compromis entre volonté de lissage et désir de préserver les transitions, il doit se faire, en théorie, en fonction de la nature et de la corrélation du bruit, informations qui sont en général difficilement accessibles. Deux stratégies sont alors envisageables. On peut chercher à estimer ces informations dans l'image elle-même. Alors, grâce aux études expérimentales préalables liant les valeurs optimales de α et β aux conditions de bruit, le réglage peut être effectué. La deuxième stratégie, plus pragmatique, consiste à procéder au réglage manuel de α et β pour un large échantillon des images du problème envisagé. On espère alors que ce réglage conviendra pour les images suivantes, supposées de même nature. Pour tempérer l'im-

portance de ce choix, il faut noter que les performances du filtre sont en général robustes vis-à-vis de petites erreurs sur le choix de α et β .

6.3.4. *filtre $d_{\alpha\beta}$ à effet de rehaussement ($\alpha < 1$ et $\beta > 1$)*

Le lissage du bruit et la préservation des transitions ne sont pas les seuls objectifs du traiteur d'image. Dans le cas d'image où les transitions entre objets s'étalent sur plusieurs pixels (cela peut provenir d'une défocalisation, d'un bougé ou encore du processus même de formation d'image), on cherche alors à rehausser l'image, c'est-à-dire à réduire la largeur des transitions. Dans le cas où $\alpha < 1$ et $\beta > 1$, le filtre $d_{\alpha\beta}$ présente un comportement de filtre rehausseur. Rappelons que dans ce cas, la sortie du filtre est un des vecteurs d'entrée, ce qui lui donne la structure d'un filtre de rang, et, surtout, assure un temps de calcul de la sortie plus rapide que dans le cas du filtre de lissage ($\alpha > 1$). Le comportement de ce filtre à été également largement étudié dans la thèse de W. Alshatti. Résumons ces propriétés essentielles.

Du point de vue du lissage, les propriétés sont bien sûr moins intéressantes que dans le cas $\alpha > 1$. Néanmoins, on montre que le filtre conserve malgré tout une capacité de lissage du bruit, qui est d'autant plus marquée que α est proche de 1.

L'effet de rehaussement est mesuré sur une transition idéale en rampe mono-dimensionnelle dont la largeur en pixels est notée L . En s'inspirant des travaux de Bolon [BOL-92], nous avons pu montrer qu'il existe une valeur optimale α_0 permettant de rendre la transition nette (transition sur 1 ou 2 pixels). Cette valeur de α_0 ne dépend ni de l'amplitude de la rampe ni de β . Par contre, elle est liée à la taille du filtre et n'existe que pour des transitions plus petites que la taille du filtre. Si l'existence de cette valeur α_0 a pu être prouvée, il est par contre difficile d'en donner une expression analytique.

Les performances en terme de rehaussement sont illustrées dans l'exemple ci-dessous (Fig. 25):

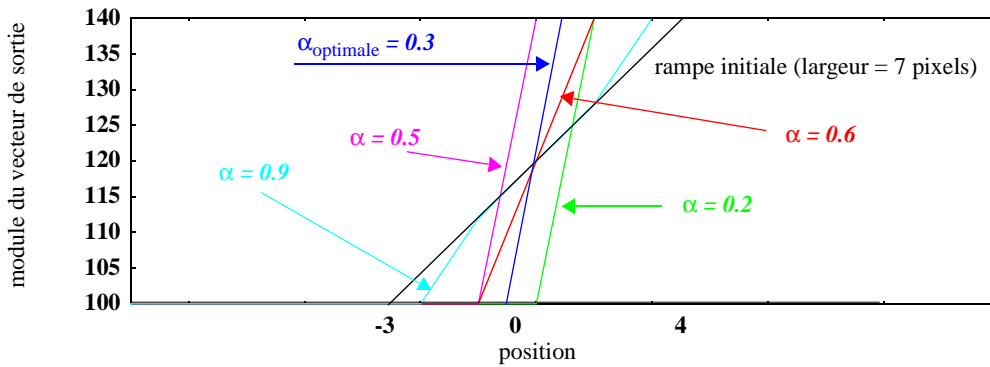


Fig. 25 : Effet de rehaussement du filtre $d_{\alpha\beta}$

On constate que la transition est réduite à une largeur de 1 pixel pour une valeur optimale $\alpha = 0.3$. Baisser la valeur de α en dessous de la valeur optimale a comme conséquence d'augmenter le nombre de pixels remis au niveau bas de la transition, alors qu'augmenter α cause un effet contraire (plus de pixels pour le niveau haut de la transition). Autrement dit, un choix de la valeur α au voisinage de sa valeur optimale entraîne un léger décalage des transitions. L'effet de rehaussement des transitions commence à s'affaiblir en s'approchant de $\alpha = 1$.

Une application sur des images couleur est présentée ci-dessous (Fig. 26) sur l'image "alliage". Le filtre rehausseur $d_{\alpha\beta}$ est comparé au filtre médian vectoriel.

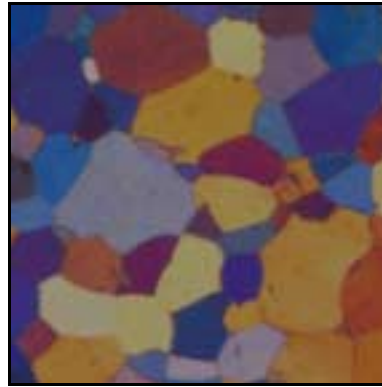
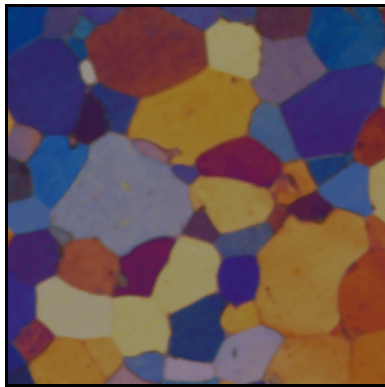
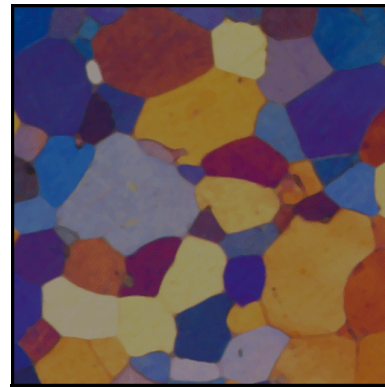


Image d'alliage vu au microscope. (fournie par la société Ugine Savoie)

Image initiale



Filtrage médian vectoriel taille 7



Filtrage $d_{\alpha\beta}$ de taille 7, $\alpha = 0.3 \beta = 1.7$

Fig. 26 : Filtrage $d_{\alpha\beta}$ rehausseur comparé au filtrage médian

L'effet du rehaussement de contraste obtenu en utilisant le filtre $d_{\alpha\beta}$ est bien visible : les transitions entre cellules sont plus nettes et l'homogénéité à l'intérieur de chaque grain a été renforcée. Ce lissage est cependant un peu moins important que celui apporté par le filtre médian vectoriel de même taille.

6.4 Médian vectoriel à fenêtre variable [LAM-00c]

6.4.1. définition

Etant donné une fenêtre de filtrage $W = \{ \vec{I}_j, j = 1, N \}$, le médian vectoriel est défini par :

$$\vec{I}_f = \underset{\vec{I} \in W}{\operatorname{argmin}} \sum_{j=1}^N \|\vec{I} - \vec{I}_j\|_{L1} \quad (\text{Eq. III-30})$$

ce qui revient à sélectionner le vecteur correspondant à la plus petite valeur $h(\vec{I})$ définie par :

$$h(\vec{I}) = \sum_{\vec{I}_j \in W} \|\vec{I} - \vec{I}_j\|_{L1} = \sum_{\vec{I}_j \in W} \sum_{m=1}^M |I_i^m - I_j^m| \quad (\text{Eq. III-31})$$

Le principe de base du médian vectoriel à fenêtre variable consiste à ne plus calculer cette distance par rapport aux pixels de la fenêtre de filtrage, mais par rapport aux pixels inclus dans une fenêtre de même taille que la fenêtre de filtrage, mais centrée successivement sur chaque pixel de la fenêtre de filtrage. On obtient alors, pour chaque vecteur \vec{I}_i de la fenêtre de filtrage l'expression suivante de la distance $h(\vec{I}_i)$:

$$h(\vec{I}_i) = \sum_{\vec{I}_j \in W_i} \|\vec{I}_i - \vec{I}_j\|_{L_1} = \sum_{\vec{I}_j \in W_i} \sum_{m=1}^M |I_i^m - I_j^m| \quad (Eq. III-32)$$

La différence par rapport à l'équation III-31 porte donc uniquement sur la fenêtre sur laquelle sont calculées les différentes distances.

Ce mécanisme est illustré dans le cas d'un filtre de taille 3x3 sur la figure suivante, où l'on donne, pour les pixels 1 et 9, les fenêtres sur lesquelles se font les calculs des distances :

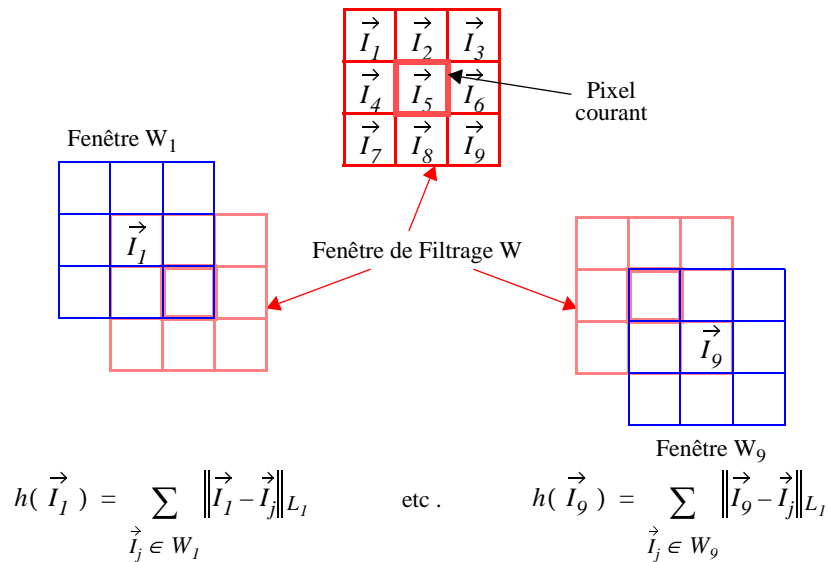


Fig. 27 : médian vectoriel à fenêtre variable : mécanisme de sélection des fenêtres

Ce filtre présente deux effets intéressants. D'une part, il a une action de rehaussement sur des transitions, douces, agissant en cela comme le filtre $d_{\alpha\beta}$ lorsque $\alpha < 1$. D'autre part, il a la capacité de recaler spatialement des composantes présentant un décalage plus petit que la taille du masque. Enfin, en complément à ces 2 effets, on retrouve une action de lissage inhérente aux filtres de type médian.

6.4.2. Effet de rehaussement

La figure 28 présente l'effet de rehaussement sur une transition en rampe dans le cas d'un signal mono-

dimensionnel à 3 composantes.



Fig. 28 : Effet de rehaussement du filtre médian vectoriel à fenêtre variable (taille 5)

L'effet de rehaussement permet de rendre nettes des transitions floues à condition que la taille du filtre soit plus grande que la largeur de la transition. Cet effet est également illustré sur une zone de l'image "Grains" (Fig. 29). Le résultat obtenu est comparé avec ceux du médian vectoriel standard et du Laplacien marginal.

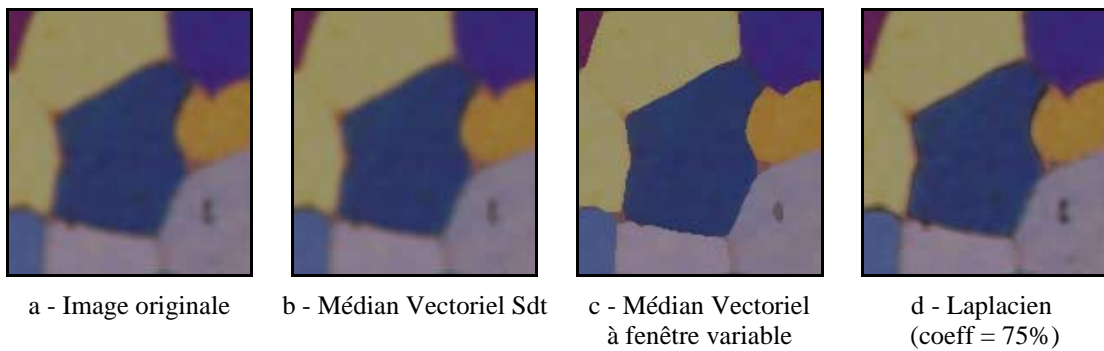
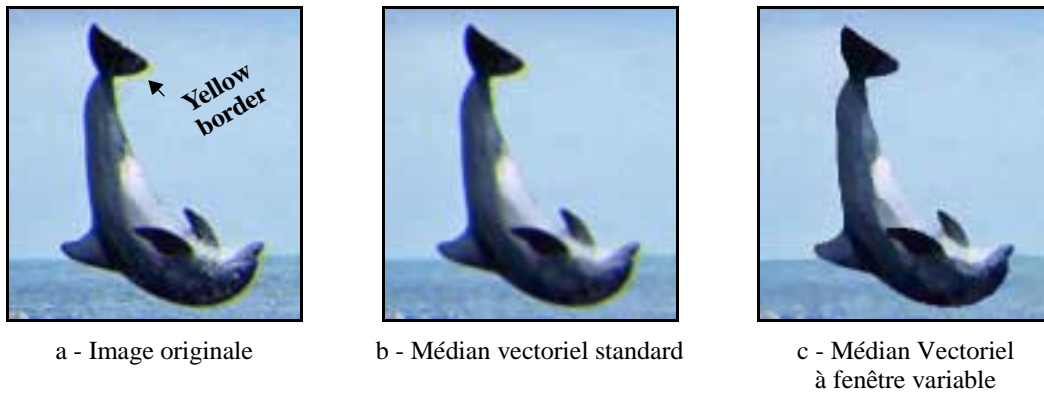


Fig. 29 : Mise en évidence de l'effet de rehaussement sur l'image "Grains" (taille 5x5)

On constate que le filtre proposé apporte un effet de rehaussement plus marqué que celui du Laplacien, et un lissage aussi efficace que celui produit par le médian vectoriel standard.

6.4.3. Effet de recalage

L'effet de recalage est également présenté sur une transition en rampe sur un signal mono-dimensionnel



à 3 composantes (Fig. 30) en comparant avec le résultat fourni par le médian vectoriel standard.

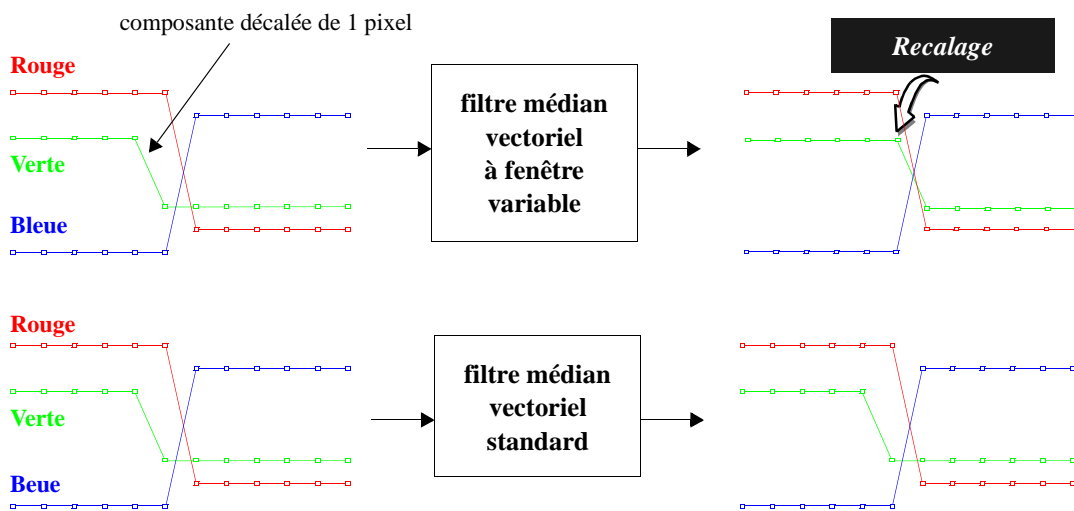


Fig. 30 : Effet de recalage du filtre médian vectoriel à fenêtre variable (taille 5)

Le filtre à fenêtre variable décale la transition de la composante verte pour la remettre en phase avec les deux autres composantes, alors que le filtre médian vectoriel standard laisse les transitions inchangées. Bien sûr, l'effet de recalage dépend de la taille du filtre. Ici, le recalage apparaît pour des filtres de taille supérieure ou égale à 5. On peut observer cet effet sur une image réelle (Fig. 31) où la composante bleue a été artificiellement décalée de 3 pixels. L'application du filtre à fenêtre variable (taille 5x5) permet de faire disparaître la bordure jaune introduite par le décalage.

Fig. 31 : Mise en évidence de l'effet de recalage sur une image réelle

6.4.4. Réduction de bruit

Aux effets de rehaussement et de recalage s'ajoute un effet de réduction de bruit. Cet effet a été mesuré à travers la réduction de variance apportée à une image synthétique homogène à 3 composantes perturbée par un bruit de nature exponentielle, spatialement blanc et à composantes décorréelées. Les résultats obtenus

sont présentés dans le tableau 3, avec une taille de filtre de 5x5.

Tableau 3 : étude du pouvoir de lissage du bruit

	Entrée	Médian vectoriel standard	Médian vectoriel à fenêtre variable	Laplacien
Variance par composante	28.2	9.3	10.0	59.2

On constate que le pouvoir de lissage du filtre médian vectoriel à fenêtre variable est sensiblement identique à celui du médian vectoriel standard réputé très performant pour le bruit à distribution exponentielle. Ceci est dû à la variabilité de la fenêtre qui propage l'action spatiale du filtre. Ainsi, avec une fenêtre de filtrage de taille 3x3, le filtre agit en fait sur une zone de taille 5x5 (voir Fig. 27). Avec le Laplacien, on retrouve classiquement un effet d'amplification du bruit.

6.4.5. Distorsion des petites structures

Cependant, l'utilisation d'une fenêtre variable et l'extension spatiale qu'elle provoque ont pour effet de détruire les petites structures. La figure 32 présente quelques illustrations de ce phénomène, en comparant toujours au filtre médian vectoriel standard et au Laplacien.

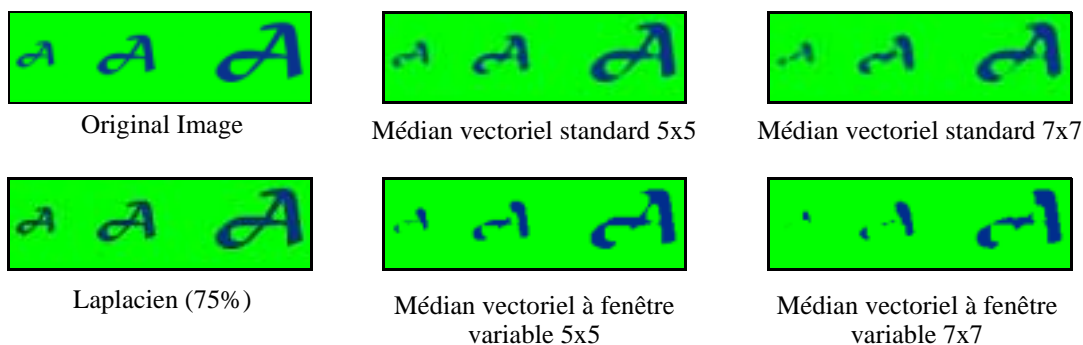


Fig. 32 : Distorsion provoquée par le filtre médian vectoriel à fenêtre variable

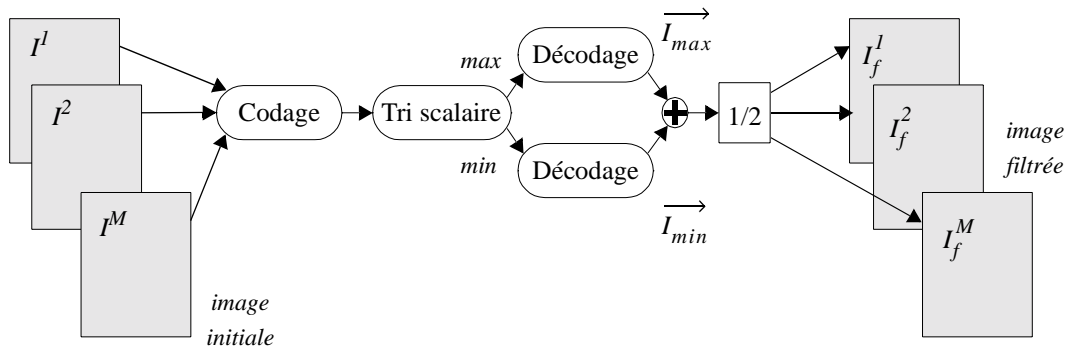
On constate effectivement que le filtre proposé a un effet plus destructeur sur les petites structures que le filtre médian vectoriel standard. C'est la contrepartie de l'extension spatiale de l'action du filtre. Bien sûr, le Laplacien ne déforme ni ne détruit les petites structures.

En conclusion, le filtre médian vectoriel à fenêtre variable possède des propriétés intéressantes qui ouvrent des perspectives sur l'utilisation de fenêtre spécifique, différente de la fenêtre de filtrage, pour calculer la distance cumulée servant au tri des vecteurs. De plus, on peut espérer un gain de performance en appliquant ce principe à d'autres distances que celle utilisée (la distance L1), en particulier la distance $d_{\alpha\beta}$ qui permettrait un meilleur lissage.

6.5 Filtrage par entrelacement de bits

6.5.1. Principe

Dans les approches évoquées ci-dessus ainsi que dans celles que l'on trouve généralement dans la littérature, les relations d'ordre utilisées, fondées sur la mesure d'une distance cumulée, sont des relations de pré-ordre. Même si de nombreux filtres performants ont été ainsi définis, cette situation limite les extensions



vectoriels des filtres d'ordre. En particulier, il n'est pas envisageable de définir un filtre milieu à partir du tri par distance cumulée (voir § 6.2 et Fig. 20). Pour se retrouver dans une situation similaire au cas scalaire, et permettre une extension plus générale des filtres d'ordre scalaire, il faut utiliser une relation d'ordre total. Ceci peut être obtenu avec l'entrelacement de bits (§ 4.2.4).

L'entrelacement de bits code chaque vecteur par un scalaire et permet alors la définition aisée d'un ordre total dans l'espace multi-composante. Pour effectuer l'extension vectorielle des filtres d'ordre scalaires, on peut alors garder la structure des filtres scalaires. Il suffit juste d'adapter les algorithmes au nouveau format des données ($M \times p$ bits si les images ont M composantes, chacune codée sur p bits). Le schéma de filtrage est alors le suivant (Fig. 33) :

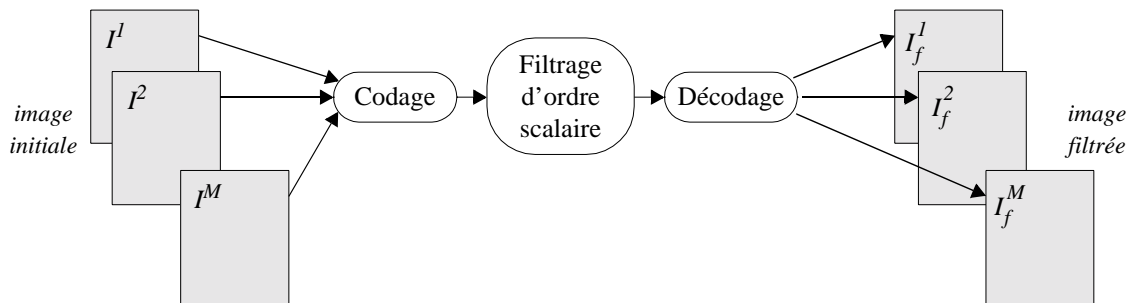


Fig. 33 : Synopsis du filtrage d'ordre par entrelacement de bits

C'est ce principe que nous avons appliqué dans la thèse de J. Chanussot [CHA-98b], où nous avons envisagé l'extension et l'étude des propriétés d'un certain nombre de filtres. Parmi ces extensions, on peut citer le médian entrelacé, le filtre d_α entrelacé (qui peut être vu comme une extension du filtre $d_{\alpha\beta}$), ou encore le filtre milieu.

Notons que dans ce dernier cas, la structure du filtre doit être modifiée. En effet, on réalise alors une combinaison linéaire des statistiques d'ordre (ici le min et le max). Pour qu'elle garde un sens, cette combinaison linéaire doit être effectuée sur les vecteurs triés et non sur leurs représentations entrelacées. On obtient alors la structure du milieu vectoriel "entrelacé" donnée en Fig. 34. Cette structure devra d'ailleurs être utilisée pour tout L-filtre (filtre moyenneur tronqué, ...).

Fig. 34 : Synopsis du Filtre milieu "entrelacé"

6.5.2. Applications

Nous donnons ci-dessous quelques exemples des filtres ainsi obtenus, dans le cas du filtrage d'images

couleur (Fig. 35, Fig. 36, Fig. 37):

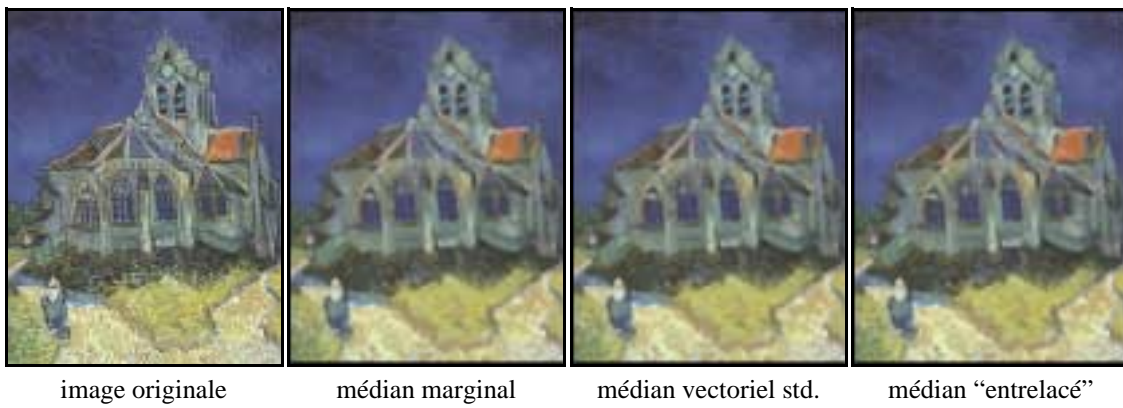


Fig. 35 : Filtrage médian d'une image couleur

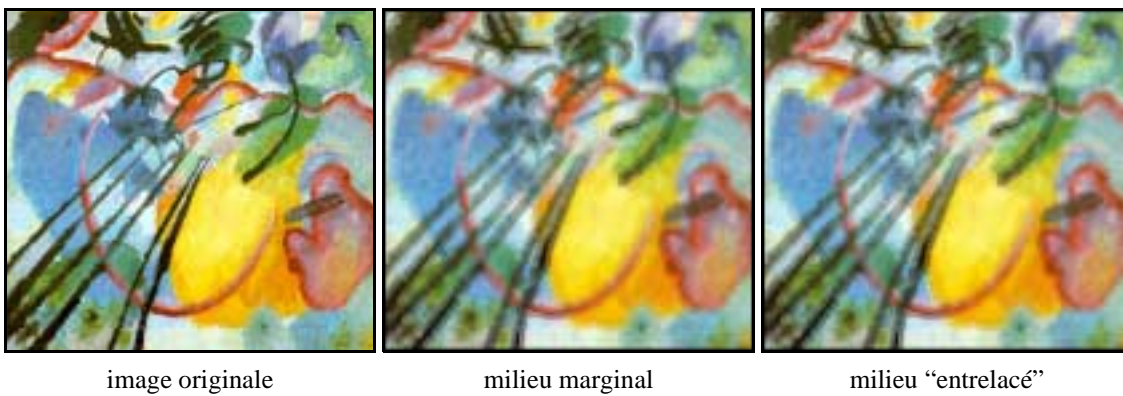


Fig. 36 : Filtrage milieu d'une image couleur



image originale



filtre vectoriel $d_{\alpha\beta}$ (taille 7, $\alpha = 0.3$, $\beta = 1$)



filtre d_α «entrelacé» (taille 7, $\alpha = 0.3$)

Fig. 37 : Filtre de rang d'une image couleur

A travers ces quelques exemples, on constate “visuellement” que les performances des approches vectorielles, marginales ou entrelacées sont comparables. Plus précisément, en termes de réduction de bruit, nous avons montré [CHA-98b] que les filtres “entrelacés” sont un peu moins performants que les filtres marginaux ou vectoriels.

Ces mesures ont été effectuées sur des images synthétiques stationnaires homogènes à trois composantes perturbées par des bruits vectoriels de différente nature. Le tableau 4 présente des résultats obtenus dans le cas d’un bruit à distribution exponentielle, pour différentes valeurs de corrélation inter-composante du bruit. La mesure du pouvoir de lissage est faite à travers la rapport signal à bruit défini par :

$$RSB = 10 \cdot \log \left[\frac{\sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y \left(\sum_{j=1}^M [I^m(x,y)]^2 \right)}{\sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y \left(\sum_{j=1}^M [I^m(x,y) - I_f^m(x,y)]^2 \right)} \right] \quad (Eq. III-33)$$

Tableau 4 : Filtrage médian vectoriel : évaluation du pouvoir de lissage

	Image bruitée	Médian marginal	Milieu vectoriel standard	Médian vectoriel "entrelacé"
RSB (dB) - $\rho = 1$	9.8	19.7	19.7	19.7
RSB (dB) - $\rho = 0.5$	9.8	19.7	17.5	14.0
RSB (dB) - $\rho = 0$	9.8	19.7	17.0	12.1

On observe que les performances des approches vectorielles sont toujours inférieures ou égales à celles du filtre marginal : en effet, la contrainte de choisir le vecteur de sortie parmi les vecteurs initiaux de la fenêtre de filtrage ne peut que contribuer à diminuer les performances statistiques. Plus la corrélation inter-composante décroît, plus les performances des approches vectorielles diminuent. On note cependant que les performances du filtre médian "entrelacé" chutent plus rapidement que celles du médian vectoriel standard. Pour relativiser l'importance de ce mauvais comportement des "filtres vectoriels entrelacés", il faut remarquer que, dans la pratique, les images naturelles présentent souvent une corrélation inter-composante non négligeable.

Ce moindre pouvoir de lissage des "filtres vectoriels entrelacés" est inévitable car il provient de la distorsion topologique induite par l'utilisation d'un ordre total pour trier des vecteurs. La figure 38 présente un cas bidimensionnel concret : la médiane des 5 points repérés par des «o» diffère selon l'approche choisie (Médian vectoriel standard ou entrelacement). Alors que le Médian vectoriel standard garantit de rester proche du cœur du nuage de points, l'approche par entrelacement peut sélectionner un point plus atypique.

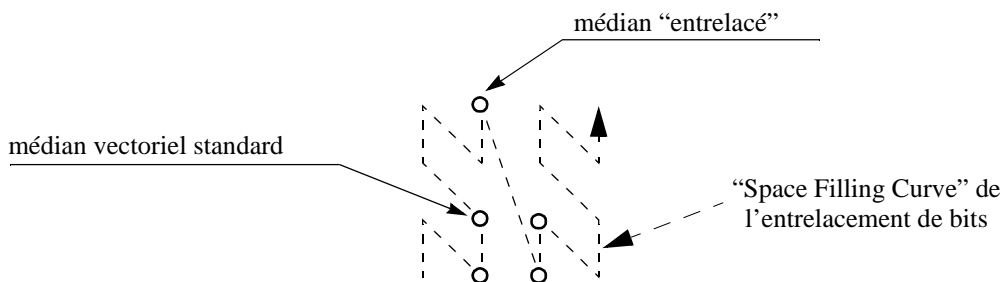


Fig. 38 : Différences médian vectoriel standard / médian "entrelacé"

Par contre, les filtres "entrelacés" sont structurellement moins complexes que les autres filtres vectoriels et n'introduisent pas les fausses couleurs inhérentes à l'approche marginale.

Les filtres d'ordre vectoriels envisagés, à l'exception du filtre milieu vectoriel "entrelacé", reposent essentiellement sur la détermination du vecteur le plus proche des autres vecteurs de la fenêtre de filtrage. Mais l'ordre vectoriel permet également de définir un plus petit et un plus grand vecteur qui permettent alors d'envisager des opérateurs morphologiques vectoriels, comme nous allons le voir dans le paragraphe suivant.

7. MORPHOLOGIE MATHÉMATIQUE VECTORIELLE

7.1 Préambule

La morphologie mathématique, fondée sur la notion de forme, est une approche essentielle pour le traitement non linéaire des images et leur analyse [MAT-75][SER-82][SER-88][DOU-93][HEI-94]. Initialement dédiée à l'étude des images binaires, le cadre théorique de cette théorie a ensuite été étendu à n'importe quel ensemble muni d'une structure de treillis complet [SER-88][RON-90] dont nous rappelons la définition ci-dessous :

Définition : un ensemble T possède une structure de **treillis complet** lorsque :

- T est muni d'une relation d'ordre (partiel ou total),
- toute famille, finie ou non, d'éléments de T possède une borne inférieure (plus grand des minorants, noté «*inf*» pour *infimum*), et une borne supérieure (plus petit des majorants, noté «*sup*» pour *supremum*).

La plupart des opérateurs morphologiques classiquement utilisés reposent sur les deux opérateurs morphologiques de base que sont la **dilatation** (δ) et l'**érosion** (ε) définis par :

$$\delta_B(I)(s) = I \ominus B(x) = \sup_{s' \in B} \{ I(s - s') \}$$

$$\varepsilon_B(I)(s) = I \ominus B(x) = \inf_{s' \in B} \{ I(s - s') \}$$

où I , s et B désignent respectivement une image, un pixel de cette image et un élément structurant.

A travers ces définitions de base, on constate que la notion d'ordre et, plus particulièrement, les notions d'*inf* et de *sup* sont des notions primordiales.

7.2 Morphologie mathématique vectorielle : état de l'art

Dans la littérature, on ne trouve que peu de travaux dédiés aux opérateurs morphologiques sur des images multi-composantes. L'approche la plus immédiate est bien sûr l'approche marginale, qui inévitablement sera susceptible de créer de fausses couleurs, phénomène déjà évoqué dans le § 2 de ce chapitre. Goutsias [GOU-95] présente une revue théorique très complète des approches vectorielles envisageables. La morphologie matricielle [WIL-92] est une approche originale qui repose sur un formalisme matriciel : une image à M composantes est alors vue comme une matrice A de dimension (a, b) comptant $a*b=M$ termes, (disposés en ligne, colonne ou autre), représentation qui s'apparente à la représentation multi-scalaire. Le découplage des traitements dans les deux espaces (espace géométrique et espace des composantes) permet d'éviter la nécessité d'un ordre vectoriel. Les treillis canoniques (qui sont équivalents à l'approche marginale pour les opérateurs basés sur le *sup* et l'*inf*) [SER-93][COM-92][COM-98a] et leur généralisation, les treillis conditionnels [SER-93] sont une autre manière d'envisager la morphologie vectorielle. Néanmoins, ils reposent sur des relations d'ordre partiel, ce qui présente quelques contraintes, en particulier la génération de fausses couleurs. Jones [JON-96], Talbot [TAL-98] et Chanussot [CHA-98a][CHA-98b] sont unanimes pour préconiser l'utilisation d'une relation d'ordre total. Une solution allant dans ce sens a été proposée par Ortiz [ORT-00]: le principe, appliqué dans le cas d'images couleur, consiste à utiliser l'ordre lexicographique dans une base Teinte-Luminance-Saturation, avec les contraintes de dissymétrie imposées par un tel ordre.

Une autre stratégie consiste à s'affranchir partiellement du cadre théorique strict. Ainsi, en utilisant des relations qui ne vérifient plus la condition d'antisymétrie (relations de pré-ordre), on peut néanmoins cons-

truire des filtres morphologiques multi-composantes, qualifiés de «presque morphologiques» par Vertan [VER-96a]. En adoptant cette stratégie, différentes solutions ont été envisagées. On peut par exemple ne traiter qu'une seule composante de l'image [PEI-91], ou bien trier les vecteurs selon leur norme euclidienne [COM-98a] ou généralisée [VER-96a]. On peut également utiliser le tri réduit présenté précédemment (§ 4.2.6) comme cela est proposé dans [COM-98a] et [COM-98b], mais à condition de prendre comme référence l'origine de l'espace. Ces stratégies ont le mérite de ne pas introduire de «fausses couleurs», mais par contre peuvent poser quelques problèmes du fait de la non-unicité de la définition de l'*inf* et du *sup*.

L'utilisation du tri fondée sur une distance cumulée avec comme référence le vecteur moyen ou le vecteur médian n'est par contre pas envisageable. En effet, il se pose alors le problème de la signification attachée à la notion d'*infimum* et du *supremum*. L'*infimum*, au sens d'un tel ordre, n'est pas un extrême, mais plutôt le vecteur «le plus typique». Il peut d'ailleurs coïncider avec le médian défini au § 6.2. En revanche, le *supremum* correspond bien à un extrême. C'est le vecteur globalement le plus éloigné de l'ensemble des autres vecteurs. Mais cette définition ne présente aucune stabilité, comme cela est illustré sur la figure 39, dans le cas d'un espace limité aux deux composantes : deux configurations très proches aboutissent à des définitions très différentes du *supremum*.

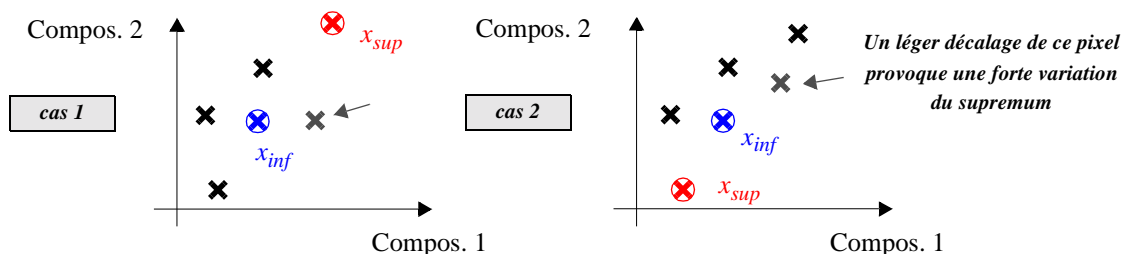


Fig. 39 : Sensibilité de la définition du *supremum* dans le cas de l'utilisation d'une distance cumulée.

Les opérateurs fondés sur des dilations (utilisation du *supremum*) donneront alors de très mauvais résultats [LAM-00a].

Par contre, les solutions fondées sur l'utilisation du tri réduit (§ 4.2.6) proposées dans [COM-98a] et [COM-98b] donnent des résultats satisfaisants bien que la relation d'ordre utilisée soit une relation de pré-ordre. Il faut noter cependant que, pour obtenir de bons résultats, le vecteur de référence utilisé par le tri réduit doit être situé en dehors du «nuage» de points correspondant aux données à traiter. On peut, par exemple, utiliser l'origine de l'espace des composantes. En effet, le plus petit et le plus grand vecteur correspondent alors respectivement au vecteur le plus proche et le plus éloigné de cet origine, et reflètent correctement les notions d'*inf* et de *sup* (voir Fig. 40).

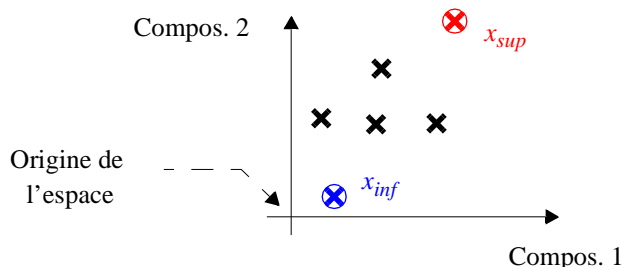


Fig. 40 : Définition de l'*infimum* et du *supremum* dans le cas de l'utilisation d'un tri réduit.

Dans ce contexte, l'ordre obtenu par entrelacement de bits apparaît comme une solution tout à fait intéressante pour bâtir des opérateurs morphologiques multi-composantes. Une approche similaire a été proposée par Regazzoni [STR-99] en utilisant un ordre fondé sur la définition d'une Space Filling Curve (§ 5.2.3).

7.3 Entrelacement de bits et morphologie vectorielle

Les opérateurs morphologiques vectoriels de base (érosion, dilatation, ouverture, fermeture) se définissent tout naturellement en utilisant le schéma classique (codage + opérateur morphologique scalaire sur les vecteurs codés + décodage) déjà utilisé en filtrage (Fig. 33) [CHA-97a]. Avec cette approche, il ne peut y avoir introduction de nouveaux vecteurs (fausses couleurs), et l'*infimum* et la *supremum* gardent bien le sens de valeurs extrêmes opposées. Les figures ci-dessous (Fig. 42, Fig. 43 et Fig. 44) montrent les résultats obtenus dans le cas d'images couleurs. Pour permettre des comparaisons, nous présentons également quelques résultats fournis par d'autres approches.

L'image test utilisée (Fig. 42-a) est une image couleur de taille 284*374 (*Le cri* - huile, tempera et pastel sur carton de Edvard Munch - 1893 - National Gallery, Oslo).

L'érosion, la dilatation, l'ouverture et la fermeture de l'image originale obtenues de manière marginale avec un élément structurant plan carré de taille 7 sont respectivement présentées dans les figures 42-b,c,d,e. Les résultats obtenus correspondent bien aux effets connus de ces opérateurs: érosion = assombrissement général de l'image, dilatation = éclaircissement, ouverture = suppression des détails clairs, fermeture = suppression des détails sombres. Cependant, on peut remarquer l'apparition de fausses couleurs, défaut intrinsèque à l'approche marginale. Ainsi sur le zoom de l'image -d- (ouverture marginale), on note l'apparition d'une zone verte qui était absente de l'image originale (cf. le zoom de l'image -a- correspondant au carré blanc). L'utilisation de l'approche marginale dans une base de type Teinte-Luminance-Saturation a tendance à accentuer le phénomène d'apparition de fausses couleurs (Fig. 41-f,g). Pour préserver les couleurs, la solution consiste alors à ne traiter que la Luminance, laissant la Teinte et la Saturation inchangées. Dans ces conditions, aucun décalage de couleur n'apparaît (Fig. 41-h,i), mais l'effet de filtrage est moins efficace puisqu'une seule composante est traitée.

Les mêmes opérations, mais obtenues par "entrelacement" dans la base RVB, sont présentées en figures 42-a,b,c,d, en utilisant le même élément structurant plan carré de taille 7. On retrouve une impression visuelle générale similaire à celle obtenue avec l'approche marginale et l'effet du filtrage est à peu près semblable au traitement marginal. Par contre, on peut noter qu'il n'y a plus de fausses couleurs (cf zoom de l'image -c-).

Les figures 43-a,b présentent les résultats obtenus avec l'approche "distance cumulée". Dès que l'opérateur nécessite l'utilisation du *supremum*, les résultats sont catastrophiques. Par contre, l'utilisation du tri réduit, avec l'origine de l'espace RVB comme vecteur de référence, donne des résultats proches de ceux obtenus avec l'entrelacement de bits (figures 43-c,d). Néanmoins, on peut constater que dans certaines configurations, la non unicité de la définition du *sup* et de l'*inf*, inhérente au tri réduit, peut provoquer des défauts de filtrage sur les frontières des régions [LAM-00a]. Dans [LAM-00a], il est également montré que l'approche proposée par Regazzoni [STR-99], utilisant une Space Filling Curve approximant la distance euclidienne, est proche de la méthode utilisant le tri réduit.



Fig. 41 : Filtrage morphologique par approche marginale (taille 7x7)

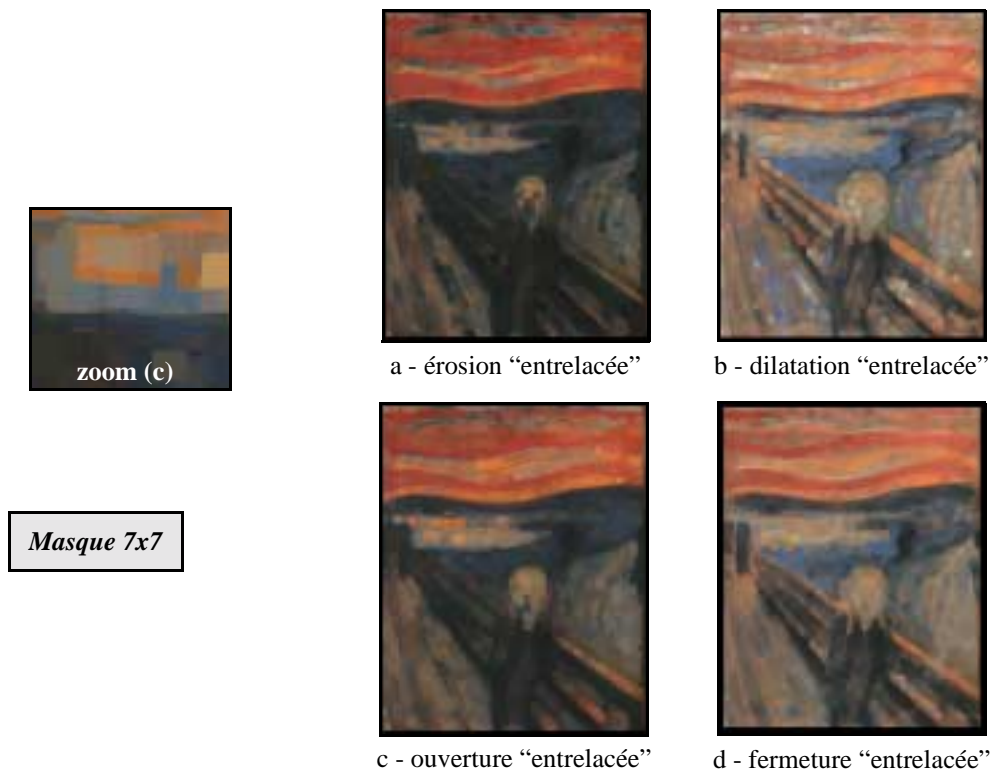


Fig. 42 : Filtrage morphologique "entrelacé" (taille 7x7)

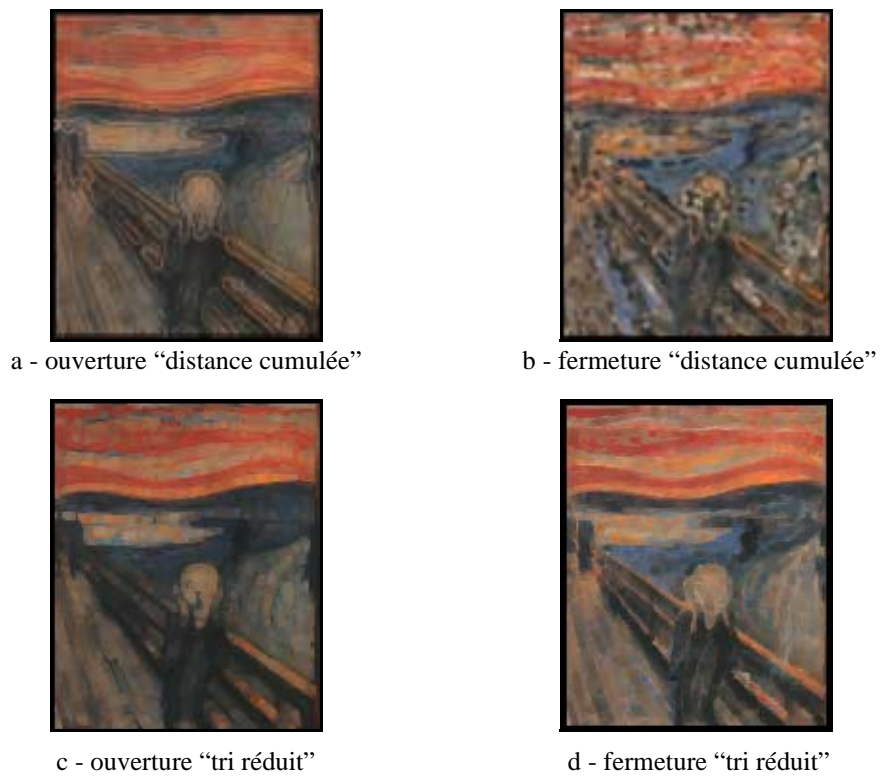


Fig. 43 : Morphologie vectorielle: opérateurs de base (taille 7x7)

A partir du moment où les opérateurs de base sont correctement définis, on peut envisager des utilisations plus complexes. La figure 44 présente une autre application. Sur une image couleur originale, (-a- *Nature morte avec mandoline* - huile sur toile de Paul Gauguin - 1885 - Musée d'Orsay, Paris - taille 300*370) nous avons appliqué un filtre alterné séquentiel (FAS) par reconstruction "entrelacé" en réalisant une succession de fermetures et d'ouvertures avec des éléments structurants plans carrés de taille 3 à 11.

$$I_{filtrée} = h^{-1}(\bar{\gamma}_{11} \circ \dots \circ \bar{\phi}_5 \circ \bar{\gamma}_3 \circ \bar{\phi}_3 (h(I_{originale})))$$

ou h représente l'opération de codage des vecteurs couleur sous forme scalaire.



-a- image originale



-b- image filtrée

Fig. 44 : Filtre alterné séquentiel couleur "entrelacé"

On observe une bonne simplification de l'image (propriété des filtres alternés séquentiels : l'application alternée d'ouvertures et de fermetures avec des éléments structurants de taille croissante permet de simplifier progressivement l'image en supprimant des détails de taille de plus en plus importante), avec une bonne préservation des contours (la reconstruction produit un filtre connexe : les contours sont soit supprimés, soit conservés exactement) et sans apparition de nouvelles couleurs (l'ordre utilisé est total).

8. Conclusion

Même s'il emprunte beaucoup de ses principes au filtrage monochrome, le filtrage des images multi-composantes est un domaine qui présente souvent ses propres spécificités, liées à la prise en compte globale et simultanée des différentes composantes. Nous avons vu que ceci était particulièrement vrai pour les filtres fondés sur l'ordre. L'élaboration de ces filtres passe par la définition d'un ordre vectoriel. Si une relation de pré-ordre suffit souvent pour les filtres ayant comme objectif la réduction du bruit, la morphologie mathématique vectorielle requiert généralement une relation d'ordre total.

Le débat qui anime les traiteurs d'images multi-composantes se situe essentiellement au niveau du choix entre traitement marginal et traitement vectoriel. Les analyses faites sur les méthodes présentées ont généralement montré une supériorité des approches vectorielles. Néanmoins, le pouvoir de lissage est souvent plus important avec un traitement marginal. Les solutions se trouvent probablement dans l'utilisation de techniques hybrides sachant commuter entre les stratégies marginales et vectorielles afin de tirer le meilleur parti de chaque approche.

Enfin, on constate que la plupart des méthodes de filtrage sont appliquées dans l'espace initial des données. La possibilité de transposition dans un autre espace est peu utilisée, même dans le domaine de la couleur où les espaces du type Teinte-Luminance-Saturation proposent une présentation des données plus proches de la perception humaine. La raison de ce choix est, à notre sens, double. D'abord, le filtrage a pour objectif l'élimination du bruit, tout en préservant l'information utile : tout changement d'espace s'accompagne souvent de légères distorsions et le traitement dans l'espace initial permet de rester le plus proche possible des données. Ensuite, le choix d'un espace spécifique suppose, plus ou moins explicitement, une mise en forme de l'information avec un objectif précis. Cette façon de procéder sera plutôt utilisée pour des étapes de segmentation ou d'analyse où le but du traitement est en partie lié au contenu sémantique de l'image. Nous aurons l'occasion de revenir sur ce point dans le chapitre suivant.

Les développements futurs concernant le filtrage des images multi-composantes peuvent être envisagés à trois niveaux :

- D'abord, en prolongeant les développements utilisant le principe de l'entrelacement de bits. Un certain nombre de méthodes scalaires, par exemple les approches par équation aux dérivées partielles, peuvent, par ce mécanisme, être transposées aux images multi-composantes.

- Ensuite, en cherchant à améliorer les stratégies proposées. L'introduction de l'adaptativité, l'utilisation conjointe de plusieurs techniques de filtrage permettraient certainement un gain de performances et d'efficacité.

- Enfin, de plus en plus fréquemment, les images multi-composantes présentent un grand nombre de composantes. En particulier dans le domaine spectral, les images sont maintenant *super-spectrales* (quelques dizaines de composantes) et même *hyper-spectrales* (plusieurs centaines de composantes). Les techniques de filtrage proposées ne sont pas toutes directement extensibles à de telles situations. Il serait intéressant d'étudier la nécessité et la manière de filtrer ces images.

Chap. IV : SEGMENTATION

1. PREAMBULE

1.1 Généralités

L'objectif de la segmentation est de partitionner l'image en entités définissant les objets constituant la scène. C'est une étape fondamentale qui conditionne bien souvent le bon déroulement des étapes ultérieures. Ainsi, les étapes d'analyse et de prise de décision qui suivent la segmentation seront d'autant plus simples et performantes que la partition fournie par la segmentation sera représentative des objets recherchés. En codage et compression, la segmentation peut également jouer un rôle fondamental : les techniques de compression envisagées dans le format MPEG7 reposent sur une segmentation des images en objets.

Du fait de la grande variété qui existe à la fois dans la nature des images et dans les objectifs des traitements, on trouve une multitude de méthodes de segmentation mono-composante. On peut cependant distinguer deux approches principales:

- l'approche frontière : il s'agit de définir des lignes d'une épaisseur de un pixel, correspondant aux contours des objets recherchés. Le résultat, du type tout ou rien (ligne ou absence de ligne), est souvent présenté sous la forme d'une image binaire.

- l'approche région : on cherche à construire des ensembles de pixels connexes, homogènes au sens d'un certain critère, et supposés correspondre aux objets de la scène. Le résultat peut alors être présenté sous la forme d'une image constituée des labels des régions. On peut également reconstituer une image du même type que l'image de départ, mais composée des régions détectées, chaque région étant caractérisée par des attributs représentatifs (moyenne ou médiane des pixels de la région par exemple).

Dans la mesure où le pourtour d'une région définit un contour et l'intérieur d'un contour fermé définit une région, ces deux approches sont duales. Néanmoins, les techniques mises en œuvre dans chacun des cas étant différentes, cette dualité n'est pas parfaite, et chaque approche aura ses champs d'application privilégiés.

L'aspect multi-composante va nous placer devant un choix similaire à celui rencontré en filtrage: approche marginale ou approche vectorielle. Néanmoins, le contexte n'est plus le même, car le résultat de la segmentation est une image dont la nature sera généralement différente de l'image initiale. On peut d'ailleurs assimiler ce résultat à une image mono-composante : image binaire des contours pour l'approche contour, image des labels pour l'approche région. La distinction entre les approches marginales et vectorielles sera donc moins nette que pour le filtrage. On ne pourra avoir une approche totalement marginale et il faudra nécessairement avoir recours à une étape de fusion pour opérer la réunion des résultats marginaux afin d'obtenir le résultat mono-composante de la segmentation. On pourra cependant distinguer des approches "essentiellement marginales" (Fig. 1), qui repousseront l'étape de fusion en fin de chaîne, et des approches vectorielles (Fig. 2), qui mêleront les différentes composantes en tout début de chaîne.

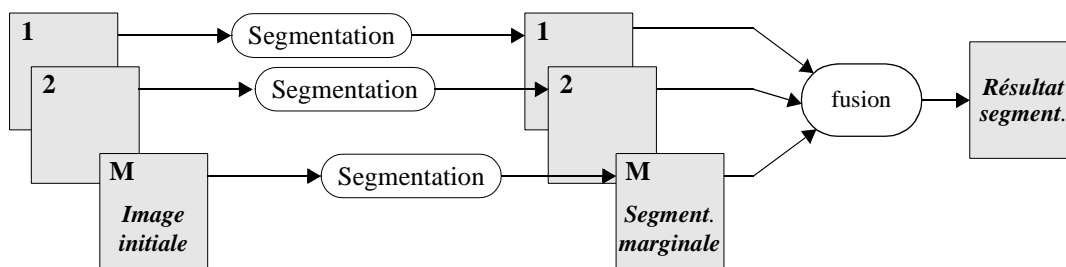


Fig. 1 : Segmentation: approche essentiellement marginale

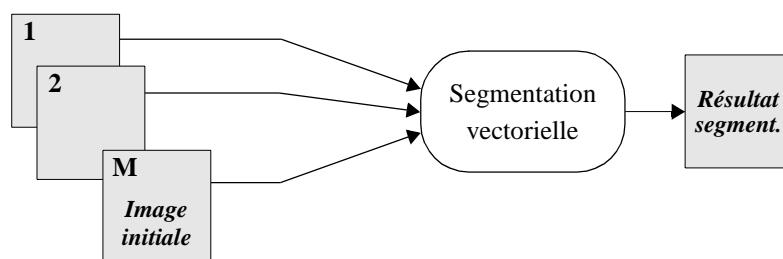


Fig. 2 : Segmentation: approche vectorielle

La segmentation étant souvent l'enchaînement de plusieurs traitements, la fusion entre composantes pourra être introduite en des points intermédiaires de la chaîne de traitements, donnant ainsi naissance à des stratégies mixtes, alternatives aux stratégies marginale et vectorielle présentées ci-dessus.

Enfin, précisons bien que la fusion que nous envisageons se situe au niveau du pixel. Il serait possible

de faire appel à des méthodes de plus haut niveau effectuant cette étape de fusion sur des entités plus élaborées que le pixel. Ces méthodes, qui autorisent la combinaison de composantes acquises dans des géométries différentes, nécessitent souvent une étape d'analyse ou d'interprétation et sortent du cadre défini dans ce travail.

1.2 Contexte des travaux et organisation du chapitre

Lorsqu'on segmente une image multi-composante, il est important de savoir quelle stratégie employer, et en particulier quel dosage effectuer entre les approches marginales et les approches vectorielles. L'objectif des travaux présentés dans ce mémoire est d'analyser les raisons et les incidences qui peuvent guider le choix entre les deux types d'approche. Dans ce chapitre, nous présenterons quelques méthodes de segmentation développées dans le cadre des thèses de W. Alshatti, Th. Carron ou J. Chanussot. En utilisant alternativement les approches vectorielles et marginales, nous chercherons à faire ressortir les éléments caractéristiques liés à l'emploi de telle ou telle approche.

En imagerie multi-composante, la segmentation gardera bien évidemment les mêmes objectifs, et on retrouvera la dualité région/contour. Nous garderons les hypothèses faites dans l'étude du filtrage : l'image sera constituée de régions homogènes selon un critère lié à la radiométrie des pixels. L'homogénéité des régions peut être perturbée par du bruit, généralement haute fréquence.

Ce chapitre comportera deux parties principales : les approches frontière et les approches région. Nous nous focaliserons plus spécifiquement sur les approches frontière où nous envisagerons différentes natures d'images multi-composantes. L'approche région sera limitée au cas des images couleur.

2. APPROCHE FRONTIERE

2.1 Considérations générales

En imagerie mono-composante, il existe de nombreuses manières d'aborder le problème de la détermination des frontières d'une image. Dans beaucoup de cas, on retrouve un schéma générique de détection marginale des contours qui fait apparaître deux étapes. La première étape cherche à mettre en relief les zones correspondant aux frontières recherchées et fournit pour chaque pixel une information d'amplitude du contraste ou de force de saillance (a), traduisant l'importance de la transition au voisinage de la frontière, et une information de direction (d) correspondant à l'orientation de la frontière. La deuxième étape consiste à exploiter ces deux informations pour détecter les contours binaires de l'image, c'est-à-dire des lignes d'une épaisseur de un pixel. La figure 3 présente ce schéma général:

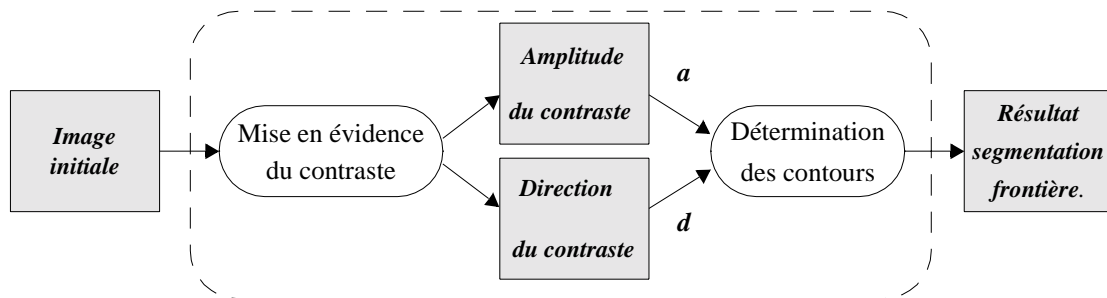


Fig. 3 : Schéma de principe du détecteur de contours marginal

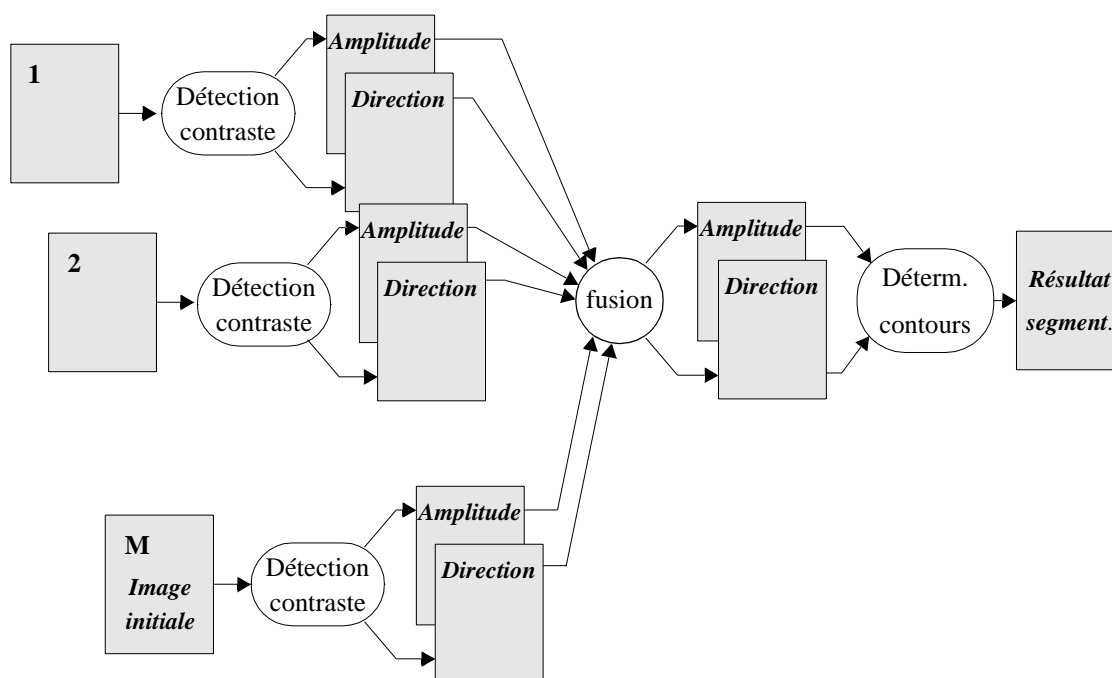


Fig. 5 : Principe de la détection de contours par approche essentiellement vectorielle

Cette approche peut prendre des formes très variées, donnant à l'étape de fusion une importance variable et une forme plus ou moins explicite, comme nous allons le voir dans la suite.

Dans ce paragraphe, pour illustrer ces principes, et en particulier pour alimenter le débat approche marginale/approche vectorielle, nous présentons différentes solutions s'appuyant sur l'une ou l'autre des deux types d'approche. Les opérateurs marginaux utilisés s'appuient sur des techniques *dérivatives* très classiques ou sur une technique spécifique fondée sur l'utilisation d'opérateurs *morphologiques*, mais il faut bien noter que le choix de ces opérateurs ne dépend que de la nature des images analysées et n'influe en rien sur le choix marginal / vectoriel.

Notons enfin que, dans une situation multi-composante, l'information de direction sera habituellement définie à π près. En effet, si les directions obtenues sur chaque composante sont généralement voisines les sens peuvent éventuellement être opposés, ce qui constituera une perte d'information par rapport au cas mono-composante où la définition, faite à 2π près, peut faciliter les processus tels que le suivi de contour.

2.2 Utilisation d'une stratégie essentiellement marginale

A l'image de ce qui a été dit en filtrage, la prise en compte tardive et relativement pauvre de la corrélation entre composantes confère a priori aux stratégies essentiellement marginales des performances inférieures à celles des stratégies vectorielles. Toutefois, nous allons voir, sur l'application suivante, que dans certaines situations, les approches marginales peuvent se révéler tout à fait satisfaisantes.

2.2.1. Contexte

Dans le bassin de Bogoria, sur le rift Est-Africain du Kenya, le relief présente des escarpements pouvant

communément atteindre plusieurs centaines de mètres. Dans la journée, l'ombre portée par chaque escarpement est alors clairement visible sur des images aéroportées ou satellitaires, et se traduit par une ligne sombre de quelques pixels de largeur. Ces lignes sont visibles sur toutes les bandes spectrales utilisées et les images sont en général de bonne qualité (bruit faible). Dans le cadre d'une collaboration avec Gérard Vidal, du Laboratoire des Sciences de la Terre de l'École Normale Supérieure de Lyon [CHA-99a], nous nous sommes fixé comme objectif de traitement la détection automatique de ces lignes.

Nous présentons (Fig. 6) les images correspondant aux trois bandes spectrales utilisées.

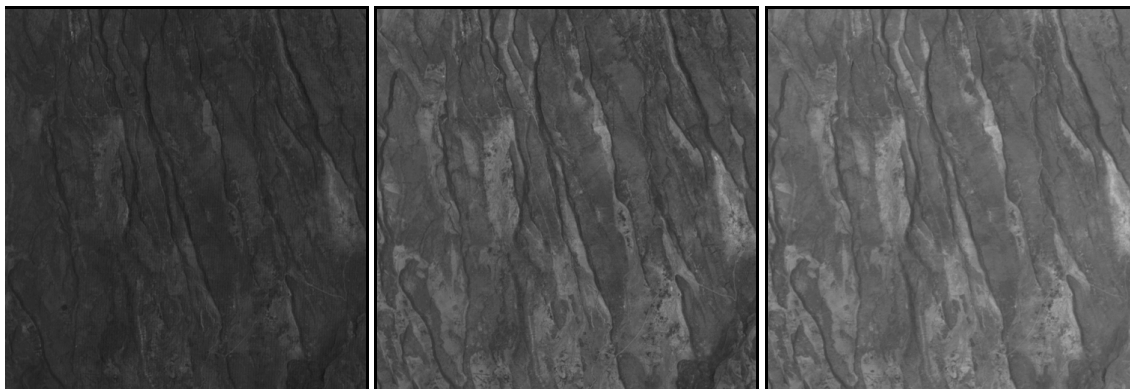


Fig. 6 : Images multi-spectrales SPOT du réseau de failles

Avant toute chose, il convient de remarquer que ce problème ne rentre pas exactement dans le cadre défini dans ce paragraphe. En effet, ce ne sont pas des contours entre zones homogènes de l'image que l'on cherche à mettre en évidence, mais des failles, structures étroites et approximativement linéaires. Néanmoins, les failles détectées marginalement sur chaque composante pourraient très bien être remplacées par des contours détectés marginalement par n'importe quel opérateur mono-composante, sans nuire à la généralité des principes et des résultats présentés dans la suite.

2.2.2. La détection des failles

Le détecteur de failles utilisé est un détecteur morphologique développé spécifiquement pour cette application. Sa caractéristique essentielle est l'utilisation de fermetures directionnelles utilisant des masques linéaires de grande taille [CHA-98c]. Pour chaque pixel susceptible d'appartenir à une faille, il fournit une estimation de la direction (d) et de l'importance (a) de la faille. En cela, il se comporte selon le schéma de détection de contours donné précédemment (Fig. 3). Un seuillage sur a permet d'obtenir une image binaire des failles.

Les images analysées comportant peu de bruit et l'information recherchée étant généralement présente dans les différentes composantes, l'opération de fusion choisie est une simple intersection (ET logique) des détections marginales. Les figures ci-dessous (Fig. 7) donnent les résultats obtenus. Pour illustrer l'intérêt de cette approche par intersection, les détections obtenues sur une seule composante et en utilisant l'union comme opérateur de fusion sont donnés à titre de comparaison.

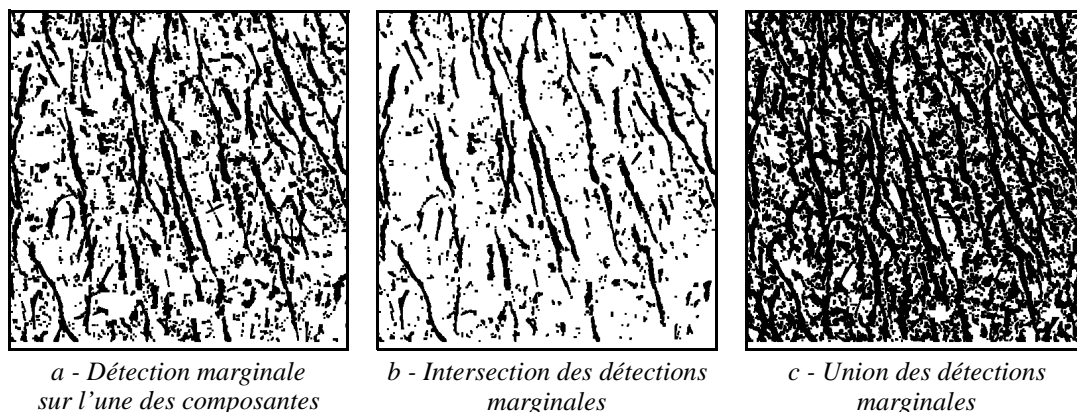


Fig. 7 : Résultat de la fusion multi-spectrale par approche marginale et fusion finale

Les différences observées entre le résultat de la détection marginale, de l'intersection, et celui de l'union confirment d'une part l'intérêt d'une approche multi-composante, et d'autre part le bon comportement de l'intersection en tant qu'opération de fusion (bonne réduction des fausses alarmes et faible altération des bonnes détections).

La figure ci-dessous (Fig. 8) donne le résultat obtenu sur une zone plus importante et en utilisant conjointement deux modèles de failles correspondant à deux tailles de failles différentes. Un filtre d'aire (élimination des détections de petite taille) et une squelettisation ont été utilisés en post-traitement.

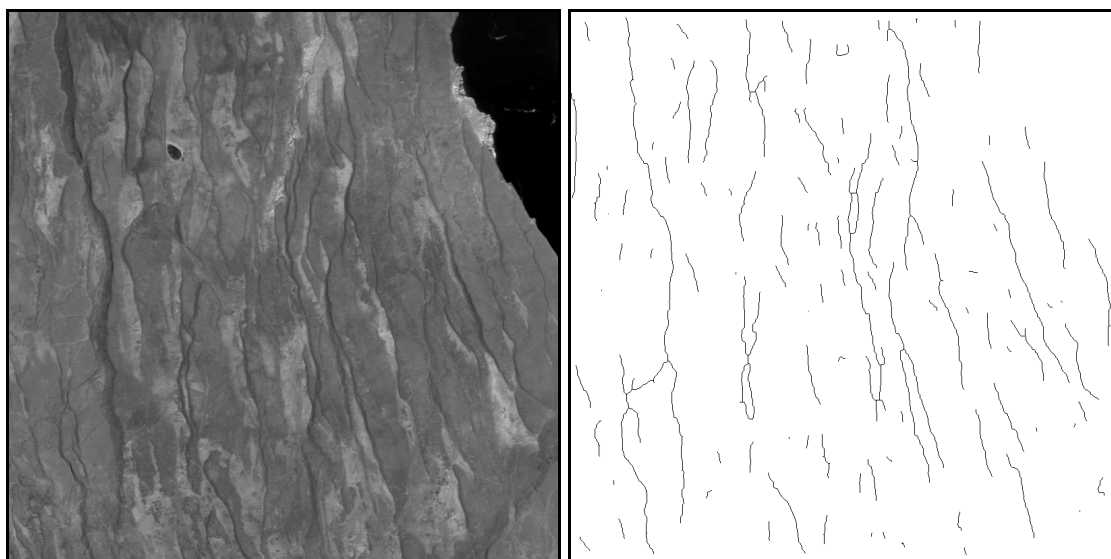


Fig. 8 : image originale et résultat de la détection marginale

Les résultats obtenus sont très satisfaisants et permettent en particulier de retrouver, de manière objective par rapport aux analyses faites sur le terrain, les principales directions du réseau de failles connues des géologues [CHA-99a]. Ceci est dû à la forte redondance de l'information utile (présence d'une faille) entre les trois composantes, et à la faible corrélation entre les bruits altérant ces composantes.

2.2.3. Conclusion

Dans cette approche, le résultat de chaque détection marginale contient en fait une décision locale à cha-

que composante, ou “décentralisée” [BLO-95], quant à l’appartenance d’un pixel à une faille. L’opération de fusion entre composantes s’effectue alors en ayant perdu l’information relative à chaque prise de décision locale, c’est-à-dire l’information d’amplitude et de direction. Si les décisions locales sont majoritairement semblables, et c’est la cas de l’application envisagée ci-dessus, la fusion donne de bons résultats. Par contre, si le nombre de composantes est faible, on sera parfois incapable de résoudre les conflits de décision entre composantes et les résultats obtenus seront pauvres.

Dans des situations délicates, on sent donc la nécessité d’utiliser une fusion plus élaborée. Cela peut être réalisé en déplaçant l’étape de fusion et en l’effectuant à un niveau où chaque composante est encore porteuse des informations d’amplitude et de direction. Ce sera l’approche “essentiellement vectorielle” que nous allons envisager dans le paragraphe suivant.

2.3 Stratégie vectorielle

Un certain nombre de solutions ont été proposées pour déterminer les contours par des techniques prenant en compte la nature vectorielle des images multi-composantes. La plupart des solutions proposées relèvent du schéma de principe donné en Fig. 5 : les gradients sont calculés de manière marginale et sont ensuite fusionnés. Le problème est alors de proposer une stratégie cohérente de fusion.

2.3.1. Approche par gradient vectoriel

Les approches proposées par Di Zenzo d’abord [ZEN-86], Lee & Cok ensuite [LEE-91], sous un formalisme différent, sont les approches le plus souvent utilisées dans les méthodes demandant la détermination de contours multi-composantes. Elles relèvent d’une stratégie *essentiellement* vectorielle, même si elles sont souvent assimilées à des approches *purement* vectorielles. Dans un premier temps, des opérateurs de type gradient sont appliqués séparément sur chaque composante, fournissant une information d’amplitude et de direction (a, d) par composante. Dans un deuxième temps, ces informations sont fusionnées selon un critère choisi a priori. Dans la thèse de W. Alshatti, ces deux approches ont été analysées en détail, et leurs performances ont été comparées à d’autres approches.

principe

Le gradient scalaire est souvent mesuré par la variation d’intensité le long de la ligne de plus grande pente. Di Zenzo reprend cette notion pour définir le gradient vectoriel. Sa stratégie consiste à envisager deux pixels voisins, dans l’espace de l’image, à une distance unitaire l’un de l’autre. Leur positions relatives sont repérées par l’angle θ (Fig. 9-a). Il estime alors, en fonction de cet angle θ , la distance (notée $F(\theta)$) séparant ces deux vecteurs dans l’espace des composantes (Fig. 9-b). La figure 9 illustre cette modélisation dans le cas d’une image couleur.

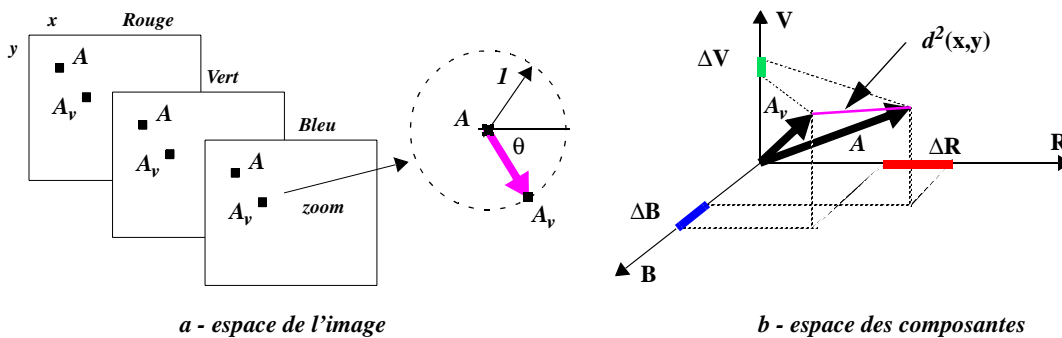


Fig. 9 : Modélisation du gradient multi-composante avec l’approche Di Zenzo

La distance $d^2(x,y)$ s'exprime alors par :

$$d^2(x,y) = \frac{1}{2}\{p + q + (p - q)\cos 2\theta + 2t\sin 2\theta\} \quad (\text{Eq. IV-1})$$

avec,

$$p = \sum_{m=1}^M \left[\frac{\partial}{\partial x} I^m(x,y) \right]^2 \quad (\text{Eq. IV-2})$$

$$q = \sum_{m=1}^M \left[\frac{\partial}{\partial y} I^m(x,y) \right]^2 \quad (\text{Eq. IV-3})$$

$$t = \sum_{m=1}^M \left[\frac{\partial}{\partial x} I^m(x,y) \right] \cdot \left[\frac{\partial}{\partial y} I^m(x,y) \right] \quad (\text{Eq. IV-4})$$

La stratégie de Di Zenzo consiste à calculer l'angle θ maximisant la distance $d^2(x,y)$ ($\frac{\partial}{\partial \theta}(d^2(x,y)) = 0$). La direction obtenue définit la direction du gradient (θ_G) et la valeur de la distance $d^2(x,y)$ pour l'angle θ_G définit le module du gradient ($|G_{vect}|$):

$$\theta_G = \frac{1}{2} \arctg \frac{2t}{p-q} \quad (\text{Eq. IV-5})$$

$$|G|_{vect}^2 = \frac{1}{2} \left\{ p + q + \sqrt{(p+q)^2 - 4(pq - t^2)} \right\} \quad (\text{Eq. IV-6})$$

D'une manière tout à fait différente, Lee et Cok [LEE-91] proposent comme module du gradient vectoriel la racine carrée de la plus grande valeur propre de la matrice $A = \begin{bmatrix} p & t \\ t & q \end{bmatrix}$ et comme direction du gradient la direction du vecteur propre associé, obtenant un résultat identique à celui de Di Zenzo, à l'exception d'un traitement légèrement différent de quelques singularités. Une variante de cette approche [SAP-97] consiste à définir le module du gradient comme la quantité $\sqrt{\lambda_{max} - \lambda_{min}}$, différence des valeurs propres de la matrice A. L'objectif est de soustraire la part du bruit représentée par λ_{min} .

Mise en œuvre

Du point de vue des opérateurs nécessaires au calcul de ce gradient vectoriel, il n'y a aucune spécificité du contexte multi-composante. En effet, ce gradient repose sur le calcul des quantités p , q , et t qui font intervenir les dérivées selon x et y dans chacun des plans. Ces quantités marginales peuvent donc être estimées en utilisant les mêmes opérateurs que ceux classiquement utilisés en niveaux de gris.

Le passage aux contours n'a, lui aussi, aucune spécificité multi-composante. On dispose en effet d'une

image gradient, caractérisée en chaque pixel par un module et une direction, et on peut alors détecter les contours par les méthodes traditionnellement utilisées en imagerie monochrome.

Analyse

Il est intéressant d'analyser l'apport de cette approche "vectorielle" par rapport à une approche "marginale" qui consisterait à faire la somme géométrique des modules des gradients marginaux, stratégie n'exploitant pas la dépendance entre composantes.

$$|G|_{marg}^2 = \sum_{m=1}^M (G^m(x, y))^2 = p + q \quad (Eq. IV-7)$$

$$\text{avec } G^m(x, y) = \sqrt{(G_x^m)^2 + (G_y^m)^2} \quad \text{pour } m = 1, M \quad (Eq. IV-8)$$

Pour établir notre comparaison, nous envisagerons deux situations:

- *situation 1*: les gradients marginaux sont tous dans la même direction (à π près). Cette situation correspond à une situation non bruitée où les directions des gradients correspondent à la direction "physique" du contour dans l'image.

Dans l'expression de l'équation proposée par Di Zenzo (Eq. IV-6), on peut montrer que le terme $pq - t^2$ est nul, et le module du gradient vectoriel vaut alors :

$$|G|_{vect}^2 = \frac{1}{2} \left\{ p + q + \sqrt{(p + q)^2} \right\} = p + q, \quad (Eq. IV-9)$$

expression qui coïncide avec l'expression du gradient marginal.

- *situation 2*: à cause du bruit qui affecte le contour considéré, les gradients marginaux sont dans des directions différentes. En supposant que les quantités p et q ont les mêmes valeurs que dans la situation 1, on constate alors que le terme $pq - t^2$ croît avec l'écart entre les directions des différents gradients, atténuant d'autant l'amplitude du gradient vectoriel. La valeur maximale de ce terme, correspondant à $t = 0$, est pq . Le module carré du gradient multi-composante vaut alors :

$$\begin{aligned} |G|_{vect}^2 &= p & \text{si } p > q \\ |G|_{vect}^2 &= q & \text{si } p < q \end{aligned} \quad (Eq. IV-10)$$

Le module du gradient vectoriel est alors plus faible que celui du gradient marginal.

La stratégie vectorielle joue donc pleinement son rôle, puisque l'amplitude du module du gradient vectoriel diminue naturellement en raison inverse de l'importance du bruit, l'importance du bruit étant mesurée à travers les différences angulaires entre les directions des gradients marginaux.

Les performances ont été évaluées en simulation, sur le cas particulier des images couleur, en traçant les *Courbes Opérationnelles Caractéristiques* (Fig. 10) donnant l'évolution de la probabilité de détection en fonction de la probabilité de fausse alarme. Cinq situations ont été envisagées : deux approches vectorielles (Di Zenzo et Sapiro), l'approche marginale et deux approches scalaires (composante de Luminance et composante Rouge seule).

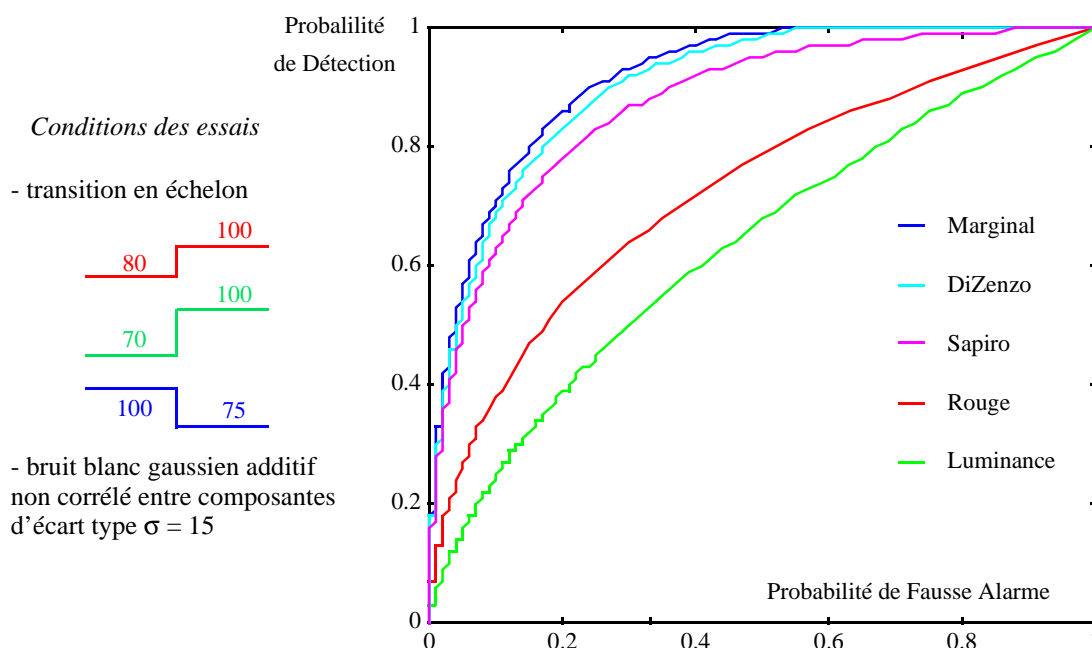


Fig. 10 : Courbes COR: comparaison des différents gradients dans le cas d'une image couleur

L'approche marginale et l'approche vectorielle/Di Zenko sont très proches et fournissent les meilleurs résultats. L'approche marginale est même légèrement supérieure, le bénéfice apporté par la méthode de Di Zenko n'apparaissant pas clairement dans ce type de test. La méthode de Sapiro est sensiblement moins performante que celle de Di Zenko. Les méthodes scalaires (utilisation de la composante Rouge et de la composante de Luminance) donnent de mauvais résultats. Pour la composante Rouge, ceci s'explique par le fait qu'une seule composante contribue au gradient. Pour la Luminance (calculée comme la moyenne des composantes R-V-B), la configuration envisagée est très défavorable du fait des transitions en sens opposés.

Application

Dans l'exemple suivant, nous présentons les cartes de contours obtenues dans le cas d'une image réelle (cellules en microscopie couleur). Les contours sont calculés à partir des composantes gradients de manière très classique: détection des maxima locaux, puis seuillage par Hystérésis [GdR-95]. On constate que l'approche vectorielle fournit, dans certaines situations difficiles (flèches), de meilleurs résultats que l'approche marginale.

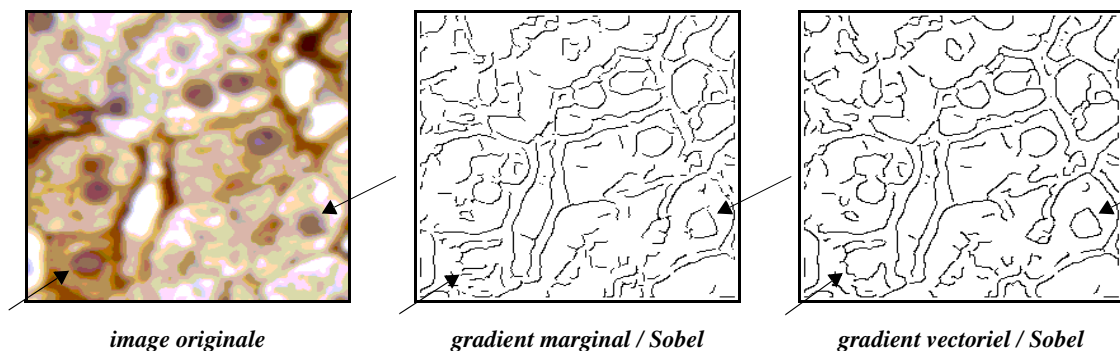


Fig. 11 : Comparaison des approches vectorielle et marginale en imagerie bio-médicale couleur

2.3.2. le Gradient Teinte

L'approche présentée est spécifique au cas des images couleur. Elle est du type essentiellement vectorielle, mais les gradients marginaux qui sont fusionnés sont calculés dans un espace du type Teinte-Luminance-Saturation. La stratégie de fusion utilisée, adaptée au contexte local, est une combinaison des différents gradients pondérés par des coefficients liés à la pertinence de la Teinte.

principe

La Teinte est une information dont la pertinence est variable: lorsque la couleur est fortement saturée, la Teinte est une information très fiable, peu sensible au bruit, et, à l'inverse, lorsque la saturation est faible (vecteur proche de l'axe achromatique), la Teinte est très sensible au bruit et sa pertinence est mauvaise. Une étude détaillée et quantitative de l'influence du bruit sur les composantes Teinte-Luminance-Saturation a été réalisée au cours de la thèse de Th. Carron [CAR-97]. Un exemple des résultats obtenus est présenté ci-dessous. Sur une image synthétique, pour un même niveau de bruit ajouté sur les composantes RVB initiales, on représente l'évolution de la distribution de la Teinte lorsque la Saturation évolue. On constate (Fig. 12) que l'on passe d'une distribution très concentrée (saturation forte) à une distribution quasi uniforme (saturation faible).

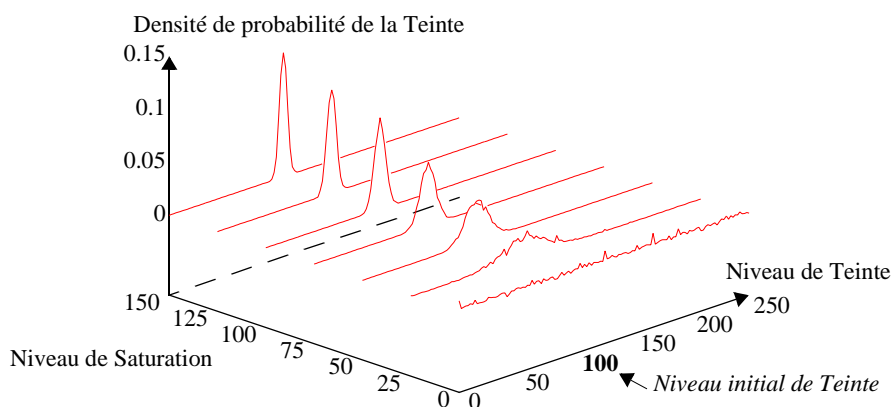


Fig. 12 : Evolution de la d.d.p. de la Teinte bruitée par un bruit gaussien additif non corrélé en fonction du niveau de Saturation

Cette étude a permis de mettre en évidence trois zones de pertinence de la Teinte. Nous avons ainsi proposé de construire une grandeur $\alpha(S)$ fonction de la Saturation, mesurant la pertinence de la Teinte (Fig. 13).

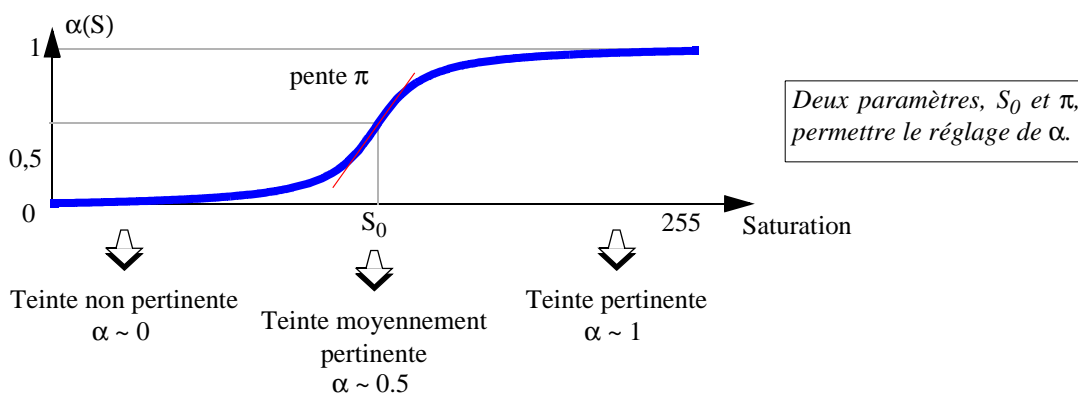


Fig. 13 : Mesure de pertinence de la Teinte

Le gradient TLS est alors calculé par :

$$G_{TLS} = \alpha \cdot G_T + G_L + G_S \quad (Eq. IV-11)$$

où G_T , G_L et G_S désignent respectivement les gradients Teinte, Luminance et Saturation.

On voit sur la relation précédente que le gradient obtenu ne prend en compte la composante Teinte du gradient que si les informations de Teinte liées au calcul de ce gradient sont pertinentes ($\alpha \sim 1$).

Sur ce principe, on peut envisager un gradient, appelé Gradient Couleur, qui sera essentiellement constitué du gradient Teinte lorsque les informations de Teinte seront pertinentes et des gradients Luminance et Saturation quand, au contraire, les informations de Teinte ne seront pas significatives :

$$G_{Couleur} = \alpha \cdot G_T + (1 - \alpha) \cdot G_L + (1 - \alpha) \cdot G_S \quad (Eq. IV-12)$$

Le choix entre ces deux gradients dépend des objectifs d'analyse que l'on se fixe.

Quel que soit le gradient utilisé, il y a alors plusieurs solutions pour définir la direction du gradient : la plus simple consiste à prendre la direction du gradient de Luminance.

Mise en œuvre

La mise en oeuvre de ce principe doit se faire avec quelques précautions. Si les gradients Luminance et Saturation se calculent comme des gradients scalaires, le calcul du gradient Teinte doit respecter deux contraintes. D'abord, il faut tenir compte du fait que la Teinte est une information circulaire. Ensuite, la prise en compte de la pertinence de la Teinte doit être une mesure globale des pertinences des Teintes de tous les pixels intervenant dans le calcul des gradients Teinte.

Pour illustrer cette approche, le calcul est présenté dans le cas simple de l'opérateur Sobel, dont les 2 masques sont rappelés ci-dessous:

	-1	x_c	1		-1	x_c	1	
-1	1	0	-1		-1	1	2	1
y_c	2	0	-2	y_c	0	0	0	
1	1	0	-1	1	-1	-2	-1	
	Masque G_x			Pixel courant	Masque G_y			

Les gradients Teinte en x et y sont alors calculés de la manière suivante :

$$G_x^T(y_c, x_c) = \Delta T(T_{-1, -1}, T_{-1, 1}) + 2 \cdot \Delta T(T_{0, -1}, T_{0, 1}) + \Delta T(T_{1, -1}, T_{1, 1}) \quad (Eq. IV-13)$$

$$G_y^T(y_c, x_c) = \Delta T(T_{-1, -1}, T_{1, -1}) + 2 \cdot \Delta T(T_{-1, 0}, T_{1, 0}) + \Delta T(T_{-1, 1}, T_{1, 1}) \quad (Eq. IV-14)$$

$$\text{avec } \Delta T(T_i, T_j) = \sqrt{\alpha(S_i) \cdot \alpha(S_j)} \cdot |T_i - T_j|_{\text{modulo } 128} \quad (Eq. IV-15)$$

La circularité de la Teinte est facilement prise en compte par l'emploi d'une différence modulo 128. La mesure globale de la pertinence des Teintes se fait par l'utilisation de la moyenne géométrique des pertinences des différentes Teintes (Eq. IV-15). On peut remarquer que la non-linéarité des expressions ne permet pas la séparabilité ligne / colonne habituellement utilisée avec ce type d'opérateur.

Application

La figure ci-dessous (Fig. 14) présente, sur l'image "maison", les contours obtenus avec les deux gradients présentés. A titre de comparaison, les contours calculés sur l'image de Luminance et obtenus par l'ap-

proche vectorielle sont également présentés. Comme dans les applications présentées précédemment, les contours sont obtenus par détection des maxima locaux et seuillage par Hystérésis. Ces opérateurs sont ajustés pour obtenir le “meilleur résultat visuel”, de manière à permettre des comparaisons. Cette image est caractérisée par des zones d’ombres plus ou moins marquées (flèches sur l’image originale Fig. 14-a). La méthode appliquée sur la composante de Luminance (Fig. 14-b) donne de bons résultats, sauf au niveau des contours de la fenêtre. Le Sobel Vectoriel (approche Di Zenzo) et le Sobel TLS (Fig. 14-c & d) fournissent des contours sensiblement identiques, avec cependant une meilleure définition de la bordure de la fenêtre lors de l’utilisation de la base TLS. Le Sobel Couleur (Fig. 14-e) montre sur cette image tout son intérêt. En privilégiant l’information de Teinte dans les zones où elle est pertinente, cette méthode permet une moindre sensibilité au bruit dans ces régions et l’élimination des contours dus aux ombres, si toutefois celles-ci ne sont pas trop marquées.

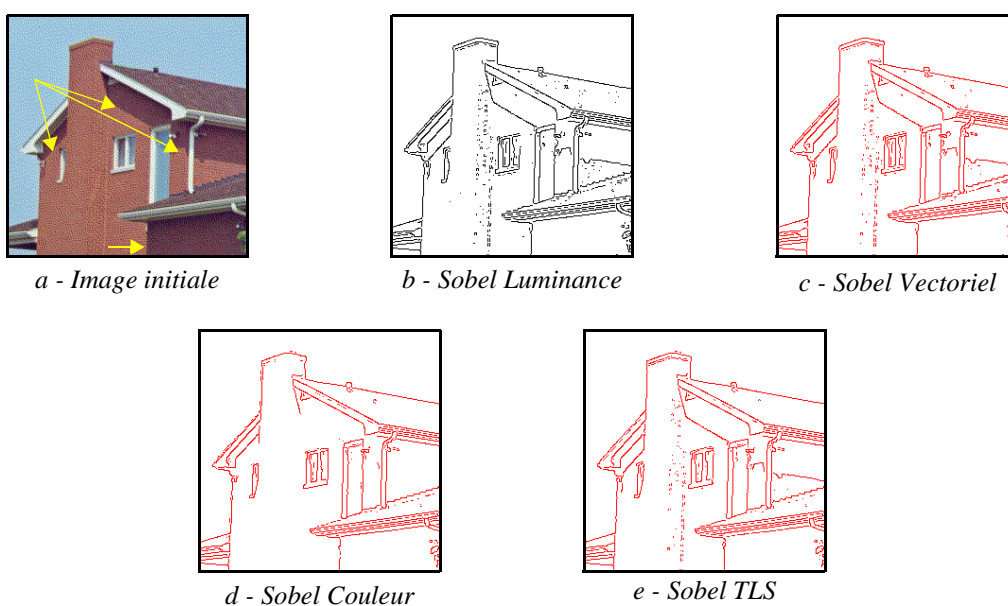


Fig. 14 : Contours d’une image couleur par utilisation de différents opérateurs gradient

2.3.3. Fusion par définition d’un degré de confiance

Le principe de ces détecteurs de contours vectoriels reposant sur une opération de fusion, le problème peut également être abordé en faisant appel aux nombreux opérateurs de fusion dérivés de la logique floue [BLO-96], [DUB-94a], [YAG-97]. La mesure de contraste a est maintenant recadrée dans l’intervalle $[0,1]$ et peut alors être considérée comme le degré de confiance associé à la décision “*le pixel appartient à une ligne de contour*”. Les degrés obtenus pour un même pixel et pour les différentes composantes sont alors agrégés. On peut alors faire appel aux nombreux opérateurs de fusion dérivés de la logique floue [BLO-96], [DUB-94a], [YAG-97]. L’étude de ces différents opérateurs et l’analyse de leurs performances ont été développées dans la thèse de J. Chanussot [CHA-98b], [CHA-99b]. Nous présentons ici les principaux résultats obtenus de manière à offrir des éléments de comparaison face aux approches marginales.

Trois catégories d’opérateurs ont été utilisés: les opérateurs ensemblistes d’union et d’intersection, les opérateurs de compromis et les opérateurs combinaisons d’opérateurs extrêmes. Dans la suite, M désignant le nombre de composantes de l’image, les amplitudes et directions associées à la composante m ($m = 1, M$) seront respectivement notées a_m et d_m .

- Les opérateurs d’union et d’intersection

L'intersection, notée a_{\wedge} , consiste à prendre le *minimum* des M réponses: $a_{\wedge} = \min_m \{a_m\}$

Cet opérateur est sévère. Si, par exemple, l'opérateur de détection qui suit est un simple seuillage, un pixel sera classé comme pixel-contour si et seulement s'il correspond à un pixel-contour sur chacune des images prises séparément (cela revient à prendre l'intersection des décisions marginales prises sur chaque image avec le même seuil). En conséquence, un tel opérateur produira peu de fausses alarmes, mais conduira à de faibles performances en détection.

L'opérateur *maximum*, noté a_{\vee} et défini par : $a_{\vee} = \max_m \{a_m\}$ est un opérateur indulgent conduisant à de très bonnes performances en détection, mais provoquant un fort taux de fausses alarmes. Dans le cas particulier de la détection par seuillage, le *maximum* correspond à une simple union des décisions marginales prises sur chaque image avec le même seuil.

Très souvent, ces opérateurs ne sont pas satisfaisants : ils sont respectivement trop indulgents et trop sévères. C'est pourquoi on cherche des opérateurs ayant un comportement intermédiaire entre un comportement purement conjonctif et un comportement purement disjonctif, tirant profit des avantages de chacun.

- Les opérateurs de compromis

Ces opérateurs ont un comportement "prudent", inclus entre le *min* et le *max*. Différentes familles classiques d'opérateurs flous se comportent de cette manière.

- les opérateurs de moyenne [YAG-96b], avec bien sûr la moyenne arithmétique a_{moy} ,

- les opérateurs OWA (Ordered Weighted Averaging). Ces opérateurs sont définis comme une combinaison linéaire des données d'entrée triées par ordre croissant :

$$a_{owa} = \sum_{m=1}^M w_m \cdot a_{(m)} \quad (Eq. IV-16)$$

où w_m désigne le poids accordé à l'amplitude $a_{(m)}$. Notons que l'on retrouve ici la formulation des L-filtres.

- les opérateurs de fusion quantifiée adaptative (QA). Le principe de ces opérateurs, proposés dans [DUB-94a] [DUB-94b], est fondé sur l'hypothèse que parmi les M composantes, seulement j sont fiables. Ces j sources sont agrégées avec un opérateur conjonctif (T-norme). Mais, bien que le nombre j de sources sûres soit supposé connu, nous ne savons pas *a priori* quelles sont ces j sources. En conséquence, toutes les fusions possibles de j sources prises parmi M sont tout d'abord calculées, les résultats sont ensuite agrégés par un opérateur disjonctif (T-conorme).

On obtient ainsi un opérateur x_{QA} dont l'équation générale est donnée par :

$$a_{QA} = Tconorme_{J \subset \{1, \dots, M\}, card(J) = j} \left\{ Tnorme_{m \in J} (a_m) \right\} \quad (Eq. IV-17)$$

Cependant, dans toutes ces solutions, l'information de direction n'a pas été exploitée.

- Les opérateurs obtenus par combinaison d'opérateurs extrêmes

On peut également obtenir un comportement global intermédiaire en combinant deux opérateurs «extrê-

mes» opposés (un disjonctif et un conjonctif). Pour tirer avantage de ces deux attitudes opposées, on peut par exemple employer une moyenne pondérée entre une T-norme i conjonctive et d'une T-conorme u disjonctive. La pondération est adaptée au contexte de chaque pixel, conduisant ainsi à la définition d'un opérateur adaptatif dépendant du contexte (DC)[BLO-96] :

$$a_{DC}(a_1, \dots, a_M) = \sigma \cdot u(a_1, \dots, a_M) + (1 - \sigma) \cdot i(a_1, \dots, a_M) \quad (\text{Eq. IV-18})$$

Les poids σ et $(1-\sigma)$ sont déterminés adaptativement grâce à une mesure de compatibilité [YAG-96a].

Ici, nous avons choisi de construire la compatibilité grâce à l'information de direction. Ainsi, pour un pixel donné, nous définissons donc la relation de compatibilité entre deux composantes différentes m et m' par :

$$\sigma(a_m, a_{m'}) = |\cos(d(m) - d(m'))| \quad (\text{Eq. IV-19})$$

La mesure de compatibilité évoluera de la valeur 0 pour des directions orthogonales à la valeur 1 pour des directions identiques. L'extension à M composantes se fait alors de la manière suivante:

$$\sigma(a_1, a_2, \dots, a_M) = \left| \prod_{m, m'} \cos(d(m) - d(m')) \right| \quad (\text{Eq. IV-20})$$

Les opérateurs obtenus dépendent des T-normes i et T-conormes u choisies. Les figures ci-après (Fig. 15) présentent, dans le cas bidimensionnel, des exemples de règles de fusion obtenues avec deux jeux de T-normes et T-conormes. Le premier jeu (opérateur dépendant du contexte - DC) est constitué par les opérateurs min et max . Le deuxième jeu (opérateur dépendant du contexte avec renforcement - DC_R, [YAG-96a]) est constitué d'opérateurs pouvant aller en deçà du min et au delà du max . Cela permet de favoriser encore plus les données cohérentes et de pénaliser fortement les données incohérentes. Les expressions de ces T-normes i et T-conormes u sont données ci-dessous dans le cas de deux composantes :

$$u(a_1, a_2) = a_1 + a_2 - a_1 a_2 \quad (\text{Eq. IV-21})$$

$$i(a_1, a_2) = a_1 a_2 \quad (\text{Eq. IV-22})$$

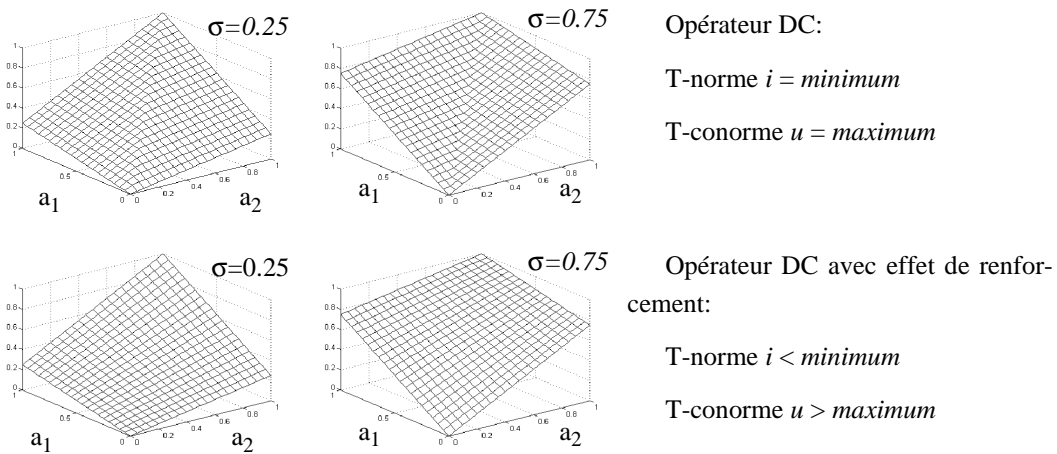


Fig. 15 : Illustration des règles de fusions floues obtenues pour différentes mesures de compatibilité

La fusion d'opérateurs extrêmes (le *min* et le *max* par exemple) peut également être interprétée en termes de morphologie mathématique. Cette approche se justifie de la manière suivante. En faisant une hypothèse de non-redondance du bruit entre composantes, on peut accorder un fort degré de confiance aux contours fournis par l'opérateur *min*. A l'inverse, l'opérateur *max* assure un fort taux de bonne détection. On effectue alors la reconstruction géodésique du *min* dans le *max*, en prenant comme marqueurs le résultat fourni par le *min*. [CRE-95]. Ceci est réalisé en itérant la dilatation géodésique du *min* sous le *max* jusqu'à idempotence, selon la formulation donnée ci-dessous:

$$\delta_{geo, a_{\vee}}(a_{\wedge}) = \inf\{a_{\vee}, \delta(a_{\wedge})\} \quad (Eq. IV-23)$$

$$Rec_{a_{\vee}}(a_{\wedge}) = \lim_{n \rightarrow \infty} (\delta_{geo, a_{\vee}}^n(a_{\wedge})) \quad (Eq. IV-24)$$

$$a_{recons} = Rec_{max_k\{a_k\}}(min_k\{a_k\}) \quad (Eq. IV-25)$$

Les stratégies de fusion présentées précédemment ont été testées sur des images Radar multi-dates (données ROS PRI d'ERS-1 diffusées au sein du GdR ISIS dans le cadre du projet "Radar à Synthèse d'Ouverture" soutenu par le PNTS.). L'aspect multi-composante est apporté ici par la répétitivité des orbites des satellites qui donne naissance à des séries d'images recouvrant la même zone à des dates différentes. Pour permettre une exploitation au niveau du pixel, ces images sont recalées géométriquement (dans l'application envisagée, nous n'avons pas eu à aborder le problème du recalage). Ces données dites "multi-dates" présentent un intérêt thématique important pour le suivi des évolutions temporelles telles que la déforestation, les inondations, le trait de côte, etc., mais leur exploitation est délicate, notamment en raison du phénomène de chatoiement (speckle). Aussi, avant la recherche des contours, ces images ont-elles été filtrées par un filtre directionnel médian contraint, dans sa version marginale [VIL-95], qui ne sera pas présenté ici.

L'objectif des traitements envisagés ici est la recherche des structures linéaires, et en particulier les routes. Comme dans l'analyse des failles (§ 2.2) les détecteurs marginaux utilisés sont des opérateurs morphologiques directionnels [CHA-98c] qui cherchent directement à extraire ces structures, sans passer par la détermination du gradient. Ils ne correspondent donc pas au contexte défini dans ce paragraphe. Cependant, dans la mesure où ils fournissent une information d'amplitude et de direction, le schéma de principe de la figure 5 reste valide, et les opérateurs de fusion proposés ci-avant peuvent parfaitement être utilisés.

Les différentes stratégies de fusion envisagées ont été appliquées sur une zone située près de Saragosse pour laquelle nous disposons de trois images correspondant à trois dates différentes (Fig. 16).

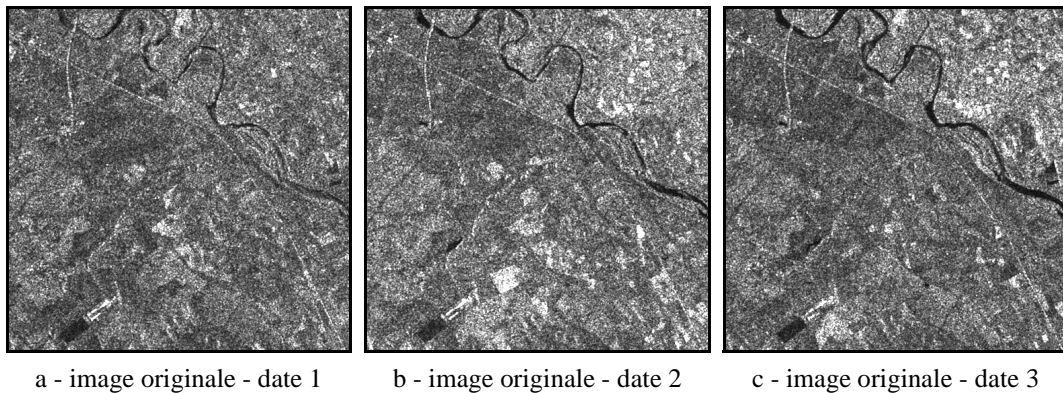


Fig. 16 : Images RSO multi-dates : images initiales

Dans ces images, nous nous sommes plus spécifiquement attachés à la détection de la route qui apparaît comme une ligne blanche traversant l'image en diagonale.

Une fois la fusion des informations de contraste réalisée, la détection qui a été utilisée consiste en un seuillage de l'amplitude résultante. Un filtre d'aire est appliqué en post-traitement sur chaque résultat présenté pour éliminer les petites régions.

La figure 17 présente les résultats obtenus avec les différents opérateurs de fusion proposés.

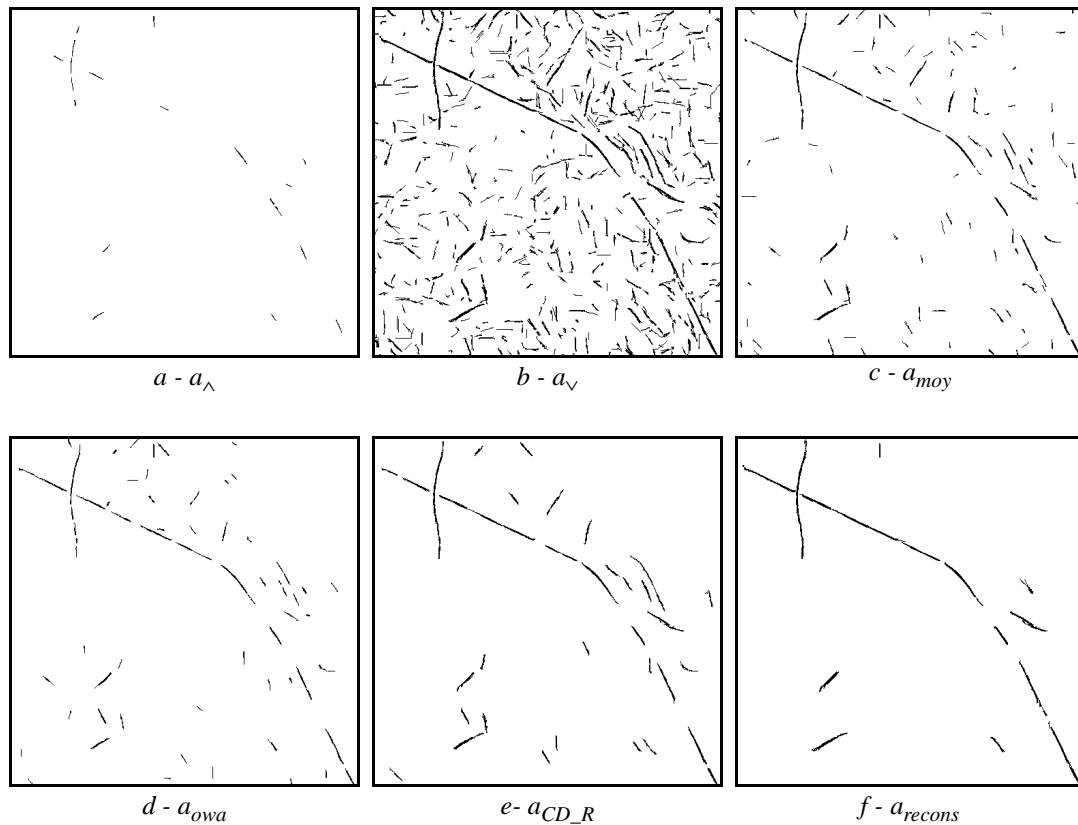


Fig. 17 : Comparaison des stratégies de fusion

L'analyse visuelle de ces images permet une appréciation qualitative, confirmée par l'avis d'un expert :

- Comme prévu, les résultats obtenus avec les opérateurs *min* et *max* (a_{\wedge} Fig. 17-a et a_{\vee} Fig. 17-b) ne sont pas satisfaisants. L'opérateur *minimum* conduit à un taux de fausses alarmes extrêmement faible, mais aussi à de très faibles performances en détection. Inversement, l'opérateur *maximum* produit une très bonne détection, mais celle-ci est entachée d'un taux très élevé de fausses alarmes.

- Une simple moyenne (Fig. 17-c) des réponses au détecteur permet une amélioration sensible des résultats. Cependant, bien que les performances en détection soient correctes, le nombre de fausses alarmes reste encore élevé. Un compromis satisfaisant est également obtenu avec l'opérateur OWA (ici c'est le médian qui a été choisi) que nous avons testé (Fig. 17-d). Les résultats obtenus par la seconde stratégie (combinaison d'opérateurs «extrêmes») sont également intéressants. Par exemple les opérateurs adaptatifs dépendant du contexte (a_{DC} et a_{DC_R}) conduisent à un compromis relativement intéressant : la mesure de compatibilité permet dans la majorité des cas d'obtenir une pondération adéquate entre le disjonctif et le conjonctif. Les performances avec renforcement (Fig. 17-e) sont légèrement supérieures à celles obtenues

sans renforcement (seul le résultat avec renforcement est présenté).

- Les meilleurs résultats en termes de compromis détection/fausses alarmes sont obtenus par l'approche morphologique de reconstruction géodésique (Fig. 17-f) qui tire un profit maximal des deux opérateurs combinés.

En conclusion, les différents opérateurs utilisés pour implanter les deux stratégies de fusion proposées permettent une amélioration sensible des performances par rapport aux détecteurs marginaux (qui sont représentés ici par le *min* et le *max*), tant en termes de détection qu'en termes de fausses alarmes. La solution d'une fusion optimale réside en fait dans l'introduction d'informations complémentaires (ici la direction).

De manière plus générale, l'approche essentiellement vectorielle, permettant de retarder la prise de décision jusqu'en fin du traitement garantit une plus grande souplesse : une décision prise sur des données fusionnées conduit généralement à de meilleurs résultats qu'une fusion des différentes décisions, en particulier lorsque les résultats sont contradictoires d'une image à l'autre.

2.4 Conclusion

En premier lieu, à travers les analyses effectuées et les applications envisagées, il semble clair que la segmentation d'images multi-composantes par approche contour doit être envisagée avec une stratégie "plutôt vectorielle". Ce constat est presque une évidence, même s'il existe, comme nous l'avons vu au § 2.2, des situations où la stratégie "plutôt marginale" est très satisfaisante. Le principe consiste en fait à prendre en compte l'aspect multi-composante le plus tôt possible dans le chaîne de segmentation.

En second lieu, ce principe étant accepté, il s'agit de définir la manière dont les différentes composantes vont être mêlées. Il existe alors une multitude de solutions, qui sont souvent dépendantes des objectifs de la segmentation. En effet, à la différence du filtrage dont la construction peut souvent être réalisée sans prendre en compte l'objectif final de l'analyse, l'élaboration d'une segmentation et le choix de la stratégie de fusion des différentes composantes (qui peut être considérée comme un élément du processus de segmentation) se font la plupart du temps en fonction des buts de l'analyse.

3. APPROCHE REGION

3.1 Considérations générales

Les méthodes de segmentation en régions peuvent être classées en deux grandes familles [LAM-00b] :

- la première famille de méthodes opère directement dans l'espace des composantes, ou plus généralement dans l'espace des attributs associés à chaque pixel. L'objectif est de partitionner l'espace des attributs en classes représentatives. Un simple étiquetage en composantes connexes permet alors de définir les régions de l'image. A l'intérieur de cette famille de méthodes, on trouve deux types d'approche.

- les approches fondées sur un seuillage de l'histogramme de l'image. Souvent inspirées des approches mono-composantes, les extensions multi-composantes ne présentent pas de difficulté conceptuelle, mais posent souvent des problèmes d'ordre technique, liés à la taille de l'histogramme. Par exemple, l'histogramme d'une image couleur RVB demande la définition d'un tableau de dimension 256^3 , difficile à manipuler. Aussi, les approches proposées dans la littérature utilisent-elles souvent les histogrammes de chacune des composantes, calculés dans l'espace initial ou après transposition dans un espace approprié. Ces méthodes

se situent à mi-chemin entre les approches marginales et vectorielles. Parmi les techniques les plus connues, on peut citer les travaux de Ohlander [OHL-75], de Tominoga [TOM-86], de Miyawaki [MIY-90], et de Celenk [CEL-86] [CEL-88]. Le défaut général de ces méthodes est qu'elles ignorent la disposition spatiale des pixels. Aussi, certains auteurs exploitent-ils l'information spatiale dans un deuxième temps [SCH-93].

- les méthodes de classification : empruntées aux techniques statistiques, elles se distinguent des approches précédentes par le fait que les classes définies ne sont plus nécessairement des hyper-cubes, mais peuvent prendre n'importe quelle forme (la comparaison de ces deux approches est détaillée dans [UCH-94]). La constitution des classes est directement effectuée dans l'espace des attributs attachés aux pixels, ce qui confère à ces méthodes une structure purement vectorielle. Comme pour l'analyse des histogrammes, ces approches ne tiennent pas compte de l'information spatiale. Avec ces approches, la distinction entre images mono-composantes et images multi-composantes n'est plus si importante. En effet, dans le cas des images mono-composantes, chaque pixel est souvent caractérisé par plusieurs attributs (son intensité bien sûr, mais aussi des attributs liés à son voisinage, des attributs de texture, ...). La classification est donc déjà effectuée dans un espace de dimension supérieure à 1. Le passage aux images multi-composantes ne fait qu'augmenter la dimension de cet espace, mais les méthodes employées restent les mêmes, qu'elles soient supervisées ou non-supervisées. Parmi les méthodes les plus courantes, on peut citer la méthode des nuées dynamiques [DID-82] et la méthode des C-moyennes floues [BEZ-81], [LIM-90]. Dans la littérature, on trouve une multitude d'autres approches qui sont souvent des variantes de ces approches de base. Nous avons récemment développés quelques travaux (non présentés ici) dans ce sens, avec un objectif d'indexation d'images.

• la seconde famille de méthodes agit dans le plan spatial de l'image. Là aussi, on distingue deux types d'approche : les approches descendantes et les approches ascendantes.

- les approches descendantes, dites par séparation / fusion s'ébauchent avec des zones de grande taille, éventuellement l'image initiale dans sa totalité. Un test d'homogénéité est effectué sur chacune de ces zones. Si l'homogénéité est vérifiée, la zone constitue une région. Par contre, si l'homogénéité n'est pas vérifiée, on découpe cette zone en sous-zones, et on itère le mécanisme sur chacune de ces nouvelles zones. Une étape finale de fusion est souvent nécessaire pour compenser les effets indésirables de certains découpages.

- les approches ascendantes, dites par croissance de régions, partent cette fois-ci de zones de petite taille, souvent des pixels. On cherche alors à agréger à ces germes de nouveaux pixels sous réserve que la réunion vérifie un prédicat d'homogénéité.

Que ce soit par approche globale ou locale, le principe de ces méthodes repose sur la définition d'un prédicat d'homogénéité. Comme pour la classification, ces approches sont purement vectorielles et la distinction image mono-composante et multi-composante n'intervient pas dans l'élaboration des méthodes, mais uniquement dans la définition du prédicat d'homogénéité, qui doit, dans le cas des images multi-composantes intégrer les attributs radiométriques attachés à ces différentes composantes.

On trouve dans la littérature de nombreux travaux sur ces approches [BAH-95], [BAR-96], [COL-97], [CAR-96a], [CAR-96b], [CAR-97], [CHA-84], [MOG-97], [TRE-97], [TRE-00]. La difficulté consiste alors à définir un critère d'homogénéité qui mêle de manière satisfaisante les différents attributs radiométriques attachés aux différentes composantes avec les informations sur la disposition spatiale des pixels.

Quelle que soit la famille d'approche envisagée, on constate que la méthodologie de segmentation en régions d'images multi-composantes ne se démarque pas fondamentalement de la méthodologie de segmentation en régions d'images mono-composantes. A titre d'exemple, nous allons maintenant présenter une méthode de segmentation d'image couleur développée durant la thèse de Th. Carron. La caractéristique de ce travail est liée à deux éléments. Le premier provient de l'utilisation d'une base du type Teinte-Luminance-

Saturation dans laquelle les différentes grandeurs sont utilisées en fonction de leur pertinence, comme cela a déjà été proposé pour le gradient couleur (§ 2.3.2). Le second repose sur l'utilisation de représentations symboliques pour l'ensemble des informations nécessaires et de jeux de règles pour construire le prédicat d'homogénéité.

3.2 Segmentation couleur par fusion symbolique dans une base Teinte-Luminance-Saturation

3.2.1. Description générale de la méthode

La segmentation envisagée est fondée sur une technique monochrome très classique par croissance de régions, en prenant comme germes initiaux les pixels de l'image et en utilisant un masque en L inversé (technique dite du "Blob Coloring" [BAL-82]). Mais le principe proposé peut facilement s'étendre à toute autre technique. Le point essentiel réside dans la définition d'un prédicat d'homogénéité $Hom(P_1, P_2)$ entre deux pixels P_1 et P_2 [LAM-99].

La stratégie proposée est spécifique aux images couleur. Dans un premier temps, on effectue un passage dans un espace du type Teinte-Luminance et Saturation (noté T-L-S dans la suite). Ensuite, le prédicat $Hom(P_1, P_2)$ est construit en mêlant les différents attributs nécessaires. En cela, la technique utilise une stratégie vectorielle (Fig. 2). Pour permettre un mélange souple et cohérent d'attributs de natures différentes, le prédicat est élaboré en s'appuyant sur des représentations symboliques et des jeux de règles.

3.2.2. Principe de construction du prédicat d'homogénéité

L'homogénéité entre les pixels P_1 et P_2 est évaluée à l'aide de cinq valeurs numériques :

- S_1 et S_2 , les valeurs de la saturation des pixels P_1 et P_2 .
- δT , δL and δS , les écarts, en valeur absolue, entre les composantes T-L-S pixels P_1 et P_2 (l'écart δT étant calculé en tenant compte de la circularité de Teinte).

Ensuite, chacune de ces valeurs est décrite de manière symbolique, en utilisant à chaque fois trois symboles. Les symboles décrivant les trois écarts sont {PETIT, MOYEN, GRAND}, ceux décrivant les Saturations sont {GRIS, PASTEL, PURE}. On retrouve dans cette dernière description les trois zones de pertinence de la Teinte déjà évoquées au § 2.3.2. Classiquement, les fonctions d'appartenance aux symboles sont des fonctions linéaires par morceaux. Les figures ci-dessous (Fig. 18) présentent ces fonctions d'appartenance pour les symboles décrivant les valeurs δL et S_1 , les autres fonctions étant construites de la même manière.

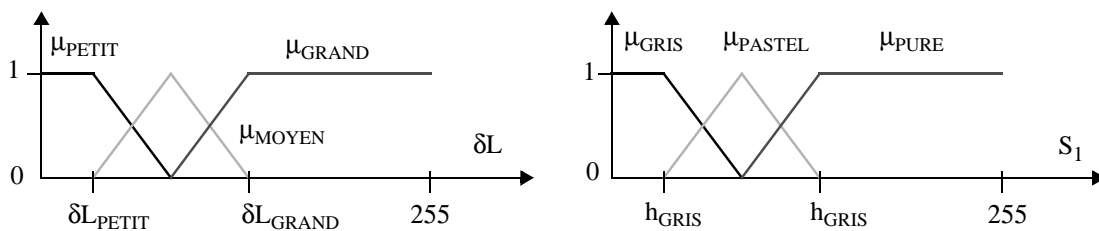


Fig. 18 : Fonctions d'appartenance aux symboles

La construction du prédicat se fait alors en s'inspirant du raisonnement humain. L'idée de base est d'agréger les deux pixels P_1 et P_2 quand les différences T-L-S sont faibles, mais en prenant en compte la pertinence de ces différences.

La figure 19 donne le schéma général de la méthode utilisée. Après fuzzification des données (partie 1 de la figure 19) un premier jeu de règles permet de définir, en fonction des symboles décrivant les deux Saturations S_1 et S_2 , les méthodes décidant de la stratégie de fusion des écarts T-L-S (partie 2 de la figure 19). Six symboles sont utilisés pour décrire ces méthodes : $M = \{L, L + s, l + S + t, l + S + T, S + T, Sep.\}$. Ces symboles reflètent l'importance accordée aux différents écarts. Par exemple, le symbole " $l + S + T$ " signifie que les écarts de Teinte, de Saturation et de Luminance seront utilisés mais les écarts de Teinte et de Saturation seront privilégiés. Cette méthode sera déclenchée par une règle du type :

*si (S_1 est **PURE** et S_2 est **PASTEL**) ou (S_2 est **PURE** et S_1 est **PASTEL**) alors*

la méthode est $l + S + T$.

Le deuxième jeu de règles réalise la fusion des différents écarts en fonction de la méthode utilisée, et décide de l'homogénéité ou de la non-homogénéité des 2 pixels.

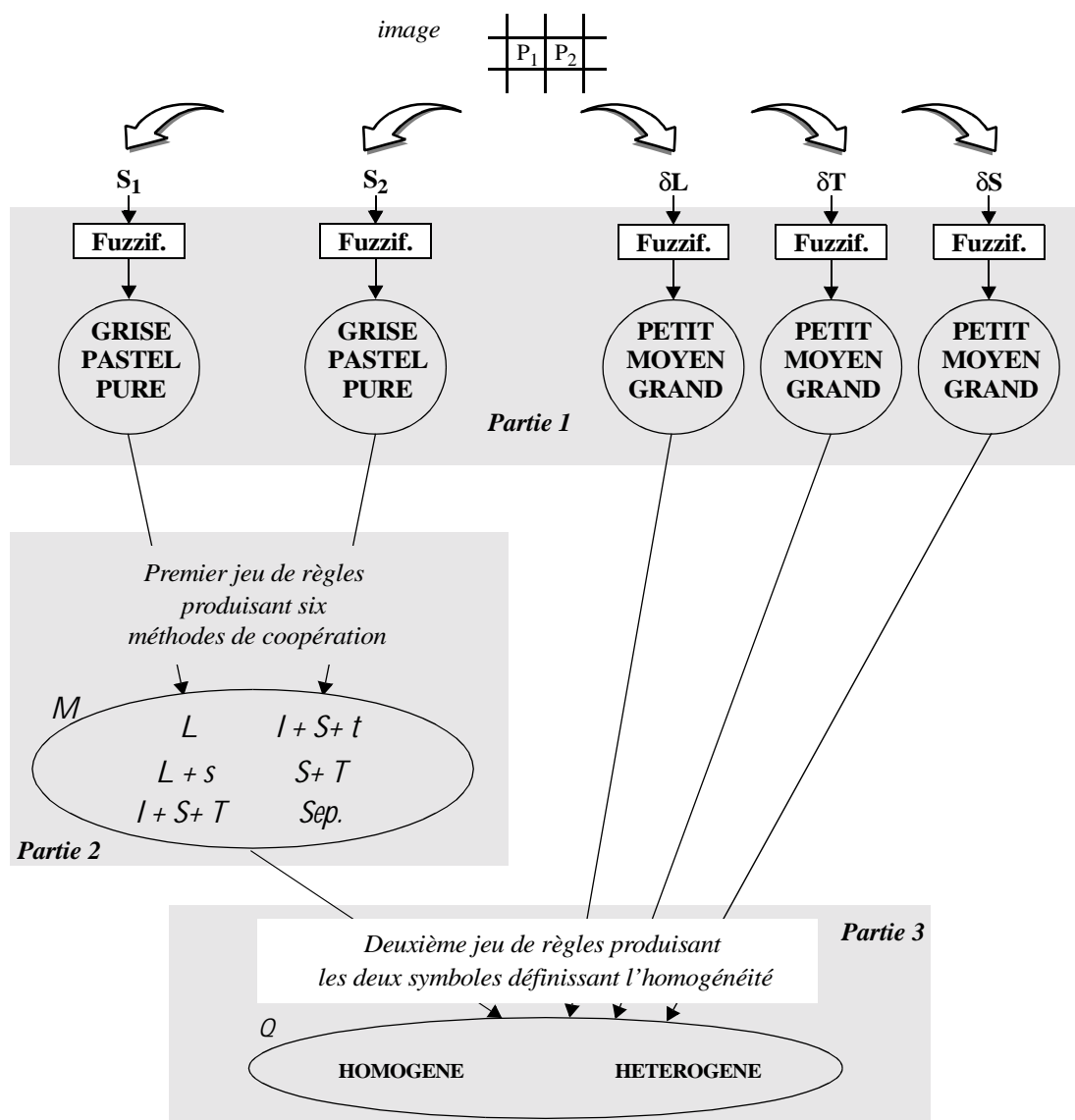


Fig. 19 : Schéma général de construction du prédicat d'homogénéité

Voici, par exemple, une des règles utilisées dans ce deuxième jeu de règles :

si la méthode est $L + S$ alors

*si δL est **GRAND** et si (δS est **PETIT** ou **MOYEN**) alors*

*les 2 pixels sont **HOMOGENE***

3.2.3. Mécanisme d'inférence des jeux de règles

Les inférences sont réalisées en utilisant, de manière classique, le principe de combinaison-projection (ou modus-ponens généralisé). Par exemple, pour les symboles décrivant les différentes méthodes, nous avons :

$$\forall Sy_M \in \{L, L + S, I + S + t, I + S + T, S + T, Sep.\},$$

$$\forall Sy_{S1}, Sy_{S2} \in L(S) = \{GREY, PASTEL, PURE\},$$

$$\mu_{S_1, S_2}(Sy_M) = \perp_{Sy_{S1}, Sy_{S2} \in L(C)} T \left\{ T[\mu_{S_1}(Sy_{S1}), \mu_{S_2}(Sy_{S2})], \mu_{\Gamma_1}(Sy_M, Sy_{S1}, Sy_{S2}) \right\} \quad (Eq. IV-26)$$

où T et \perp désignent respectivement des opérateurs de conjonction et de disjonction et Γ_1 le graphe net du jeu de règle R_1 .

Une inférence similaire permet d'obtenir les significations floues des symboles HOMOGENE et HETEROGENE.

Dans la thèse de Th. Carron, nous avons montré que les opérateurs de conjonction et de disjonction les mieux adaptés à ce problème étaient le produit et la somme bornée à 1. Avec ces opérateurs, la signification floue du symbole $I + S + T$ pour les valeurs S_1 et S_2 aura l'expression :

$$\mu_{S_1, S_2}(I + S + T) = \mu_{S_1}(PURE) * \mu_{S_2}(PASTEL) + \mu_{S_1}(PASTEL) * \mu_{S_2}(PURE) \quad (Eq. IV-27)$$

3.2.4. Application

Le principe de croissance de région employé est très simple, voire rudimentaire, et son caractère local aboutit généralement à une sur-segmentation. Notre but ici est essentiellement d'illustrer le mécanisme de mesure d'homogénéité. Pour obtenir des performances satisfaisantes sur des images réelles, deux traitements complémentaires ont été utilisés.

Le premier consiste à appliquer itérativement la méthode en durcissant progressivement, à chaque itération, le critère d'homogénéité. Cette stratégie permet, en quelques itérations - typiquement 5 - d'obtenir un compromis acceptable entre la finesse de détection (détection des petites régions) et la sensibilité au bruit (petites régions parasites).

Le deuxième post-traitement consiste à simplifier la segmentation en fonction de critères tels que la taille minimum d'une région, la connexité des régions, leur similarité colorimétrique etc. . Le principe de cette simplification repose sur l'utilisation du graphe d'adjacence des régions. Chaque région correspond à un nœud du graphe et chaque arc indique la connexité de deux régions. A chaque nœud et à chaque arc sont attachés un certain nombre d'attributs caractéristiques. A l'aide de descriptions symboliques de ces attributs et de jeux de règles, une description symbolique de la similarité entre deux régions connexes est effectuée. Ensuite, le graphe est réduit en fonction des similarités rencontrées, entraînant une simplification de la segmentation. Cette technique est détaillée dans [GRE-00].

Dans la première application présentée, l'image alliage (Fig. 20-a). L'objectif de la segmentation est de retrouver les différents grains constituant l'alliage. Les résultats obtenus (Fig. 20-b & c) montrent une bonne détection dans l'ensemble, mais avec quelques non-détectés dues aux faibles contrastes entre quelques grains et des frontières non voulues provoquées par l'inhomogénéité de certains grains (voir flèches noires sur la figure 20-c).

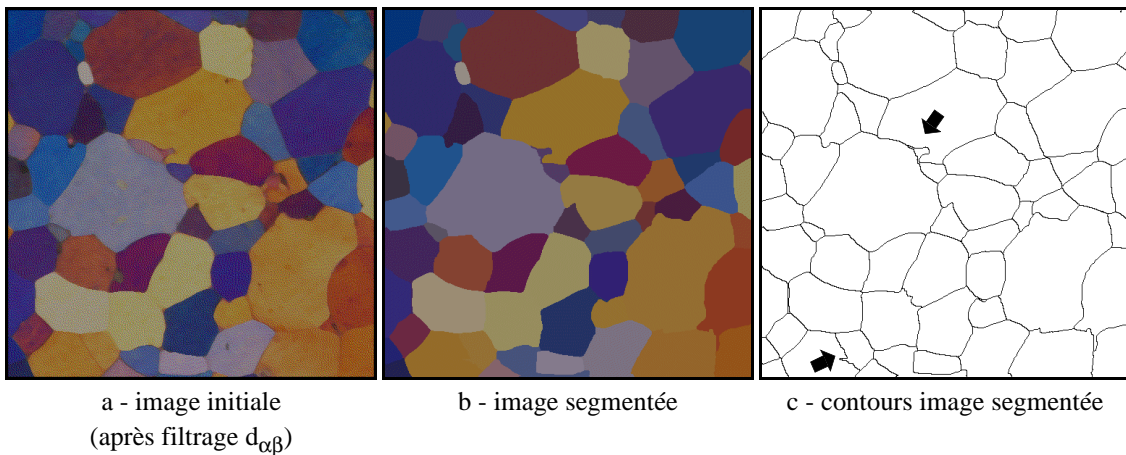


Fig. 20 : Segmentation par fusion symbolique de l'image "Alliage"

L'application de cette méthode demande un certain nombre de choix (le nombre de symboles, la forme des jeux de règles) et le réglage de plusieurs paramètres (les seuils définissant les formes des différentes fonctions d'appartenance, le nombre d'itérations du processus de segmentation, ...). Dans les applications proposées, ces réglages ont été effectués manuellement en se basant sur l'expérience de l'utilisateur, et en procédant à un grand nombre d'essais.

Tous ces réglages constituent bien sûr un des handicaps de cette méthode. Néanmoins, un certain nombre de ces choix sont directement liés au but poursuivi, et ne peuvent donc être déterminés de manière automatique. Ainsi, dans la deuxième application proposée (segmentation de l'image "maison" Fig. 21-a), les règles de construction du prédicat d'homogénéité ont été élaborées pour privilégier les différences de Teinte, au détriment des différences de Luminance et de Saturation. Ainsi, la segmentation devient peu sensible aux phénomènes d'ombre (flèches blanches sur la figure 21).

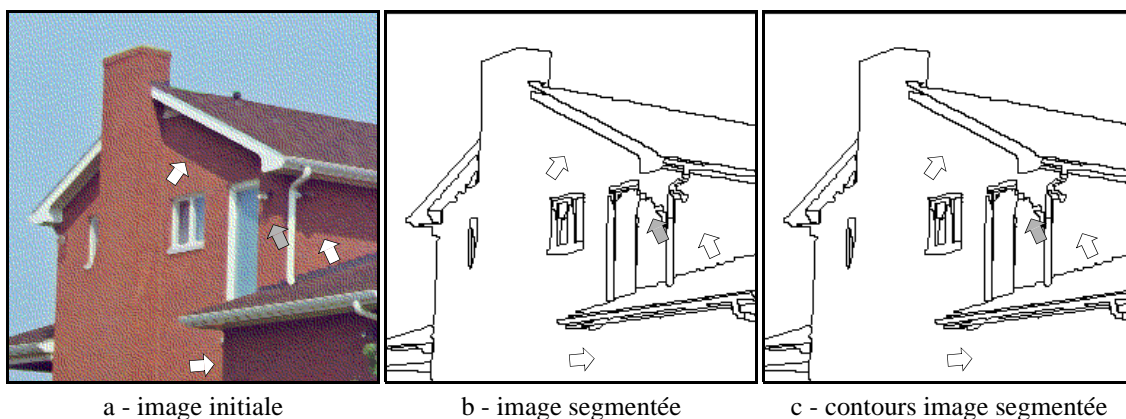


Fig. 21 : Segmentation par fusion symbolique de l'image "Maison"

On tire alors pleinement partie de l'aspect symbolique de la méthode, qui permet, de manière simple et souple, en se calquant sur le raisonnement humain, de modifier les règles de segmentation pour s'adapter aux objectifs de la segmentation.

D'autre part, il est important de noter que l'utilisation de représentations symboliques et de représentations floues apportent une certaine robustesse vis-à-vis du choix des paramètres. En effet, la forme triangulaire des fonctions d'appartenance (Fig. 18) autorise des variations des seuils définissant la forme des triangles sans provoquer de dégradation importante des performances. L'expérimentation présentée en figure illustre cette propriété. Une même image a été segmentée en utilisant la méthode symbolique floue (Fig. 22-b), puis en utilisant la même méthode dans une version non floue - ce qui revient à donner des valeurs infinies aux pentes des fonctions d'appartenance - (Fig. 22-c). Les résultats sont sensiblement les mêmes grâce à un réglage judicieux de l'ensemble des paramètres. Dans un deuxième temps, les deux types de segmentation ont été exécutés à nouveau (Fig. 22-d & Fig. 22-e), mais en modifiant de 20% la valeur de certains paramètres (simulation d'une erreur d'ajustement des paramètres de réglage). On constate que la dégradation des performances est beaucoup moins sensible avec la segmentation symbolique floue.

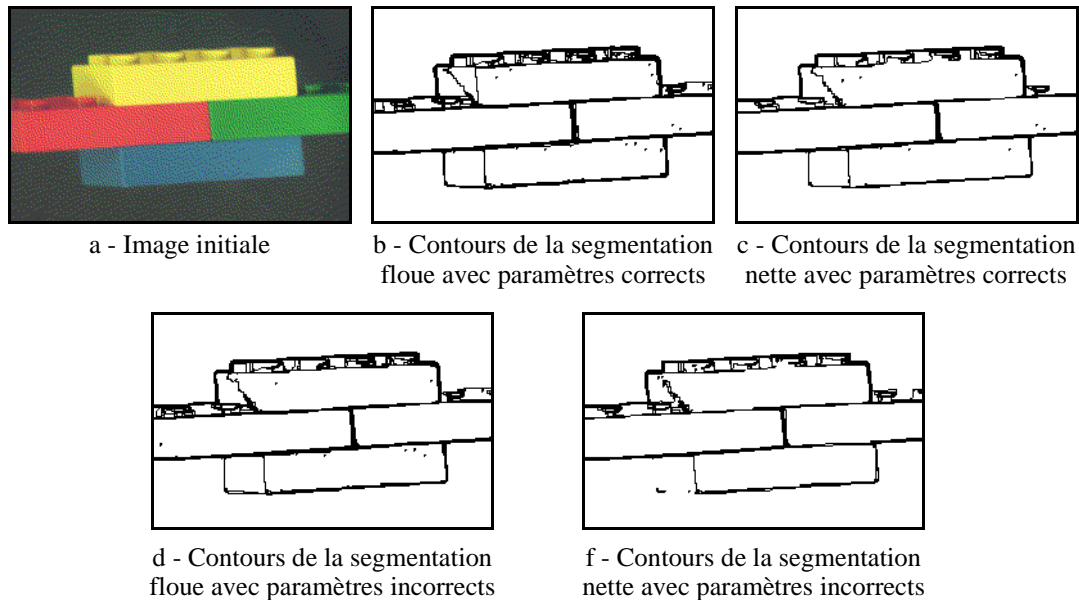


Fig. 22 : Segmentation floue et segmentation nette : influence du choix des valeurs des paramètres

4. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques approches, contours ou régions, permettant d'obtenir la segmentation d'une image multi-composante. Ces approches, bien que ne couvrant pas tout l'éventail des méthodes de segmentation, sont malgré tout représentatives des caractéristiques essentielles apportées par le contexte multi-composante et font principalement apparaître deux manières d'aborder la question.

La première solution consiste à envisager ce problème comme un problème de fusion. Chaque composante fournit une segmentation partielle, et la segmentation finale résulte de la fusion de ces segmentations. Cette manière de procéder repose donc sur des méthodes de segmentation scalaires et transpose le problème de prise en compte des différentes composantes en un problème de fusion d'informations. Elle offre ainsi

toute la panoplie des méthodologies de fusion. Cette voie est bien adaptée à des situations où les composantes jouent des rôles relativement symétriques, ou lorsque l'on dispose de peu d'informations sur la nature des composantes. La combinaison des composantes se fait alors sur des attributs de segmentation.

La deuxième solution utilise les méthodes de segmentation scalaires fondées sur la définition d'un prédicat d'homogénéité (approches régions) ou d'inhomogénéité (approches contours). La transposition aux situations multi-composantes se construit sans trop de difficultés. Il faut pour cela modifier le prédicat en y ajoutant la contribution conjointe des attributs de segmentation des différentes composantes. Nous avons illustré ceci dans le cas d'une segmentation par croissance de région, mais cela peut être envisagé pour bien d'autres techniques. Cette manière de procéder permet plus facilement l'introduction d'informations à caractère sémantique puisque le prédicat se construit directement sur les attributs liés aux composantes.

Quelle que soit la solution envisagée, il est bien sûr évident que la disposition de plusieurs composantes permet d'améliorer nettement le résultat de la segmentation. Cette amélioration peut prendre des formes très différentes : meilleure robustesse au bruit dans les images ROS, élimination des ombres dans les images couleur,

Les perspectives que nous envisageons à court et moyen terme sont triples.

- D'abord, en travaillant sur l'automatisation des méthodes de segmentation. En effet, la plupart des méthodes que nous avons proposées demandent le réglage d'un certain nombre de paramètres. Une manière de s'affranchir de ces réglages consiste à construire des indicateurs mesurant la qualité de la segmentation obtenue et de lier, par une boucle de rétroaction, ces indicateurs aux valeurs des paramètres de segmentation. Cette idée n'est pas typique des images multi-composantes, mais le fait de disposer de plusieurs composantes permet la définition d'indicateurs plus efficaces. Des premiers travaux sur cette stratégie "en boucle fermée" ont déjà été engagés.

- Ensuite, en exploitant l'expérience acquise dans la manipulation des représentations symboliques et des outils de fusion pour envisager la segmentation par des techniques de classification. Là aussi, des études ont déjà donné quelques résultats, avec des applications à la recherche dans les bases d'images.

- Enfin, comme en filtrage, il serait intéressant d'étudier des situations où le nombre de composantes est important. En particulier avec les approches par fusion, il sera probablement nécessaire de modifier les stratégies de combinaison des résultats fournis par les différentes composantes, pour des raisons de rapidité dans les calculs bien sûr, mais aussi pour une meilleure mise en relief de l'information utile. Les méthodes de fusion que nous avons envisagées exploitent essentiellement la redondance (la présence de la même information dans chaque composante aboutit à une meilleure extraction). La multitude des composantes demande plutôt une approche par Complémentarité (l'information recherchée est répartie sur les différentes composantes, et l'analyse multi-composante a pour but de recomposer cette information).

Chap. V : CONCLUSION GENERALE

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés au filtrage et à la segmentation des images multi-composantes. L'imagerie multi-composante est en effet un domaine relativement récent et en expansion. A travers les études envisagées, nous avons eu un double souci.

D'abord nous avons cherché à proposer de nouveaux opérateurs, dont nous avons étudié précisément le comportement et les caractéristiques.

En filtrage, nous nous sommes essentiellement intéressés aux extensions des filtres fondés sur la notion d'ordre. Nous avons en particulier défini une manière (l'entrelacement de bits) permettant de définir un ordre total dans un espace de dimension supérieure à 1. Ceci a permis l'extension aux images multi-composantes des filtres d'ordre et des opérateurs morphologiques. En s'appuyant sur la notion plus classique d'ordre par distance cumulée, nous avons également proposé des filtres possédant conjointement des propriétés de lissage et de rehaussement (le filtre $d_{\alpha\beta}$ et le filtre médian à fenêtre variable). Au travers de ces études, nous avons pu mettre en évidence l'importance de la définition de filtres vectoriels, par opposition aux filtres marginaux qui agissent composante par composante. Nous avons pu également en signaler les limites, en particulier en ce qui concerne le pouvoir de lissage.

En ce qui concerne la segmentation, les études que nous avons faites ont montré que la prise en compte de l'aspect multi-composante était à la fois incontournable, mais également plus facile, du point de vue du principe, à mettre en œuvre. En simplifiant un peu les choses, la segmentation multi-composante peut se

ramener à un problème de combinaison des informations apportées par les différentes composantes, cette combinaison pouvant s'effectuer à différents niveaux (sur les attributs radiométriques des pixels, sur des primitives de segmentations marginales, ...). Nos efforts ont donc été principalement orientés sur les techniques de combinaison, en étudiant plus particulièrement les approches par fusion et par utilisation de représentations symboliques associées à des jeux de règles.

Au delà des travaux futurs évoqués spécifiquement pour le filtrage et la segmentation, des prolongements plus généraux peuvent être envisagés dans deux directions.

D'abord, en exploitant de manière plus large le principe de l'entrelacement de bits. Défini et mise en œuvre dans le cas des filtres d'ordre, ce principe peut être étendu à beaucoup d'autres filtres. Mais on peut également définir des utilisations en segmentation. En fait, l'entrelacement de bits donnant au traitement une structure mono-dimensionnelle, on peut envisager une généralisation presque systématique des méthodes scalaires au cas des images multi-composantes, à condition que ces images soient de nature homogène ou quasi-homogène.

La deuxième direction concerne le traitement des images à composantes hétérogènes, que ce soit des composantes "naturellement hétérogènes", les images multi-modalités, ou "artificiellement hétérogènes". On peut en effet envisager d'ajouter à chaque pixel, en plus des attributs fournis par les différents capteurs, des caractéristiques complémentaires (de texture, d'homogénéité, de chaotisme, de forme, etc.) et considérer l'ensemble comme une image à plusieurs composantes de natures différentes. Les techniques de fusion, évoquées dans le § 2.2, semblent bien adaptées pour aborder le traitement de ce genre d'images.

Notre second souci a été de dégager de toutes ces études une formalisation de l'approche multi-composante, à la fois en matière de représentation des images, d'espace de description et de stratégie de traitement. Dans cette optique de formalisation, nous avons cherché à réaliser une taxinomie de ces approches, en complétant l'examen de chaque approche par une analyse de caractéristiques et de performances.

La perspective qui découle naturellement de cette seconde préoccupation concerne l'exploitation de la connaissance ainsi acquise, dans un but d'automatisation des traitements. En effet, dans le schéma de la figure 8 proposé en introduction, nous avons noté que les choix faits aux différentes étapes étaient souvent effectués par l'opérateur, qui s'appuie alors sur son expérience. A partir du recensement effectué des différentes solutions disponibles à chaque étape, de la connaissance des caractéristiques et des performances de ces solutions, et en intégrant également l'expertise et la volonté de l'opérateur, il semble possible de construire une procédure définissant automatiquement les choix et le cheminement entre les différentes étapes. La réalisation d'une telle démarche peut être envisagée sous la forme d'un traitement symbolique, par utilisation de représentations symboliques et de jeux de règles manipulant ces représentations.

Bibliographie

[ALS-94]

W. Alshatti, “*Approches vectorielles du filtrage et de la détection de contours dans des images multi-spectrales*”, thèse de l’Université de Savoie soutenue le 12 octobre 1994.

[AND-61]

G.B Anderson & T.S Huang, “*Frequency-domain image errors*”, Pattern Recognition 3, 1961, pp. 185-196.

[ANG-99]

F. Angot, “*Segmentation d’images 3D; application à la quantification d’images de tissus biologiques obtenues par microscopie confocale*”, thèse de doctorat de l’université de Caen soutenue en février 1999.

[AST-89]

J. Astola, “*Optimal median type filters for exponential noise distributions Filters*”, Signal Processing, n° 17, 1989, pp. 95-104.

[AST-90]

J. Astola, P. Haavisto & Y. Neuvo, “*Vector median filters*”, Proc. of the IEEE, vol. 78, n° 4, April 1990, pp. 678-689.

[AND-84]

T.W. Anderson, “*An introduction to multivariate statistical analysis*”, Ed. John Wiley & Sons, 1984.

[BAH-95]

B. Bahnu, S. Lee & J. Ming, “*Adaptive Image Segmentation Using a Genetic Algorithm*”, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, vol. 25 n° 12, 1995, pp. 1543-1567.

[BAL-82]

D.H. Ballard & C.M. Brown, “*Computer Vision*”, Ed. Prentice Hall, 1982, pp. 31-35.

[BAR-76]

V. Barnett, “*The Ordering of Multivariate Data*”, Journal of Royal Statistical Society A, vol. 139, 1976, pp. 318-354.

[BAR-96]

M. Barni & S. Rossi, “*A Fuzzy Expert System for Low Level Image Segmentation*”, Proc. of EUSIPCO’96, Trieste, Italy, 1996, pp. 1725-1728.

[BEZ-81]

J.C. Bezdeck, "Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms", Plenum Press Ed., New-York, 1981.

[BLO-95]

I. Bloch, "Fusion de données, ensembles flous et morphologie mathématique en traitement d'images. Application à l'imagerie médicale cérébrale et cardio-vasculaire multi-modalités", mémoire d'habilitation à diriger des recherches, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 1995.

[BLO-96]

I. Bloch, "Information combination operators for data fusion : a comparative review with classification", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, vol. 26, n° 1, 1996, pp 52-67.

[BLO-98]

P. Blomgren and T. F. Chan, "Color TV: Total Variation Methods for restoration of Vector-Valued Images", IEEE Trans. on Image Processing, vol. 7, n° 3, 1998, pp. 304-309.

[BOL-92]

Ph. Bolon, "Filtrage d'Ordre, Vraisemblance et Optimalité des Prétraitements d'Images", Traitement du Signal, vol. 9, n° 3, 1992, pp. 225-250.

[BOL-97]

Ph. Bolon R. Kara Falah, "Filtering in the segmentation space", Proc. of the IEEE Conf. on Acoustics Speech and Signal Processing, ICASSP'97, Munich, Germany, April 1997, pp. 3161-3164.

[BOL-99]

Ph. Bolon, J. Chanussot, I. Issa, P. Lambert, "Comparison of prefiltering operators for road network extraction in SAR images", Proc. of IEEE Conf. on Image Processing, ICIP99, Kobe, Japan, Oct. 1999.

[BOV-83]

A.C. Bovik, T. S. Huang & D. C. Munson, "A Generalization of Median filtering using Linear Combination of Order Statistics", IEEE tr. on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. 31, n° 6, Dec. 1983, pp. 1342-1349.

[BRU-97]

J. Bruniquel & A. Lopes, "Multi-variate optimal speckle reduction in SAR imagery", SPIE, Vol. 2315, pp. 603-627.

[CAR-95]

T. Carron and P. Lambert, "Fuzzy color edge extraction by inference rules, Quantitative study and evaluation of performances", Proc. ICIP 95, Washington, USA, 1995, pp. 977-981.

[CAR-96a]

T. Carron and P. Lambert, "Integration of Linguistic Knowledge for Color Image Segmentation", Proc. EUSIPCO'96, Trieste, Italy, 1996, pp. 1729-1732.

[CAR-96b]

T. Carron and P. Lambert, "Symbolic Fusion of Hue-Chroma-Intensity Features for Region Segmentation", Proc ICIP 96, Lausanne, Switzerland, 1996, pp. 971-9741.

[CAR-97]

Th. Carron, "Segmentation d'images couleur dans la base Teinte Luminance Saturation : approche numérique et symbolique", thèse de l'Université de Savoie soutenue en décembre 1997.

[CEL-86]

M. Celenk, S.H. Smith, "Color Image Segmentation by Clustering and Parametric-Histogramming Technique", Proc. 8th Int. Conf. on Pattern Recognition, 1986, pp. 883-886.

[CEL-88]

M. Chanussot, "A Recursive Clustering Technique for Color Picture Segmentation", IEEE, 1988, pp. 437-444.

[CHA-97]

J. Chanussot, "Convexité du critère $d_{\alpha\beta}$ lorsque $\alpha > 1$ et $\beta > 1$ ", Rapport LAMII n° 97/1.

[CHA-97a]

J. Chanussot & P. Lambert, "Bit mixing paradigm for multivalued morphological filters", Proc. of the 6th IEE International Conference on Image Processing and its Applications, Dublin, Ireland, 14-17 Juillet 1997, pp. 804-808.

[CHA-97b]

J. Chanussot & P. Lambert, "Entrelacement de bits et "space filling curves : une extension des filtres de rang aux images couleur", Proc. 16th colloque GRETSI, Grenoble, France, 15-19 Septembre 1997, pp. 765-768.

[CHA-97c]

J. Chanussot, "Ordres vectoriels, entrelacements de bits et «space filling curves» pour le traitement d'images multi-composantes", Rapport LAMII n° 97/4.

[CHA-98a]

J. Chanussot & P. Lambert, "Total ordering based on space filling curves for multivalued morphology", Proc. 4th International Symposium on Mathematical Morphology and its Applications (ISMM'98), Amsterdam, The Netherlands, June 1998, pp 51-58.

[CHA-98b]

J. Chanussot, "Approches vectorielles ou marginales pour le traitement d'images multi-composantes", thèse de l'Université de Savoie soutenue le 26 novembre 1998.

[CHA-98c]

J. Chanussot & P. Lambert, "An application of mathematical morphology to road network extraction on SAR images", Proc. 4th International Symposium on Mathematical Morphology and its Applications (ISMM'98), Amsterdam, The Netherlands, June 1998, pp 399-406.

[CHA-99a]

J. Chanussot, P. Lambert., G. Vidal & E. Trouvé, "Détection de failles géologiques par traitement morphologique multi-spectrale", Actes du 17ème colloque sur le traitement du signal et des images (GRETSI 99), Vannes, France, Sept. 1999, pp. 379-382.

[CHA-99b]

J. Chanussot, G. Mauris & P. Lambert, "Fuzzy fusion techniques for linear features detection in multi-temporal SAR images", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, May 1999, Vol. 37, No 3, pp. 1292-1305.

[CHA-84]

J.M Chassey & C. Garbay, "An Iterative Segmentation Method Based on Contextual Color and Shape criterion", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 6, n° 6, 1984, pp. 794-800.

[CIU-00]

M. Ciuc, Ph. Bolon, E. Trouvé, Buzuloiu V., Rudant J.P., "Adaptive-neighborhood speckle removal in multitemporal synthetic aperture radar images", Applied Optics Information Processing, Vol.40, No.32, pp. 5954-5966, November 2001.

[COL-97]

P. Colantoni & B. Laget, "Color Image Segmentation using Region Adjacency Graphs", Proc. of the IEE Intern. Conf. on Image Processing and its Applications, Dublin, Ireland, Juillet 1997, pp. 698-702.

[COL-00]

D. Coltuc, E. Trouvé, F. Bujor., Classeau N., Rudant J.P., “*Time-space filtering of multitemporal SAR images*”, Proc. of IEEE-IGARSS 2000, Honolulu, USA, Juillet 2000, vol. 7, pp. 2909-2911.

[COM-92]

M.L. Comer & E.J. Delp, “*An empirical study of morphological operators in color image enhancement*”, Proc. of the SPIE Conference on Image Processing Algorithms and Techniques III, vol. 1657, San Jose, California, February 1992, pp 314-325.

[COM-98a]

M.L Comer & E.J Delp, “*Morphological Operations for Color Image Processing*”, Journal of Electronic Imaging, Vol. 8, No 3, July 99, pp. 279-289.

[COM-98b]

M.L. Comer & E.J. Delp “*Morphological Operations*”, Chap 11 in The Colour Image Processing Handbook, Edited by S.J. Sangwine & R.E.N Horne, Chapman & Hall, 1998, pp 210-227.

[CRE-95]

J. Crespo, J. Serra & R. Schafer, “*Theoretical aspects of morphological filters by reconstruction*”, Signal Processing, vol. 47,1995, pp 201-225.

[DEV-00]

J.C Devaux “*Segmentation par approche région des images couleur : application aux images aériennes de milieux naturels*”, thèse de doctorat, Université de Dijon, 5 janv. 2000.

[DID-82]

E. Diday, J. Lemaire, J. Pouget & F. Testu “*Eléments d’analyse de données*”, Ed. Dunod, Paris, 1982.

[DIN-55]

G. P Dinneen, “*Programming Pattern Recognition*”, Proceedings Western Joint Computr Conference, March 1955, pp. 94-100.

[DOU-93]

E. Dougherty, “*Mathematical Morphology in Image Processing*”, Marcel dekker, New York - 1993.

[DUB-94a]

D. Dubois & H. Prade, “*Possibility theory and data fusion in poorly informed environments*”, IFAC Control Engineering Practice, 1994, vol. 2, n° 5 pp 811-823.

[DUB-94b]

D. Dubois & H. Prade, “*Adaptive combination rules for possibility distributions*”, Proc. of EUFIT 2nd European Congress on Intelligent Technics and Soft Computing, 1994, pp 48-52.

[ELL-92]

T. A. Ell, “*Hypercomplex Spectral Transformations*”, Ph. D. Thesis, Univ. of Minnesota, 1992.

[ELL-00]

T. A. Ell & J. Sangwine, “*Hypercomplex Wiener-Khinchine Theorem with Application to Color Image Correlation*”, Proc. of the 7th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'00), Vancouver, Canada, Sept. 2000.

[EST-94]

K. Estola, “*Multivariate median and trimmed mean filters*”, Proc. 7th EUSIPCO, Edinburgh, Scotland - september 1994, pp. 864-867.

[EVA-00]

C. J. Evans, S. J. Sangwine & T. A. Ell, “*Hypercomplex Color-Sensitive Smoothing Filters*”, Proc. of the 7th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'00), Vancouver, Canada, Sept. 2000.

[FOT-95]

S. Fotopoulos & G. Economou, "Multichannel filters using composite distance metrics", Proc. IEEE International Workshop on Non Linear Signal and Image Processing, Neos Marmaras, Haldikiki, Greece, June 1995, pp. 503-506.

[GdR-95]

Ouvrage collectif du GdR ISIS, "Analyse d'Images : Filtrage et Segmentation", Masson, Paris, 1995.

[GOU-92]

J. Goutsias "Morphological transformations of image sequences : a lattice theory approach", Proc. of SPIE, vol. 1769, Image Algebra and Morphological Image Processing 3, San Diego - 1992 - pp 306-317.

[GOU-95]

J. Goutsias, H. Heijmans & K. Sivakumar "Morphological Operators for Image Sequences", Computer Vision and Image Understanding, vol 62, n° 3, 1995, pp 326-346.

[GRA-62]

R. E. Graham, "Snow-Removal: A Noise-Stripping Process for Picture Signals", IRE Trans. Inf. Theory, IT-8, 1, Feb. 1962, pp. 129-144.

[GRE-00]

H. Greco & P. Lambert, "Simplification of a Color Image Segmentation using a Fuzzy Attributed Graph", Proc. of the 7th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'00), Vancouver, Canada, Sept. 2000, pp. 525-528.

[GUI-98]

S. Guillon, P. Baylou, M. Najim & N. Keskes, "Adaptive nonlinear filters for 2D and 3D image enhancement", Signal Processing, n° 67, 1998, pp. 237-254.

[HAN-01]

A. Hanburry & J. Serra, "Morphological Operators on the Unit Circle", IEEE Trans. on Image Processing, à paraître.

[HAR-91]

R. Hardie & G. Arce, "Ranking in \mathbb{R}^p and its use in multivariate image estimation", IEEE Trans. on Circuits and systems for Video Technology, vol. 1, n° 2 - June 1991, pp. 197-209.

[HEI-94]

H.J.A.M. Heijmans, "Morphological Image Operators", Academic Press, Boston, 1994.

[HUN-84]

B. R. Hunt & O. Kübler, "Karhunen-Lève Multi-spectral Image Restoration, Part I: Theory", IEEE Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. 32, n° 2 - June 1984, pp. 592-599.

[JON-96]

R. Jones & H. Talbot, "Morphological filtering for colour images with no new colours", Proc. of Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ'96), New Zealand, 1996, pp 149-154.

[KAR-97]

D. Karakos & P. Trahanias, "Generalized Multichannel Image-Filtering Structures", IEEE trans. on Image Processing, vol. 6, no 7, july 1997, pp. 1038-1045.

[KEN-77]

J. Kender, "Saturation, hue, and normalized color: calculation digitization effects and use", Master's Thesis, Dep. of Comp. Sc., Carnegie-Mellon University, 1976.

[KOT-93]

C. Kotropoulos & I. Pitas, "Multichannel L-filters based on M-ordering", Proc. of the IEEE Winter Workshop on Nonlinear Digital Signal Processing, Tampere, Finland, January 1993, pp. 1.2/3.1-3.6.

[KOT-94]

C. Kotropoulos & I. Pitas, "Multichannel L-filters based on marginal data ordering", IEEE tr. on Image Processing, vol. 42, n° 10, 1994, pp. 2581-2595.

[KOT-97]

C. Kotropoulos, M. Gabrani & I. Pitas, "Adaptive multichannel L-filters with structural constraints", Proc. IEEE International Workshop on Non Linear Signal and Image Processing, Michigan, USA, September 1997.

[KOU-97]

R. Kouassi, J.C. Devaux, P. Gouton & M. Paindavoine, "Etude comparative des propriétés de décorrélation et de représentation des images couleur dans les espaces RVB, TLS, KL et ses dérivées", Proc. of Colloque Automatique Genie informatique Image Signal (AGIS'97), Angers, France, December 1997, pp171-177.

[KUR-99]

A. Kurekin, V. Lukin, A. Zelensky, P. Koivisto, J. Astola & K. Saarinen, "Comparison of component and vector filter performance with application to multichannel and color image processing", Proc. of 1999 IEEE Workshop on nonlinear signal and image processing (NSIP'99), Antalya, Turkey, June 1999, pp. 38-42.

[LAM-99]

P. Lambert & T. Carron, "Symbolic Fusion of Luminance-Hue-Saturation Features for Region Segmentation", Pattern Recognition, vol. 32, n° 11, 1999, pp. 1857-1872.

[LAM-00a]

P. Lambert & J. Chanussot, "Extending Mathematical Morphology To Color Image Processing", Proc. of CGIP'2000, St-Etienne, France, Oct 2000, pp 158-163.

[LAM-00b]

P. Lambert & L. Macaire, "Filtering and Segmentation: the specificity of Color Images", Proc. of CGIP'2000, St-Etienne, France, Oct 2000, pp 57-71.

[LAM-00c]

P. Lambert & S. Gaspard, "Enhancement and Registration of Multichannel Images based on Vector Order Filter", Proc. of the 10th European Signal Processing Conference (EUSIPCO'2000), Tampere, Finland, Sept. 2000, pp. 1357-1360.

[LEE-91]

J. Lee, "Optimized Quadtree for Karhunen-Læeve Transform in Multispectral Image Coding" IEEE Trans. on Image Processing, vol. 8, n° 4, April 1999.

[LEE-91]

H. C. Lee & D. Cok, "Detection boundaries in a vector field" IEEE Trans. Sig. Proc., vol. 39, No 5, May 1991.

[LIM-90]

Y.W. Lim & S.U. Lee, "On the color image segmentation algorithm based on the thresholding and the fuzzy c-Means techniques", Pattern Recognition, vol. 23, n° 9, 1990, pp. 935-952.

[LIN-90]

Q. Lin & J-P. Allebach, "Combating Speckle in SAR Images: Vector Filtering and Sequential Classification Based on a Multiplicative Noise Model", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, May 1999, Vol. 28, No 4, July 1990, pp. 279-293.

[LIN-99]

R-S Lin & Y-C. Hsueh, "Mult-channel filtering by gradient information", Signal Processing, n° 80, 1999, pp. 279-293.

[LUC-97]

L. Lucat & P. Siohan, "Impulsive noise removing with vector median filters : a deterministic approach", Proc. IEEE International Workshop on Non Linear Signal and Image Processing, Michigan, USA, September 1997.

[MAT-75]

G. Matheron, "Random sets and integral geometry", Wiley, New York, 1975.

[MIY-90]

T. Miyawaki, S. Ishibashi, F. Kishino, "A region segmentation methode using color information", Actes 1er coll. sur les chaînes professionnelles de l'image. IMAGECOM 90, Bordeaux (France), Nov 1990.

[MOG-97]

A. Moghaddamzadeh and N. Bourbakis, "A fuzzy region growing approach for segmentation of color images", Pattern Recognition, vol. 30, n° 6, 1997, pp. 867-881.

[NGU-82]

P.T. Nguyen & J. Quinqueton, "Space filling curves and texture analysis", Proc. of the IAPR International Conference on Pattern Recognition (ICPR'82), 1982, pp 282-285.

[NIE-93]

J. Nieweglowski & T. Campbell, "Recursive image filters and space filling curves", Proc. of the IEEE Winter Workshop on Nonlinear Digital Signal Processing, Tampere, Finland, January 1993, pp 4.1/5.1-5.6.

[NIK-93]

N. Nikolaidis, I. Pitas & T. Kilindris, "Application of directional statistics to non linear filtering and analysis", Proc. of the IEEE Winter Workshop on Nonlinear Digital Signal Processing, Tampere, Finland, January 1993, pp. 1.2/4.1-4.6.

[NIK-95]

N. Nikolaidis & I. Pitas, "Optimal multichannel L-filters based on reduced ordering", Proc. IEEE International Workshop on Non Linear Signal and Image Processing, Neos Marmaras, Haldikiki, Greece, June 1995, pp. 507-510.

[NIK-96]

N. Nikolaidis & I. Pitas, "Adaptive multichannel L-filters based on reduced ordering", Proc. of 8th EUSIPCO, Trieste, Italy, september 1996, pp. 153-156.

[NUZ-2000]

D.Nuzillard & J.M Nuzillard , "Application of Blind Source Separation to 1-D and 2-D ", Astronomy and Astrophysics supplement series, n° 147, novembre 2000, pp. 129-138.

[OHL-75]

R. Ohlander, "Analysis of natural scenes", Departement of C.S., Carnergie-Mellon University, Ph. D. Thesis, 1975.

[ORT-00]

F. Ortiz, F. Torres, S. Puente & F. Candelas, "Use of the Hue / Saturation / Intensity Color Spaces to the Morphological Processing of Color Images", Proc. of CGIP'2000, St-Etienne, France, Oct 2000, pp 219-224.

[OTH-80]

Y. Otha, T. Kanade & T. Sakai, "Color Information for Region Segmentation", Computer Graphics and Image Processing vol. 13, 1980, pp. 222-241.

[PEI-91]

S.C. Pei & F.C. Chen, "Subband decomposition of monochrome and color images by mathematical morphology", Optical Engineering, vol. 30, 1991, pp 921-933.

[PIT-90a]

I. Pitas & A. N. Venetsanopoulos, "Nonlinear digital filters", Kluwer Academic Publishers, 1990.

[PIT-90b]

I. Pitas, "Marginal Order Statistics in Color Image Processing", in Signal Processing V Theories and Applications, Torres and al. (eds), Elsevier, 1990, pp. 809-812.

[PIT-90c]

I. Pitas & S. Vougioukas, "Adaptive non linear filters based on order statistics", in Signal Processing V Theories and Applications, Torres and al. (eds), Elsevier, 1990, pp. 397-400.

[PIT-91]

I. Pitas & P. Taskalides, "Multivariate ordering in color image filtering", IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 1, n° 3, September 1991, pp. 247-259.

[PLA-96a]

K. Plataniotis, C. Regazzoni, A. Teschioni & A.N. Venetsanopoulos, "A new distance measure for vectorial rank-order filters based on space filling curves", Proc. of 3rd IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'96), Lausanne, Switzerland, September 1996, vol. 1, pp 411-414.

[PLA-96b]

K. Plataniotis, D. Androustos & A. Venetsanopoulos, "Nearest neighbour multichannel filters for image processing", Proc. of 8th EUSIPCO, Trieste, Italy, september 1996, pp. 157-160.

[PLA-97]

K. Plataniotis, D. Androustos, S. Vinayagamoorthy & A. Venetsanopoulos, "Color Image Processing Using Adaptive Multichannel Filters", IEEE Trans. on Image Processing, vol. 6, n° 7, July 1997, pp. 933-949.

[PLA-99]

K. Plataniotis & A. Venetsanopoulos, "A taxonomy of Similarity Operators for Color Images", Proc. of 1999 IEEE Workshop on nonlinear signal and image processing (NSIP'99), Antalya, Turkey, June 1999, pp. 119-123.

[QUE-97]

A. Quesser "Color spaces for inspection of natural objects", Proc. of 4rd IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'97), 1997, vol. 3, pp 42-45.

[REG-97]

C. Regazzoni & A. Teschioni, "A new approach to vector median filtering based on space filling curves", IEEE Trans. on Image Processing, vol. 6, n° 7, July 1997, pp 1025-1037.

[RON-90]

C. Ronse, "Why mathematical morphology needs complete lattice", Signal Processing, vol. 21, 1990, pp 129-154.

[SAG-94]

H. Sagan, "*Space Filling Curves*", Springer Verlag, New-York, 1994.

[SAL-96]

D. Salomon, "*Le mélanome malin, un défi d'ignostic et thérapeutique*", Médecine et Hygiène, vol. 2108, pp. 475-476, 1996.

[SAN-96]

S. J. Sangwine, "*Fourier transform of colour images using quaternions, or hypercomplex numbers*", Electronics Letters, vol. 32, n° 21, pp. 1979-1980, Oct. 1996.

[SAN-98]

S. J. Sangwine, "*Color image edge detector based on quaternion convolution*", Electronics Letters, vol. 34, n° 10, pp. 969-971, May 1998.

[SAP-96]

G. Sapiro and D. L. Ringach, "*Anisotropic diffusion of multivalued images with application to color filtering*", IEEE Trans. on Image Processing, vol. 5, n° 11, 1996, pp. 1582-1586.

[SAP-97]

G. Sapiro, "*Color snakes*", Computer Vision and Image Understanding, 68:2, pp.247-253, 1997.

[SCA-95]

R. Schäfer & T. Sikora, "*Digital video coding standards and their role in video communications*", Proc. of the IEEE, vol 83, n° 6, June 1995, pp 907-924.

[SCH-93]

R. Schettini, "*A segmentation algorithm for color images*", Pattern Recognition Letters 14, 1993, pp 499-506.

[SER-82]

J. Serra, "*Mathematical Morphology*", volume 1, Academic Press, London, 1982.

[SER-88]

J. Serra, "*Mathematical Morphology, Theoretical Advances*", volume 2, Academic Press, London, 1988.

[SER-93]

J. Serra, "*Anamorphoses and function lattices*", in E. Dougherty: Mathematical Morphology in Image Processing, pp. 483-523, Marcel Dekker, New York, 1993.

[STE-83]

R.J. Stevens, A.F. Lehar & F.H. Preston, "*Manipulation and presentation of multidimensional image data using the Peano scan*", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-5, n° 5, september 1983, pp. 520-526.

[STR-99]

E. Stringa, A. Teschioni, C. Regazzoni, "*A classical morphological approach to color image filtering based on space filling curves*", Proc. of the IEEE Workshop on NonLinear Signal and Image Processing, NSIP, June 1999, pp. 351-354.

[TAL-98]

H. Talbot, C. Evans & R. Jones, "*Complete ordering and multivariate mathematical morphology*", Proc. 4th International Symposium on Mathematical Morphology and its Applications (ISMM'98), Amsterdam, The Netherlands, June 1998, pp 27-34.

[TAN-95a]

K. Tang, M. Gabbouj & J. Astola, "A Novel Nonlinear Vector Filter for Grey-Level Image Filtering", Proc. IEEE International Workshop on Non Linear Signal and Image Processing, Neos Marmaras, Haldikiki, Greece, June 1995, pp. 626-629.

[TAN-95b]

K. Tang, & J. Astola, "Nonlinear Multivariate Image Filtering Techniques", IEEE Trans. on Image Processing, vol. 4, n° 6, June 1995, pp. 788-798.

[TOM-86]

S. Tominaga, "Color image segmentation using three perceptual attributes", In proc. CVPR, 1986, pp. 628-630.

[TRA-93]

P. Trahanias & A. Venetsanopoulos, "Vector directional filters : a new class of multichannel image processing filters", IEEE Trans. on Image Processing, vol. 2, n° 4, October 1993, pp. 528-534.

[TRA-96]

P. Trahanias, D. Karakos & A. Venetsanopoulos, "Directional processing of color images : theory and experimental results", IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 5, n° 6, June 1996, pp. 868-880.

[TRE-97]

A. Trémeau & N. Borel, "A region growing and merging algorithm to color segmentation", Pattern Recognition, vol. 30, n° 7, 1997, pp. 1191-1203.

[TRE-00]

A. Trémeau & P. Colantoni, "Regions Adjacency Graph Applied to Color Image Segmentation", IEEE Trans. on Image Processing, vol. 9, n° 4, April 2000, pp. 735-744.

[TUK-74]

J. W. Tukey, "Nonlinear (nonsuperposable) methods for smoothing data", Proc. of Electronics and Aerospace Systems Conference, Washington, USA, October 1974, pp. 673.

[UCH-94]

T. Uchiyama & M.A. Arbib, "Color Image Segmentation using competitive learning", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-16, n° 12, 1994, pp. 1197-1206.

[VER-96a]

C. Vertan, V. Popescu & V. Buzuloiu, "Morphological like operators for color images", Proc. of 8th EUSIPCO, Trieste, Italy, September 1996, pp. 165-168.

[VER-96b]

C. Vertan, M. Malciu, V. Buzuloiu & V. Popescu, "Median filtering techniques for vector valued signal", Proc. of 3rd IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'96), Lausanne, Switzerland, September 1996, vol. 1, pp. 977-980.

[VIL-95]

J.L. Vila, "Filtrage d'ordre directionnel adaptatif : application aux autoradiographies de séquences d'A.D.N", thèse de l'Université de Savoie soutenue en février 1995.

[WIL-92]

S.S. Wilson, "Theory of Matrix Morphology", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-14, n° 5, June 1992, pp. 636-652.

[YAG-96a]

R. Yager & A. Kelman, "Fusion of fuzzy information with considerations for compatibility, partial aggregation and reinforcement", International Journal of Approximate Reasoning, 1996, vol. 15 pp. 93-122.

[YAG-96b]

R. Yager, "*On mean type aggregation*", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 1996, Part B vol. 26, n° 2 pp 209-221.

[YAG-97]

R. Yager, "*A general approach to the fusion of imprecise information*", International Journal of Intelligent Systems, 1997, vol. 12 pp 1-29.

[ZEN-86]

S. Di Zenzo, "*A note on the gradient of multi-image*" Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol. 33, pp. 116-125, 1986.