

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Université Badji mokhtar – Annaba  
University of Badji mokhtar - Annaba



جامعة باجي مختار - عنابة

Faculté : Sciences de L'ingéniorat  
Département : Electronique  
Domaine : Sciences et Techniques  
Filière : Télécommunication  
Spécialité : système de  
Télécommunication

Mémoire

Présenté en vue de l'obtention du Diplôme  
de Master

**Thème:**

***Lissage non linéaire et manipulations multi-échelles.***

Présenté par :

-ZERAIRIA Abdessalem

-DRICI Aymen

Encadrant : BOUGHAZI Mohammed Pr

Université

**Jury de Soutenance :**

Mr.FEZARI

Pr Université Badji  
mokhtar anaba

Président

Mr.BOUGHAZI

Pr

Encadrant

Mr.KADDECHE

Pr

UniversitéUniversité

Examineur

Année Universitaire : 2020/2021

## REMERCIEMENTS

*Avant tout, nous remercions DIEU le tout puissant pour nous avoir aidé à réaliser ce travail.*

*En premier lieu, nous tenons à remercier très chaleureusement notre encadreur Boughazi Mohammed professeur à la faculté des sciences département d'électronique, université de Annaba, pour son aide fructueux, de nous avoir aidé, orienter, conseiller et soutenir pendant toute la durée de ce travail.*

*Nous remercions nos professeurs : Mr Fezari, Mr Kaddeche, d'avoir accepté d'examiner ce travail.*

*Nos remerciements et notre reconnaissance à tout ceux qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire.*

*Enfin, nous remercions tous nos enseignants qui nous ont suivi le long de nos études.*

*Veillez agréer nos professeurs l'expression de nos sentiments très respectueusement dévoués.*

## *Dédicaces*

*Dédicaces Je dédie ce mémoire : A mes très chers parents pour leur soutien et encouragement durant toutes mes années d'études et sans lesquels je n'aurais jamais réussi et a ma famille A tous mes professeurs et enseignants que j'ai eu durant tout mon cursus scolaire et qui m'ont permis de réussir dans mes études. A tous mes amis de l'Université et d'ailleurs A toute personne ayant contribué à ce travail de près ou de loin.*

**DRICI AJMEN**

# *Dédicaces*

*Au meilleur des pères A ma très chère  
maman Qu'ils trouvent en moi la source  
de leur fierté A qui je dois tout A mes  
sœurs et mes frère A qui je souhaite un  
avenir radieux plein de réussite A mes  
Amis A tous ceux qui me sont chers...*

ZERAIRIA ABDESSALEM

**Résumé :** Notre but est de faire une comparaison des décompositions d'images multi-échelles préservant les bords. Nous montrons que les techniques actuelles de décomposition des détails, basées sur le filtre bilatéral, sont limitées dans leur capacité à extraire des détails à des échelles arbitraires. Au lieu de cela, nous préconisons l'utilisation d'un autre opérateur de lissage préservant les bords, basé sur le extrema local, qui est particulièrement bien adapté pour le grossissement progressif des images et pour l'extraction de détails à plusieurs échelles. On a commencé par décrire cet opérateur, et de montrer comment l'utiliser pour construire des décompositions multi-échelles préservant les bords, et le comparer au filtre bilatéral, ainsi qu'à d'autres schémas. Enfin, nous essayons à démontrer l'efficacité de ces décompositions préservant les contours dans le contexte de la cartographie des tons et HDR, de l'amélioration des détails et d'autres applications.

**Abstract :** Our goal is to make a comparison of edge-preserving multi-scale image decompositions. We show that current detail decomposition techniques, based on the bilateral filter, are limited in their ability to extract detail at arbitrary scales. Instead, we advocate the use of an alternative edge-preserving smoothing operator, based on the local extrema, which is particularly well suited for progressive image magnification and for detail extraction at multiple scales. We first describe this operator, and show how it can be used to construct multiscale edge-preserving decompositions, and compare it to the bilateral filter, as well as to other schemes. Finally, we attempt to demonstrate the effectiveness of these edge-preserving decompositions in the context of tone and HDR mapping, detail enhancement and other applications.

## الملخص

نظهر أن تقنيات تحليل التفاصيل الحالية ، هدفنا هو إجراء مقارنة بين تحليل الصورة متعدد المقاييس والمحافظة على الحواف بدلاً من ذلك ، ندعو إلى استخدام عامل تجانس بديل بالفلتر الثنائي ، محدودة في قدرتها على استخراج التفاصيل بمقاييس عشوائية استناداً إلى للمحافظة على الحواف ، استناداً إلى القيم القصوى المحلية ، وهو مناسب بشكل خاص لتكبير الصورة التدريجي واستخراج التفاصيل على مستويات وصفنا هذا المشغل أولاً ، ونوضح كيف يمكن استخدامه لبناء تحليل متعدد النطاقات للحفاظ على الحواف ، ومقارنته بالفلتر الثنائي ، وكذلك . متعددة أخيراً ، نحاول إثبات فعالية هذه التحليلات التي تحافظ على الحواف في سياق النغمة . بالمخططات الأخرى ، وتحسين التفاصيل والتطبيقات الأخرى HDR ورسم خرائط

# Sommaire

<b>Introduction</b> .....	1
---------------------------	---

## **Chapitre I: Généralités sur traitement d'image**

<b>I.1</b> introduction.....	2
<b>I.2</b> Définition d'une image.....	2
<b>I.3</b> Image numérique.....	2
<b>I.4</b> Caractéristiques d'une image numérique .....	3
<b>I.4.1</b> Pixel.....	3
<b>I.4.2</b> Résolution.....	4
<b>I.4.3</b> dimension .....	4
<b>I.4.4</b> bruit.....	4
<b>I.4.5</b> histogramme.....	4
<b>I.4.6</b> le contraste .....	5
<b>I.4.7</b> Conteurs et textures .....	5
<b>I.5</b> types d'images .....	5
<b>I.6</b> Acquisition d'une image.....	5
<b>I.7</b> Pré-traitement d'images.....	5
<b>I.7</b> Système de traitement d'images.....	6

## **Chapitre II : Le filtrage d'image**

<b>II.1</b> Filtrage.....	8
<b>II.2</b> Filtres linéaires .....	8
<b>II.2.1</b> filtre moyenneur uniforme (convolution dans le domaine spatial .....	9
<b>II.2.1.1</b> les inconvénients du filtre moyenneur uniforme .....	11
<b>II.2.2</b> filtre gaussien (et conception d'un filtre gaussien) .....	11
<b>II.3</b> Filtre non linéaire :.....	13
<b>II.3.1</b> Filtre médian.....	13
<b>II.3.2.</b> Le filtrage avec les opérateurs morphologique sur des images binaire.....	14
<b>II.3.3</b> Le filtre bilatéral .....	17

## **Chapitre III : les méthodes utilisées**

<b>III.1</b> Introduction.....	22
<b>III.2</b> Filtrage bilatéral pour les images grises et couleur.....	22
<b>III.2.1</b> L'idée .....	22

III.2.2 Le cas gaussien.....	24
III.2.3 Expériences avec des images en noir et blanc.....	24
III.2.4 Expériences avec des images couleur .....	25
III.3 Filtrage extrema local pour les images grises et couleur .....	27
III.3.1 Décomposition multi-échelle basée sur l'Extrema.....	28
III.3.2 Localisation des extrema .....	31
III.3.3 Construction d'enveloppes extrêmes.....	31
III.3.4 Décomposition multi-échelle.....	32

## Chapitre VI : Résultats et discussion

VI.1 introduction .....	32
VI.2 Filtres non linéaires.....	33
VI.2.1 filtre bilatéral.....	34
VI.2.2 Filtre extrema local.....	34
VI.3 L'application des deux algorithmes sur des différentes images.....	34
VI.3.1 L'application des deux filtres sur des images en niveaux de gris.....	38
VI.3.2 L'application des deux filtres sur des images couleur.....	39
VI.3.3 Applications et utilisations.....	40
VI.3.4 Conclusion.....	41
<b>Conclusion.....</b>	<b>42</b>

## Liste des figures

**Figure I.1 :** représentation d'une image numérique.

**Figure I.2:** groupe de pixel formant la lettre A .

**Figure I.3:** Schéma d'un système de traitement d'images.

**Figure II.1 :** Exemple de masque de convolution du filtre moyennneur.

**Figure II.2:** La convolution implique la numérisation de l'image avec un masque.

**Figure II.3:** le filtrage linéaire de l'image  $E(x, y)$  avec un filtre de noyau  $A$ .

**Figure II.4:** l'effet du filtrage moyennneur.

**Figure II.5 :** le graphe d'une gaussien.

**Figure II.6 :** le graphe d'une gaussien avec sa transformer de Fourier.

**Figure II.7 :** exemple d'un filtre médian.

**Figure II .8 :** Exemple de filtre moyennneur et médian.

**Figure II.9 :** Exemple d'éléments structurants.

**Figure II.10 :** L'ouverture et la fermeture numérique.

**Figure II.11 :** L'ouverture et la fermeture numérique avec une sphère.

**Figure II.12:** Exemple d'opérateur "top-hat" en 1d pour detecter les maximums.

**Figure II.13:** Résultat de l'application du filtre bilatéral.

**Figure II.14:** Résultat de l'application du filtre bilatéral.

**Figure II.15:** Résultat de l'application du filtre bilatéral.

**Figure II.16:** Le principe fonctionne avec les images en couleurs.

**Figure II.17:** Effet du choix de  $\sigma_s$ .

**Figure III.1:** lissage du bruit gaussien par le filtre bilatéral.

**Figure III.2 :** potentiel du filtrage bilatéral pour l'élimination de la texture.

**Figure III.3:** l'élimination de la texture fine par le bilatéral.

**Figure III.4:** montre un détail d'une image avec une veste rouge sur un ciel bleu.

**Figure III.5:** montre le résultat de cinq itérations de filtrage bilatéral .

**Figure III.6:** lissage avec le filtre local extrema.

**Figure III.7:** Les tracés d'intensité.

**Figure III.8:** Comparaison entre le filtrage locale extrema et le filtrage bilatéral.

**Figure III.9:** séparation en détail par l'algorithme.

**Figure III.10:** les trois étapes de lissage par l'algorithme.

**Figure IV.1:** Image filtré par le filtre Gaussien et Moyenneur.

**Figure IV.2:** Filtrage d'un ensemble de bords de marches bruitée.

**Figure IV.3:** Les tracés d'intensité le long d'une ligne de balayage d'une image.

**Figure IV.4:** comparaisons des détails extrais par les deux méthodes.

**Figure IV.5:** L'image d'entrée de Barbara filtrée par deux méthodes.

**Figure IV.6:** Graphiques montrant les intensités des détails.

**Figure IV.7:** le lissage des image réel couleur avec leur graphe.

**Figure IV.8:** égalisation avec les opérateurs de cartographie des tons.

## Liste des abréviations :

**R.G.B:** Red Green Blue

**FBL:** Filtre bilateral

**FEL:** Filtre local extrema

**RTV :** variation totale relative

**TV :** variation totale

**WLS :** (weighted least squares) les moindres carrés pondérés

## Introduction

Le traitement d'image, a commencé à se développer au début des années 70, connaît récemment un fort développement en raison de l'apparition sur le marché des éléments nécessaires (cameras, mémoires, vidéo, ordinateurs) ayant de bonnes performances à des prix raisonnables.

On entend par le traitement d'image deux grandes applications, l'amélioration d'images et la reconnaissance de formes. Ces deux techniques offrent un nombreux point commun mais elles ont des buts différents.

Avec la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autre. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

De ce fait, le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, permettant d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'extraire des informations jugées pertinentes. [1]

Les grands logiciels de traitement et de retouche incorporent déjà un impressionnant catalogue de filtres, auxquels on peut rajouter des centaines d'autres, chargés dans le logiciel d'édition sous la forme de modules externes dont une bonne proportion de filtres « gratuits » à télécharger sur le web.

Sur le plan pratique, il semble logique de classer les filtres selon leur Domaine d'utilisation : les filtres correcteurs (accentuation, lissage, réduction ou augmentation de bruit, etc.). Les filtres de retouche (au sens esthétique du terme) et les filtres d'effets spéciaux. [2]

Notre objectif est de faire une comparaison entre les filtres non-linéaire pour améliorer la qualité de l'image.

Le présent mémoire se compose en quatre chapitres :

**Le premier chapitre :** les notions générales de traitement d'image.

**Le deuxième chapitre :** les types de filtrage d'image.

**Le troisième chapitre :** présente les méthodes utilisées.

**Le quatrième chapitre :** présente la simulation des méthodes utilisée et les différents résultats obtenus.

Le mémoire se termine par une conclusion et perspective.

## **I.1 Introduction**

Le traitement d'images peut être défini comme toutes les méthodes et techniques manipulez l'i mage pour extraire les informations les plus pertinentes ou simplement pour fournit une imageplus visible à l'œil humain.

Dans ce chapitre, nous abordons les connaissances de base nécessaires pour comprendre latechnique de traitement d'images. Ensuite, nous décrirons les différentes techniques Connus dans ce domaine et nous décrirons les différentes technologies connues dans le domaine.

## **I.2 Définition d'une image :**

Une image est une image d'une personne ou d'un objet à travers la peinture, la peinture, la photographie, le cinéma, etc. C'est aussi un ensemble d'informations structurées. Lorsqu'elles sont affichées à l'écran, elles ont un sens pour l'œil humain. Elles peuvent être décrites comme une fonction analogique continue  $I(x, y)$ , qui est définie dans une zone limitée telle que  $x$  et  $y$  Est la même coordonnée du point dans l'espace du point dans l'image, et  $I$  est fonction de l'intensité de la lumière et de la couleur. À cet égard, l'image ne peut pas être utilisée pour les machines qui doivent être numérisées.

## **I.3 Image numérique :**

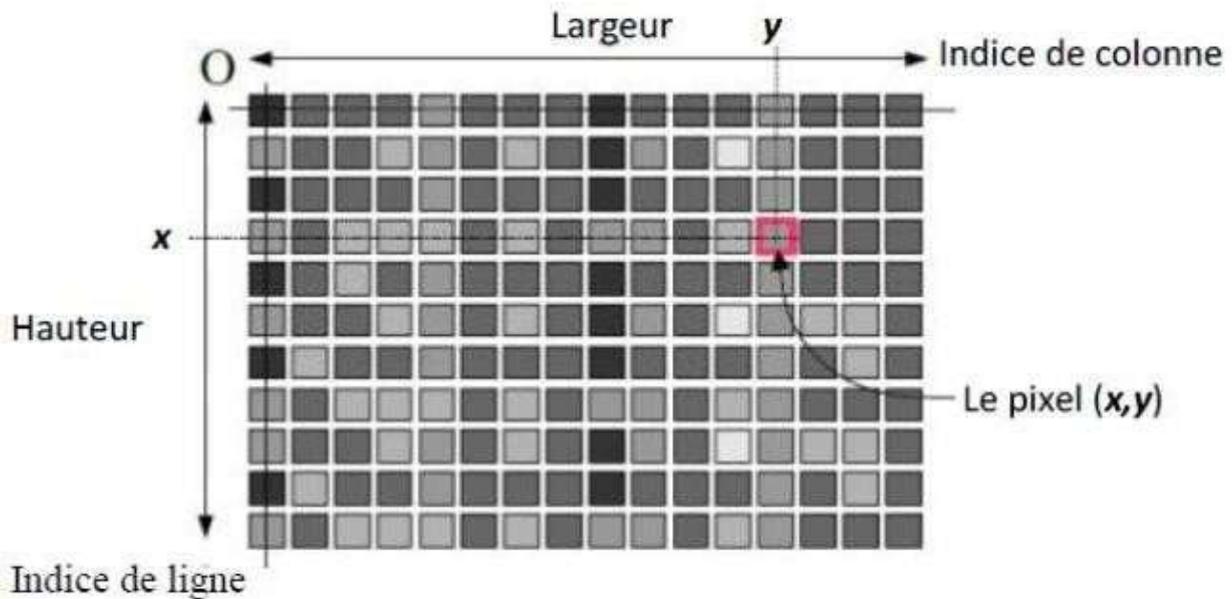
Une image numérique est une image dont la surface est divisée en unités de taille fixe (appelées unités ou pixels), chaque unité a une échelle de gris ou un niveau de couleurdifférent.

La numérisation d'une image consiste à convertir l'image d'analogique en numérique. Comme le montre la figure, il est représenté par une matrice bidimensionnelle de valeurs  $f(x, y)$ , où :

$x, y$ : coordonnées cartésiennes du point de l'image.

$f(x, y)$ : niveau d'intensité .

Chaque point représente une mesure de l'intensité lumineuse perçue par le capteur.



**Figure I-1: Représentation d'image numérique.**

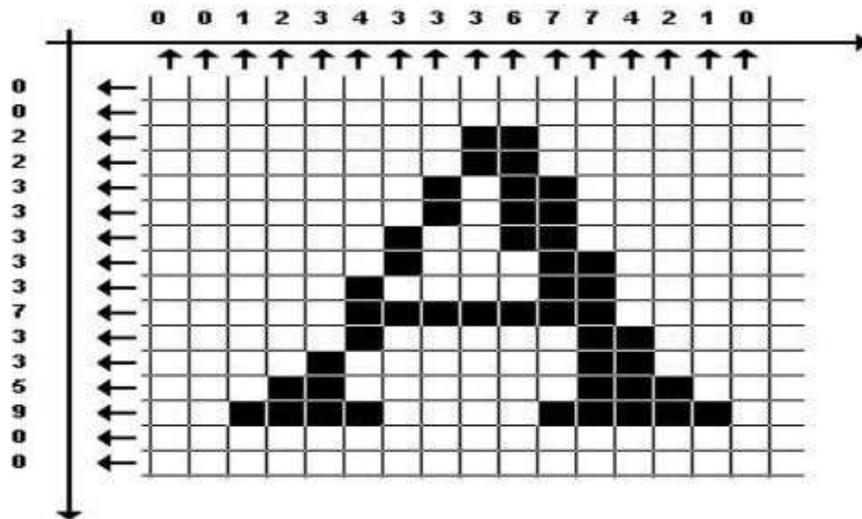
#### **I.4 Caractéristiques d'une image numérique :**

Une image est un ensemble d'informations structurées, qui se caractérise par les paramètres suivants :

##### **I.4.1 Pixel :**

Le pixel est le plus petit point de l'image, c'est une valeur représentant l'intensité de la lumière.

Si un bit est la plus petite unité d'informations qu'un ordinateur peut traiter, alors un pixel est la plus petite unité d'informations pouvant être traité par le matériel et le logiciel dans une image. Par exemple, la lettre A peut être représentée sous la forme d'un groupe de pixels sur la figure ci-dessous



*Figure I-2: groupe de pixel formant la lettre A.*

#### **I.4.2 Résolution**

La résolution de l'image est le niveau de détail affiché dans l'image. Il s'agit du nombre de pixels par unité de longueur de l'image numérisée. C'est endpi (points par pouce) ou dpi (points par pouce). Plus il y a de pixels par unité de longueur de l'image à numériser, plus l'image s'agrandit et plus la résolution est élevée.

#### **I.4.3 Dimension**

C'est la taille de l'image, exprimée dans une matrice, et ses éléments sont des valeurs représentant l'intensité de la lumière (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multipliée par le nombre de colonnes donne le nombre total de pixels de l'image.

#### **I.4.4 Bruit**

Le bruit (parasites) dans l'image est vu comme un changement soudain de l'intensité des pixels par rapport aux pixels voisins. Il est créé en éclairant les dispositifs optiques et électroniques du capteur.

#### **I.4.5. Histogramme**

Donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image.

Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée.

### **I.4.6. Le contraste**

C'est l'opposition marquée entre deux zones d'une image, plus précisément entre les zones sombres et claires de l'image. Le contraste est définie en fonction de la luminosité des deux zones d'image. Lorsque L1 et L2 sont la luminosité de deux zones d'image adjacentes A1 et A2, le contraste C est déterminé par le rapport :

$$C = \frac{L1 - L2}{L1 + L2}$$

### **I.4.7 Contours et textures :**

Les contours représentent la limite entre les objets de l'image ou la limite entre deux pixels où le niveau de gris représente une différence significative. La texture décrit leur structure. L'extraction de contour comprend l'identification de deux points de texture différents dans l'image.

### **I.5 Types d'images**

Il existe trois types d'images :

- Binaire : 2 couleurs (arrière-plan et avant-plan).
- Monochrome : variations d'une même teinte.
- Polychrome : " vraies " couleurs

### **I.6 Acquisition d'une image**

La capture d'image est l'un des maillons les plus importants de toute chaîne de conception et de production d'image. Afin de traiter des images dans un système informatique, elles doivent d'abord être converties pour les rendre lisibles et gérables par ces moyens. La conversion de l'objet externe (image d'origine) vers la représentation interne (dans l'unité de traitement) est réalisée par un processus de numérisation. Ces systèmes d'acquisition sont appelés systèmes d'acquisition optique et peuvent être divisés en deux catégories : les appareils photo numériques et les scanners. [1]

### **I.7 Pré-traitement d'images**

Cette étape intervient immédiatement après l'acquisition des images et vise à améliorer la qualité de l'image. Le temps de traitement (temps processeur) est très important. C'est un facteur clé et devrait être aussi petit que possible. Cela signifie que les opérateurs doivent être

locaux, c'est-à-dire qu'ils doivent perturber un nombre limité de pixels, et sont en fait des pixels dans le voisinage proche du pixel courant.

Les techniques de pré-traitements les plus courantes qu'on va présenter :

- La modification d'histogramme,
- La réduction du bruit par filtrage,

### **I.8 Système de traitement d'images :**

Un système de traitement numérique d'images est composé de :

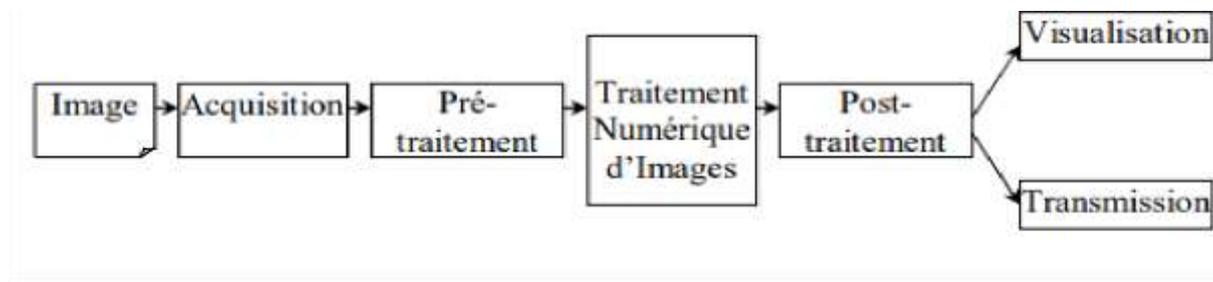


Figure I.3 Schéma d'un système de traitement d'images

# **CHAPITRE 2**

**LE**

**FILTRAGE**

**D'IMAGE**

Le traitement des images se place aux premières étapes du processus de vision artificielle, il est utile pour :

- 1- Restaurer le contenu (réduire l'impact du bruit).
- 2- Améliorer certains éléments de l'image (mettre en évidence les contours irrégularités d'éclairage).
- 3-Compresser le contenu des images en supprimant les informations redondantes. Les concepts précédents (restauration, rehaussement, compression) sont assimilés à des opérations de filtrage.

## **II.1 Filtrage**

Lorsque des images numériques sont capturées, elles deviennent souvent inutilisables pour le traitement d'images. Ils contiennent des signaux bruités pour corriger ce problème. Diverses améliorations préliminaires ou processus de correction ont été réalisés

Les filtres peuvent être divisés en deux catégories principales :

- Filtres linéaires.
- Filtres non linéaires.

## **II.2. Filtres linéaires**

Le filtre linéaire utilise la convolution 2D pour convertir un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie. C'est une opération mathématique. Ils éliminent le bruit de l'image. La taille de chaque filtre est  $N \times N$ , impair  $N$ .

Un filtre linéaire possède les propriétés suivantes :

- Invariance de position : le résultat du filtre dépend uniquement du voisinage du pixel et non de la position absolue du pixel dans l'image.
- Respecte les principes de mise à l'échelle et de chevauchement (le résultat du filtrage de la somme de deux images est le même que celui de la somme des deux images filtrées):

$$(ax + by) = af(x) + bf(y)$$

1-filtre moyennneur uniforme.

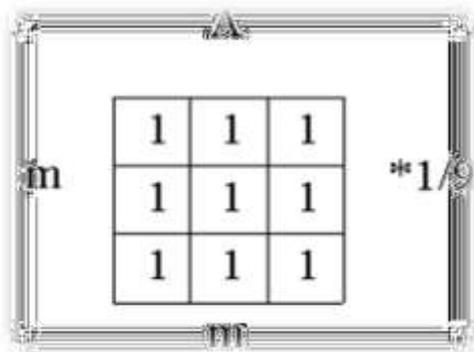
2-filtre gaussien (et conception d'un filtre gaussien).

## II.2.1 Filtre moyenneur uniforme (convolution dans le domaine spatial (I.e. l'image) et filtre moyenneur simple)

On sait que la multiplication dans le domaine fréquentiel est égale à Convolution dans le domaine spatial, c'est-à-dire :

$$f(t) \cdot s(t) \Leftrightarrow F(\omega)S(\omega)$$

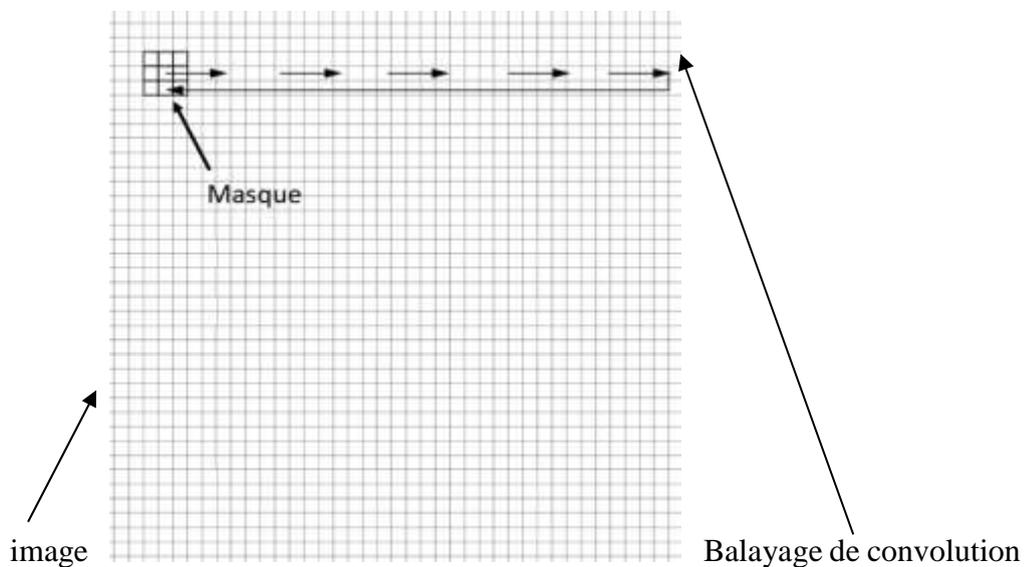
Le filtrage linéaire se fera par convolution du filtre Représenté dans le domaine spatial avec des images. Nous appelons ce filtre un opérateur convolution. Cet opérateur de convolution prend la forme d'un masque ou d'un noyau Convolution("kernel"). L'opération de filtrage consiste la convolution du masque avec l'image.



**Exemple de masque de convolution : le filtre moyenneur**

(figure II.1.)

La convolution implique la numérisation de l'image avec un masque, comme indiqué dans l'image ci-dessous



**Figure II.2**

90	100	120	125	110	90	100
120	110	95	130	100	110	110
115	110	100	120	90	105	110
90	110	110	95	130	110	110
120	125	100	110	105	110	125
105	125	110	90	100	90	125
110	130	100	110	90	100	130

Résultat = 107

**Figure II.3**

Équation de convolution pour le filtrage linéaire de l'image  $E(x, y)$  avec un filtre de noyau  $A(h, k)$  de chaque pixel d'éclairement  $E(i, j)$  est le suivant :

Pour chaque pixel  $(i, j)$ , multipliez la valeur d'éclairement  $E(i, j)$  du pixel couvert par le masque  $A(h, k)$  par la valeur du masque, et ajoutez-les pour obtenir la valeur moyennemultipliée par le masque. Taille  $(1 / m^2)$ .

En observant l'équation, on constate que :

1. Il est plus pratique d'utiliser un masque avec un nombre impair de  $m$
2. Plus  $m$ 'augmente, plus la moyenne est effectuée dans la grande zone environnante la valeur du pixel  $(i, j)$  et le filtrage sont plus importants
3. Le filtrage élimine les fréquences « hautes » de l'image et limite Donc, la fluctuationrapide de l'éclairement.

Si le bruit est réduit, l'image devient de plus en plus floue quand  $m$  augmente.Exemple :



image avec bruit

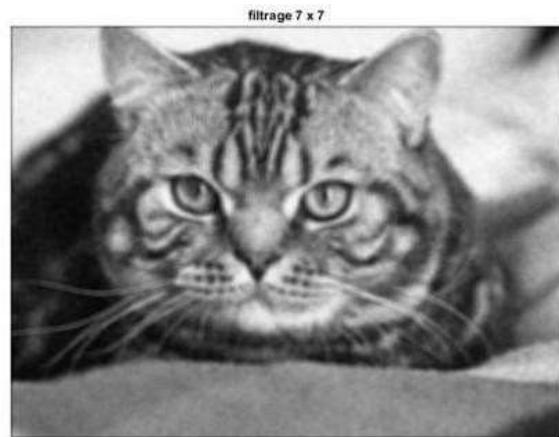


image avec filtrage moyennneur 7 x 7

**figure II.4**

Le filtre moyennneur uniforme atténue les hautes fréquences, mais provoque aussi durescouvrement spectral.

### **II.2.1.1 les inconvénients du filtre moyennneur uniforme**

-La transition soudaine d'illumination est lissée et le bruit impulsionnel (diffusé sur les pixels adjacents) est "supprimé", mais il n'est pas éliminé. Comme mentionné précédemment, les filtres peuvent provoquer un chevauchement spectral, laissant du bruit dans l'image

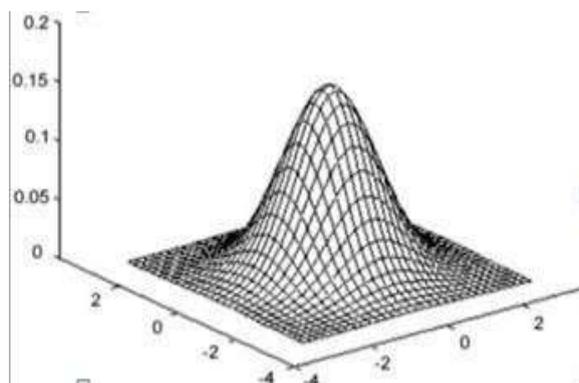
### **- II.2.2 filtre gaussien (et conception d'un filtre gaussien)**

Le filtre gaussien possède un noyau de convolution de forme

gaussienneLa forme du filtre est obtenu de l'équation d'une gaussienne

:

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$$



**figure II.5**

Par rapport au filtre moyen uniforme, il ne provoque aucun chevauchement de spectre, car sa transformée de Fourier est une transformée gaussienne sans lobes secondaires.

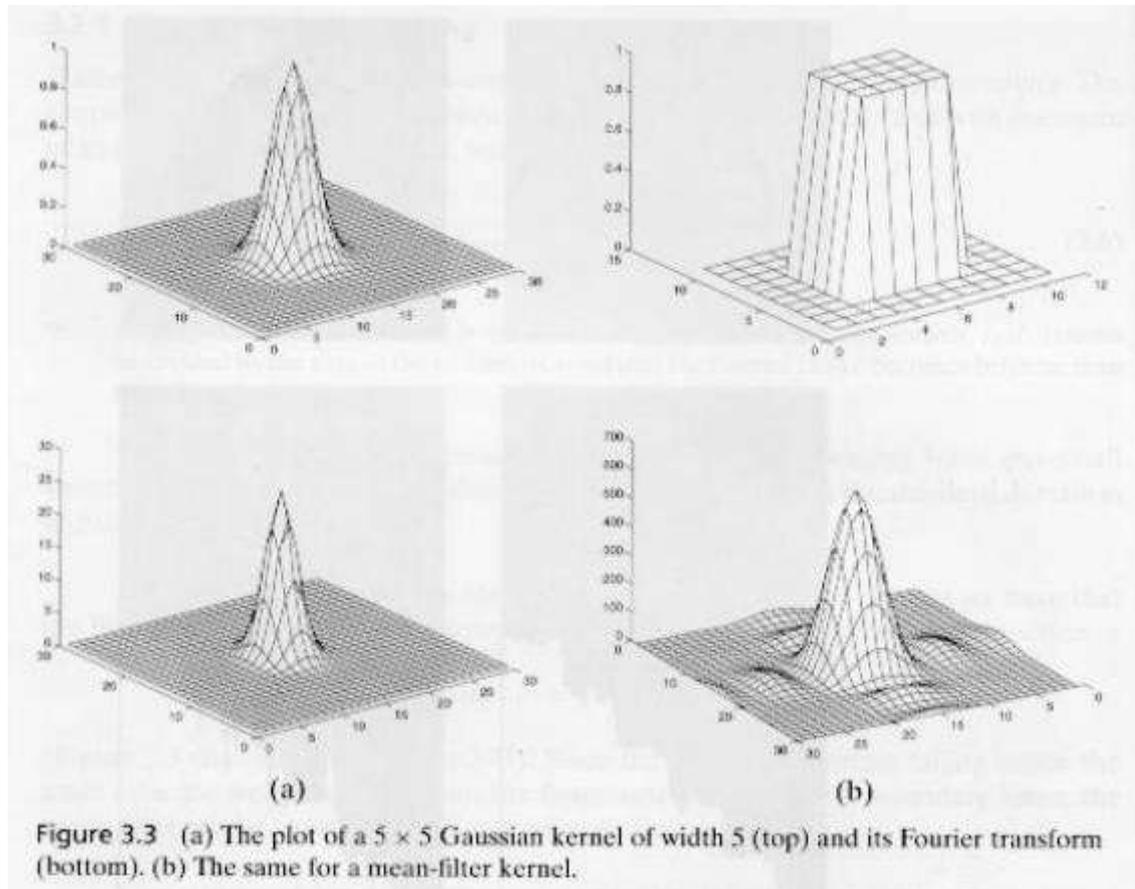


figure II.6

**A1=>filtre gaussien avec noyau de convolution, A2=>filtre gaussien avec trans.de fourrier.**

**B1=>filtre uniforme avec noyau de convolution, B2=>filtre uniforme avec trans.defourrier.**

Le filtrage gaussien de l'image est le résultat de cette fonction convoluant avec gaussien en chaque point de l'image :  $U(x, \sigma) = (G\sigma * U0)(x) = \int \sigma(xy) U0(y) dy$ .

Dans ce cas Ensuite, l'effet de filtre augmentera avec la taille du masque. Cependant, les contours et les détails fins peuvent être mieux préservés par rapport aux moyennes. En fait, lors de l'utilisation de la pondération gaussienne, les filtres gaussiens tiennent mieux compte la corrélation entre les pixels, en particulier pour la texture de l'image (la fonction de corrélation en niveau de gris de la texture est généralement modélisée comme un modèle gaussien).

Le filtre gaussien est un bon exemple des performances qui peuvent être obtenues avec un filtre de ligne à réponse impulsionnelle finie. Le plus grand avantage de ces filtres est leur construction et leur facilité d'implémentation, mais ils ne peuvent pas être utilisés pour un

travail trop fin (dégradation). Par conséquent, ces limitations ont conduit au développement de filtres non linéaires, qui seront présentés dans la section suivante :

### **II.3 Filtre non linéaire :**

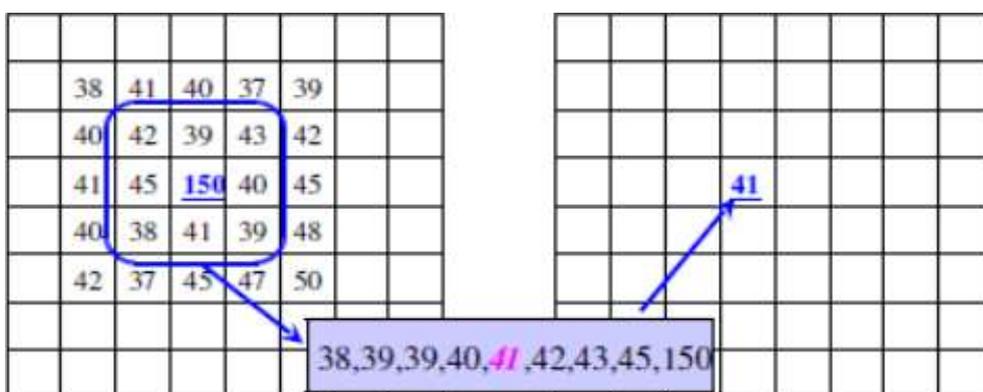
La théorie des filtres non linéaires dit que chacun d'eux est basé sur une base mathématique ou empirique différente, de sorte qu'ils peuvent éliminer complètement le bruit de l'image, le filtrage non linéaire peut permettre de:

- Réduire le bruit impulsionnel (multiplication), ce qui ne peut être obtenu avec le filtre de moyenneur (ou même des filtres gaussiens).
- Par rapport au filtre de ligne moyenne, il nécessite généralement plus de temps de calcul.
- Ne respecte pas les propriétés de commutativité et d'associativité du filtre Linéaire. Exemples de filtres non-linéaires :
  - Filtre médian.
  - Opérateurs morphologiques.
  - Filtre bilatéral.

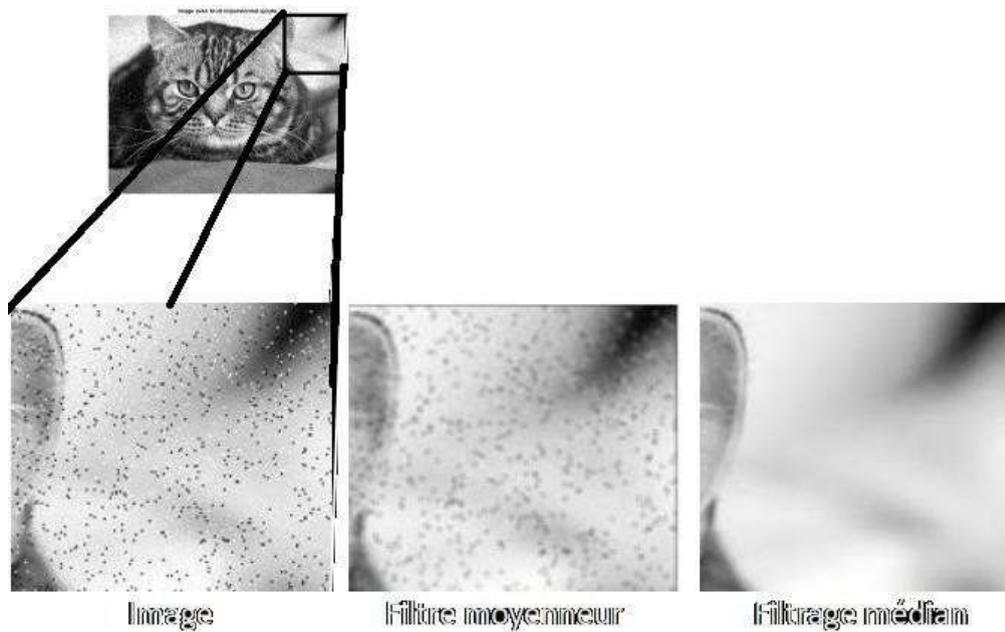
#### **II.3.1 Filtre médian :**

Le filtre médian est très approprié pour filtrer le bruit impulsionnel. Le filtre médian utilise également le noyau pour effectuer les opérations suivantes :

- 1- trier les valeurs d'éclairage des pixels couverts par le masque.
- 2- extraire la valeur médiane des données triées.
- 3- remplacer la valeur et multiplier le pixel central par la valeur médiane



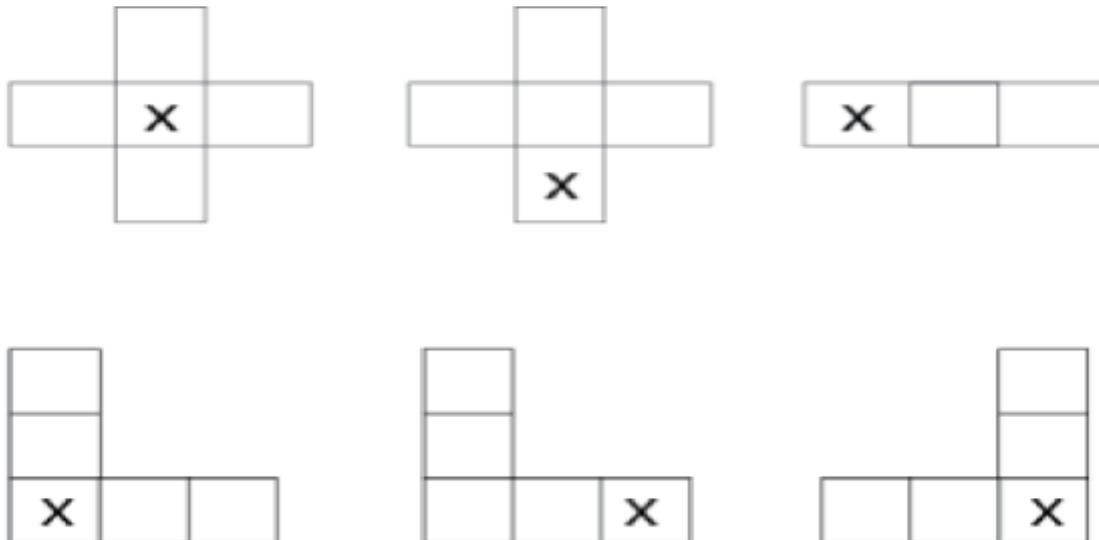
**Figure II.7:** exemple d'un filtre médian



**Figure II.8**

### **II .3.2. Le filtrage avec les opérateurs morphologique sur des images binaires :**

Il existe plusieurs types de filtres morphologiques dits non linéaires qui effectuent des opérations min et max appliquées aux noyaux (appelés éléments structuraux) de forme variable « S ». Exemples d'éléments structurants :



**Figure II.9**

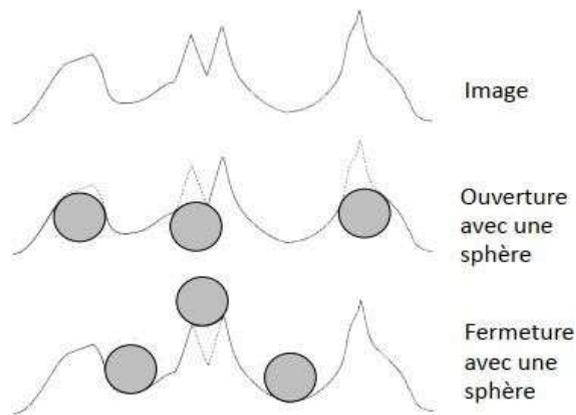
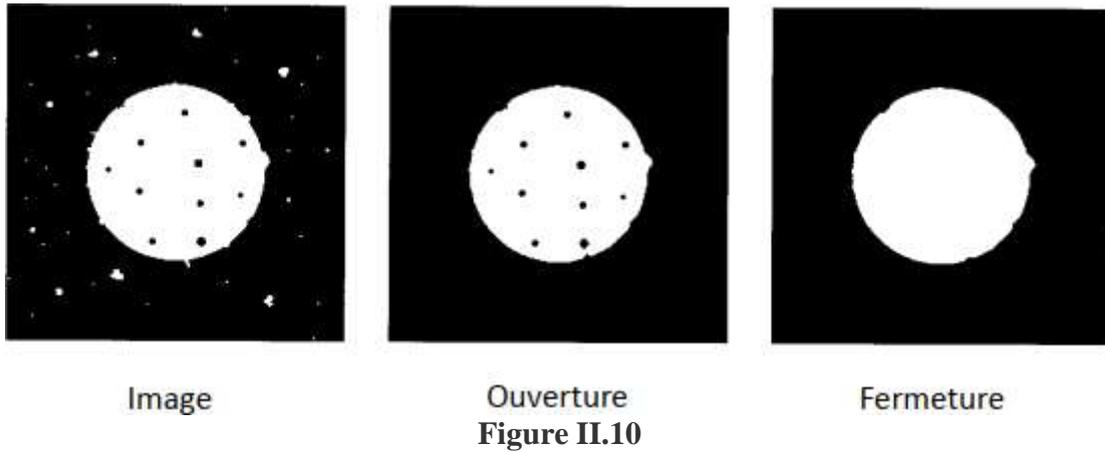
L'opération min-max peut être appliquée séquentiellement à des images avec des éléments structurels spécifiques.

- Érosion (min) : Si le pixel de l'un des éléments du masque est mis à 0, le pixel "milieu" du masque est mis à 0.
- Dilatation (Max) : Si le pixel de l'un des éléments est défini sur 1, alors pour l'élément masqué, définissez le pixel "milieu" du masque sur 1.
- Ouverture ( $f \circ s$ ) : la dilatation après l'érosion supprime le « grain » de l'image binaire.
- Fermeture ( $f \bullet s$ ) : dilatation suivie d'une érosion -fermez le trou dans l'image binaire.
- Pour les images à niveau de gris :  
Opérateur chapeau haut-de-forme (top hat operator)

$$f - (f \circ s)$$

Image de laquelle on soustrait son ouverture – détecte les pics et les crêtes.[2]

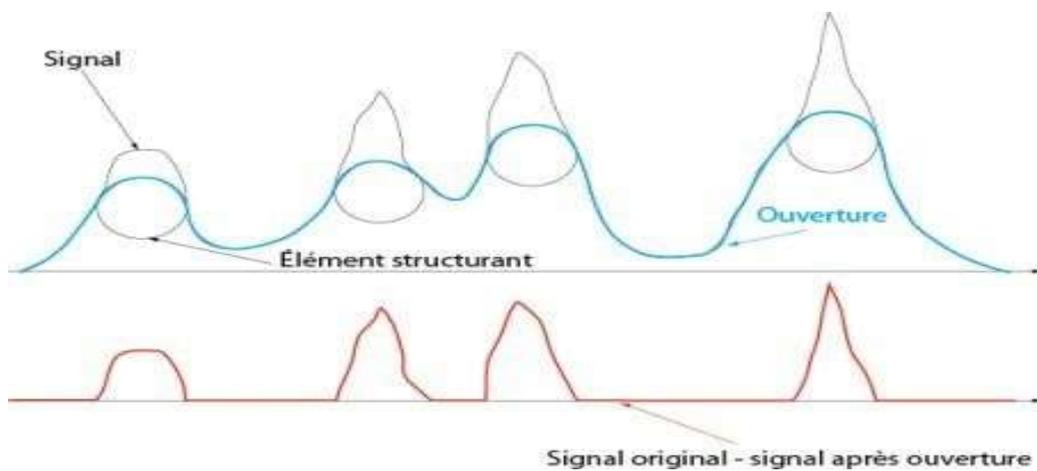
Exemple sur une image binaire :



**Figure II.11**

Exemple sur une image à niveaux de gris:

Exemple d'opérateur "top-hat" en 1d pour détecter les maximums dans un signal :



**Figure II.12**

### II .3.31 e filtre bilatéral :

Le filtrage bilatéral est une technologie de filtrage non linéaire qui peut Lisse et élimine les détails inutiles, son avantage est de conserver le contour entre Zone d'image.

- L'idée derrière le filtrage gaussien (ou simple filtrage moyen) est que les pixels adjacents dans l'espace image ont le même éclairage.
- Par conséquent, on peut considérer que l'éclairage change lentement et que la moyenne spatiale permet de réduire le bruit.
- Si l'hypothèse de variation lentes d'éclairage n'est pas respectée (comme sur les arêtes des images correspondant aux changements rapides de d'éclairage), ces irrégularités seront compensées par un moyennage, ce qui n'est pas idéal.
- Le filtre bilatéral tente de compenser cette interférence en reconsidérant l'excitation de la proximité des pixels sans recourir à un processus itératif.
- L'idée derrière le filtre bilatéral est d'ajouter du poids à la convolution, Considérez la distance entre les pixels dans l'espace des illuminances.  $\epsilon_l$

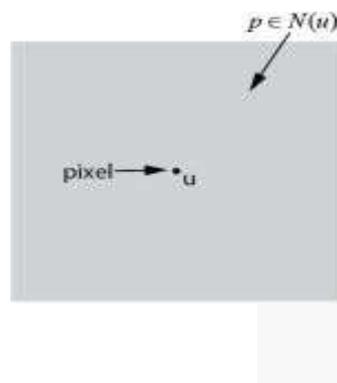


Figure II.13

$$E(u) = \frac{\sum_{p \in N(n)} W_c(\|p - u\|) E(p)}{\sum_{p \in N(n)} W_c(\|p - u\|)}$$

$$K = \sum_{p \in N(n)} W_c(\|p - u\|)$$

- $W_c(p)$  est le poids de l'élément noyau de convolution à la distance  $\|p - u\|$  du pixel central "u"

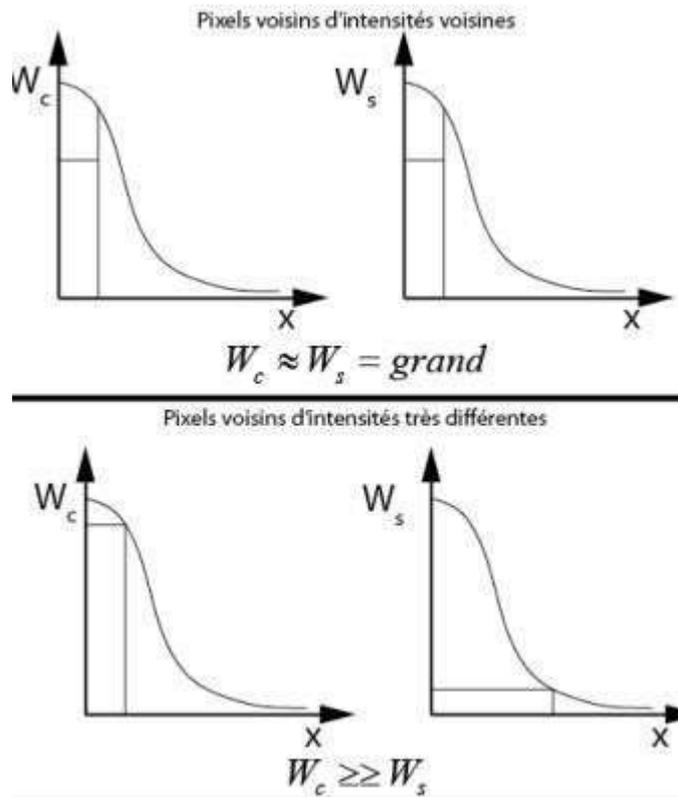
- Ainsi, deux pixels voisins dans l'espace image mais d'illuminance très différentes (comme sur une discontinuité) ne seront pas moyennés car le poids associé à leur distance dans

L'espace des illuminances sera faible.

- Nous choisissons généralement des poids basés sur la distribution gaussienne.[3]

$$W_c = \exp(-x^2 / 2 \cdot \sigma^2 \cdot c).$$

$$W_c = \exp(-x^2 / 2 \cdot \sigma^2 \cdot s).$$



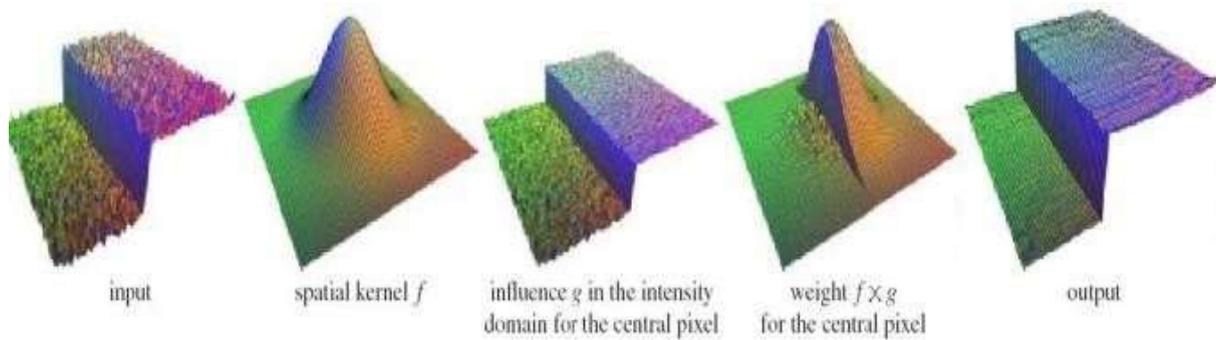
**Figure II.14**

La convolution est maintenant formulée comme suit AVEC

$$E(\text{filtre}) = k^{-1} \sum W_c(\|p - u\|) W_s(\|E(p) - E(u)\|) E(p)$$

AVEC  $k = \sum W_c(\|p - u\|) (\|E(p) - E(u)\|)$

Résultat de l'application du filtre bilatéral:



**Figure II.15**

EXEMPLE 1:



EXEMPLE:



**Figure II.16**

Le principe fonctionne avec les images en couleurs :



Effet du choix de lrs

**Figure II.17**

# **CHAPITRE 3**

## **LES**

### **METHODES**

#### **UTILISEE**

### III.1 introduction

Le lissage d'images préservant les bords et la structure est récemment apparu comme un outil précieux pour une variété d'applications dans le traitement des images. En particulier, il est souvent utilisé pour décomposer une image en une couche de base lisse par morceaux et une couche volatile locale. Une image en une couche de base lisse par morceaux et une couche de détail. Une telle décomposition peut ensuite être utilisée pour l'amélioration des détails, la cartographie des tons HDR, l'extraction de la structure et le traitement de l'image. L'extraction de structures et d'autres tâches. En fonction de l'application, les opérateurs de lissage d'image de préservation peuvent être manipulés séparément de diverses manières, qui peuvent être divisées en filtre local et en optimisation globale.

- **Le filtre local** est développé selon différentes stratégies, notamment le filtre bilatéral (FBL) et le filtre d'extrema local (FEL)

Ces filtres tiennent compte des bords et font un compromis entre l'aplatissement des détails et la préservation des bords entre les pixels voisins en tenant compte de la différence d'intensité. Cependant, le phénomène de Gibbs des filtres locaux entraînera un effet d'anneau sur le bord.

- **Les méthodes d'optimisation globale** comprennent la variation totale (TV), les moindres carrés pondérés (WLS) et la variation totale relative (RTV). [4]

Dans notre projet, nous avons utilisé le filtrage local, précisément le filtre bilatéral, et un opérateur alternatif préservant les bords, basé sur le filtre extrema local.

### III.2 Filtrage bilatéral pour les images grises et couleur

Le filtrage peut être l'opération la plus élémentaire du traitement d'image et de la vision par ordinateur. Au sens le plus large du terme « filtrage », la valeur d'une image filtrée à un emplacement donné est fonction de la valeur de l'image d'entrée dans un petit voisinage du même emplacement. Par exemple, le filtrage passe-bas gaussien calcule une moyenne pondérée des valeurs de pixels dans le voisinage, où le poids diminue avec la distance du centre du voisinage. Bien que cette réduction de poids puisse être expliquée formellement et quantitativement, l'intuition est que les images changent généralement lentement dans l'espace, de sorte que les pixels proches ont probablement des valeurs similaires, il est donc approprié de les faire la moyenne ensemble. La corrélation entre les valeurs de bruit qui détruisent ces pixels voisins est inférieure à la valeur du signal, l'hypothèse de changements spatiaux lents échoue aux bords, de sorte que les bords sont perturbés par un filtrage passe-bas linéaire. Comment éviter le moyennage des bords lors du moyennage dans une zone lisse ? Afin de réduire ces effets indésirables, les gens ont fait beaucoup d'efforts. Le filtrage bilatéral est un schéma de lissage simple, non itératif et préservant les bords.

#### III.2.1 L'idée

L'idée de base sous-jacente au filtrage bilatéral est de faire dans la portée d'une image ce que les filtres traditionnels font dans son domaine. Deux pixels peuvent être proches l'un de l'autre, c'est-à-dire occuper un emplacement spatial proche, éventuellement d'une manière

perceptuelle significative. Considérons un filtre de domaine passe-bas invariant par décalage appliqué à une image :

$$h(\mathbf{x}) = k_d^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\xi) c(\xi - \mathbf{x}) d\xi$$

la police en gras pour  $\mathbf{f}$  et  $\mathbf{h}$  souligne le fait que les images d'entrée et de sortie peuvent être multi-bandes. Afin de préserver la composante continue, il doit être le

$$k_d = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} c(\xi) d\xi$$

Filtrage Range est définie de façon similaire :

$$h(\mathbf{x}) = k_r^{-1}(\mathbf{x}) \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{f}(\xi) s(\mathbf{f}(\xi) - \mathbf{f}(\mathbf{x})) d\xi$$

Dans ce cas, les mesures du noyau de la *photométrie* similitude entre les pixels. La constante de normalisation dans ce cas est

$$k_r(\mathbf{x}) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} s(\mathbf{f}(\xi) - \mathbf{f}(\mathbf{x})) d\xi$$

La distribution spatiale des intensités d'image ne joue aucun rôle dans le filtrage de distance pris en lui-même. La combinaison des intensités de l'image entière, cependant, n'a guère de sens, car la distribution des valeurs d'image loin de  $\mathbf{x}$  ne devrait pas affecter la valeur finale en  $\mathbf{x}$ . De plus, on peut montrer que le filtrage par plage sans filtrage de domaine ne fait que changer la carte des couleurs d'une image, et est donc peu utile. La solution appropriée consiste à combiner le filtrage de domaine et de plage, renforçant ainsi la localité géométrique et photométrique.

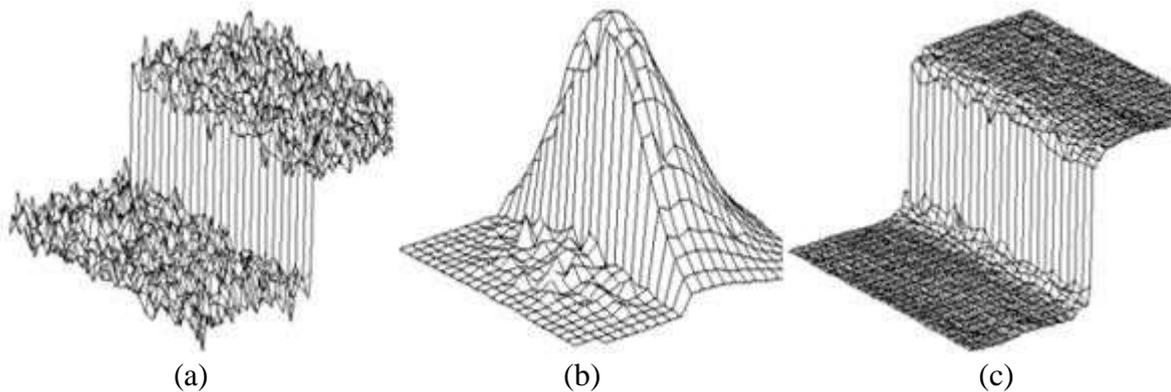
Le filtrage combiné peut être décrit comme suit :

$$h(\mathbf{x}) = k^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\xi) c(\xi - \mathbf{x}) s(\mathbf{f}(\xi) - \mathbf{f}(\mathbf{x})) d\xi$$

Avec la normalisation

$$k(\mathbf{x}) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (\xi - \mathbf{x}) s(\mathbf{f}(\xi) - \mathbf{f}(\mathbf{x})) d\xi$$

Le filtrage de domaine et de plage combiné sera noté *filtrage bilatéral*. Il remplace la valeur de pixel à  $\mathbf{x}$  par une moyenne de valeurs de pixels similaires et proches. Dans les régions lisses, les valeurs de pixel dans un petit voisinage sont similaires les unes aux autres, et le filtre bilatéral agit essentiellement comme un filtre de domaine standard, faisant la moyenne des petites différences faiblement corrélées entre les valeurs de pixel causées par le bruit. Considérons maintenant une frontière nette entre une région sombre et une région claire, comme dans la **Figure III. 1** (a). [5]



**Figure III. 1** Lorsque le filtre bilatéral est centré, par exemple, sur un pixel du côté clair de la frontière, la fonction de similitude  $s$  prend des valeurs proches des pixels du même côté, et des valeurs proches de zéro pour les pixels du côté sombre. La fonction de similitude est représentée sur la figure 1 (b) pour un support de filtre 23x23 centré à deux pixels à droite de l'étape de la figure 1 (a). Le terme de normalisation  $k(x)$  garantit que les poids de tous les pixels s'additionnent à un. En conséquence, le filtre remplace le pixel lumineux au centre par une moyenne des pixels lumineux à son voisinage, et ignore essentiellement les pixels sombres. A l'inverse, lorsque le filtre est centré sur un pixel sombre, les pixels clairs sont ignorés à la place. Ainsi, comme le montre la figure 1 (c), un bon comportement de filtrage est obtenu aux frontières, grâce à la composante de domaine du filtre, et les bords nets sont conservés en même temps, grâce à la composante de plage.

### III.2.2 Le cas gaussien

Un cas simple et important de filtrage bilatéral est le filtrage gaussien invariant par décalage, dans lequel la fonction de proximité  $c$  et la fonction de similitude  $s$  sont des fonctions gaussiennes de la distance euclidienne entre leurs arguments. Plus précisément,  $c$  est radialement symétrique :

$$c(\xi - \mathbf{x}) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{d(\xi - \mathbf{x})}{\sigma_d} \right)^2} \dots \dots \dots (1)$$

Où

$$d(\xi - \mathbf{x}) = \| \xi - \mathbf{x} \|$$

est la distance euclidienne. La fonction de similarité  $s$  est parfaitement analogue à  $c$  :

$$s(\xi - \mathbf{x}) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{\delta(\mathbf{f}(\xi) - \mathbf{f}(\mathbf{x}))}{\sigma_r} \right)^2}$$

où

$$\delta(\mathbf{f}(\xi) - \mathbf{f}(\mathbf{x})) = | \mathbf{f}(\xi) - \mathbf{f}(\mathbf{x}) |$$

est une mesure appropriée de la distance dans l'espace d'intensité. Dans le cas scalaire, cela peut être simplement la différence absolue de la différence de pixels ou, puisque le bruit augmente avec l'intensité de l'image, une version dépendante de l'intensité de celui-ci. Tout comme cette forme de filtrage de domaine est invariante par décalage, le filtre de plage gaussienne introduit ci-dessus est insensible aux changements additifs globaux d'intensité d'image. Bien entendu, le filtre de plage est également invariant par décalage. [5]

### III.2.3 Expériences avec des images en noir et blanc

Les figures 2 (a) et (b) montrent le potentiel du filtrage bilatéral pour l'élimination de la texture. La "simplification" d'image illustrée par la figure 2 (b) peut être utile pour la réduction de données sans perte de caractéristiques de forme globale dans des applications telles que la transmission d'image, l'édition et la manipulation d'image, la description d'image pour la récupération.



(a) **Figure III. 2** (b)

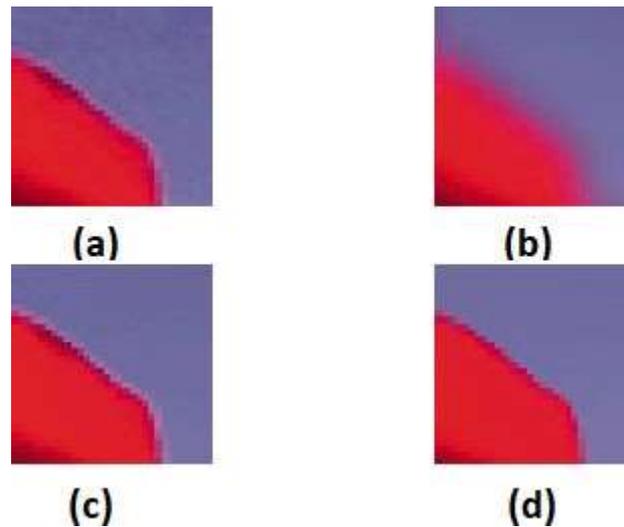
Un filtrage bilatéral avec des paramètres  $\sigma_d = 3$  pixels et  $\sigma_r = 50$  valeurs d'intensité est appliqué à l'image de la figure 3 (a) pour donner l'image de la figure 3 (b). Notez que la majeure partie de la texture fine a été filtrée, et pourtant tous les contours sont aussi nets que dans l'image d'origine. La figure 3 (c) montre un détail de la figure 3 (a) et la figure 3 (d) montre la version filtrée correspondante. Les deux oignons ont pris une apparence graphique et la texture fine a disparu. Cependant, l'ombrage global est préservé, car il se situe bien dans la bande du filtre de domaine et n'est pratiquement pas affecté par le filtre de plage. En outre, les limites des oignons sont préservées.



(c) **Figure III. 3** (d)

### III.2.4 Expériences avec des images couleur

Pour les images en noir et blanc, les intensités entre deux niveaux de gris sont toujours des niveaux de gris. En conséquence, lors du lissage d'images en noir et blanc avec un filtre passe-bas standard, des niveaux de gris intermédiaires sont produits sur les bords, produisant ainsi des images floues. Avec les images en couleur, une complication supplémentaire vient du fait qu'entre deux couleurs, il y a d'autres couleurs, souvent assez différentes. Par exemple, entre le bleu et le rouge, il existe différentes nuances de rose et de violet. Ainsi, des bandes de couleur perturbantes peuvent être produites lors du lissage sur les bords de couleur. L'image lissée n'a pas seulement l'air floue, elle présente également des auras colorées étranges autour des objets.



**Figure III. 4**

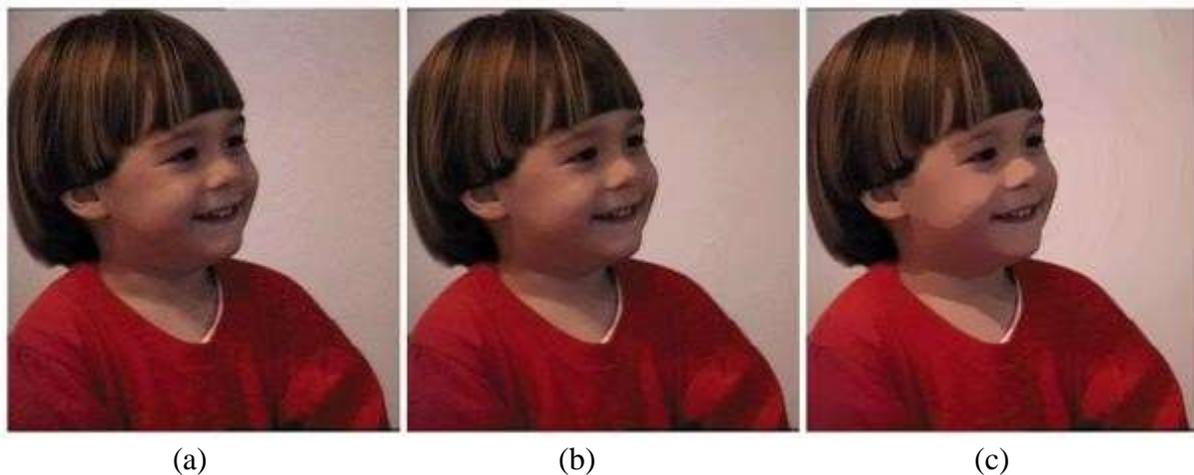
La figure 4 (a) montre un détail d'une image avec une veste rouge sur un ciel bleu. Même sur cette image non floue, une fine ligne rose-violet est visible et est causée par une combinaison de flou de l'objectif et de moyenne des pixels.

En fait, les pixels le long de la frontière, lorsqu'ils sont projetés à nouveau dans la scène, croisent à la fois la veste rouge et le ciel bleu, et la couleur résultante est la moyenne rose du rouge et du bleu. Lors du lissage, cet effet est accentué, comme le montre la large zone rose-violet floue de la figure 4 (b). Pour résoudre cette difficulté, un lissage préservant les bords pourrait être appliqué séparément aux composants rouge, vert et bleu de l'image.

Cependant, les profils d'intensité sur le bord dans les trois bandes de couleur sont en général différents. Le lissage séparé des trois bandes de couleur donne une bande rose et violette encore plus prononcée que dans l'original, comme le montre la figure 4 (c). La bande rose-violet, cependant, n'est pas élargie comme dans la version floue standard de la figure 4 (b). Un résultat bien meilleur peut être obtenu avec un filtrage bilatéral. En fait, un filtre bilatéral permet de combiner les trois bandes de couleur de manière appropriée, et de mesurer les distances photométriques entre les pixels dans l'espace combiné.

De plus, on peut faire en sorte que cette distance combinée corresponde étroitement à la dissemblance perçue en utilisant la distance euclidienne dans l'[Espace colorimétrique CIE-Lab](#). Cet espace colorimétrique est basé sur un grand nombre de données psychophysiques concernant les expériences de correspondance des couleurs effectuées par des observateurs humains.

Dans cet espace, les petites distances euclidiennes sont conçues pour être fortement corrélées à la perception de la différence de couleur telle qu'elle est ressentie par un observateur humain « moyen » de couleur normale. Ainsi, dans un sens, le filtrage bilatéral effectué dans l'espace colorimétrique CIE-Lab. est le type de filtrage le plus naturel pour les images couleur : seules les couleurs perpétuellement similaires sont moyennées ensemble, et seuls les bords perpétuellement importants sont préservés. La figure 4 (d) montre l'image résultant du lissage bilatéral de l'image de la figure 4 (a). La bande rose s'est considérablement rétrécie et aucune couleur étrangère n'apparaît.



**Figure III. 5**

La figure 5 (c) montre le résultat de cinq itérations de filtrage bilatéral de l'image de la figure 5 (a). Alors qu'une seule itération produit une image beaucoup plus nette (figure 5 (b)) que l'original, et est probablement suffisante pour la plupart des besoins de traitement d'image, plusieurs itérations ont pour effet d'aplatir considérablement les couleurs d'une image, mais sans brouiller les bords.

L'image résultante a une carte de couleurs beaucoup plus petite et les effets du filtrage bilatéral sont plus faciles à voir lorsqu'ils sont affichés sur une page imprimée. Remarquez l'aspect de dessin animé de la figure 5 (c). Toutes les ombres et contours sont conservés, mais la plupart des ombres ont disparu et aucune «nouvelle» couleur n'est introduite par filtrage.

### **III.3 Filtrage extrema local pour les images grises et couleur**

De nombreuses applications de la photographie informatique nécessitent une décomposition d'une image en différentes échelles. Les approches traditionnelles qui utilisent des bases linéaires ont évolué pour tenir compte de la nécessité de respecter les bords forts. Les définitions récentes des échelles sont généralement basées sur des définitions d'échelles spatiales combinées avec une notion sur l'étendue pour différencier les bords forts .

Il existe une notion commune d'un bord - de grands gradients ou de grandes différences de valeur où la définition de grande valeur peut dépendre de l'application. Cependant, cette notion de bord rend difficile la capture de détails fins ou de textures qui ont une échelle spatiale fine mais une valeur élevée.

La décomposition non linéaire de l'image qui permet d'extraire efficacement les caractéristiques d'échelle fine, quel que soit leur contraste, en tant que détails, tout en

préservant les bords saillants plus doux dans la couche de base. Contrairement aux approches précédentes qui reposent sur la magnitude des différences entre les pixels, cette approche capture les oscillations locales de l'image en prenant en compte les extrema locaux de l'image. Une texture à échelle fine est caractérisée par des oscillations rapides entre des minima et des maxima.

De plus, l'oscillation entre les extrema fournit informations critiques qui permettent de distinguer les bords individuels à partir des oscillations.

Nous obtenons une décomposition multi-échelle en lissant récursivement l'image tout en rendant progressivement plus grossière l'échelle à laquelle les extrema sont détectés. [6]



(a) Input

(b) Local Extrema Smoothing

**Figure III. 6**

La notion omniprésente d'arêtes en tant que pixels avec de grands gradients ne permet pas de faire la distinction entre les caractéristiques à échelle fine et les arêtes à préserver, comme le montre cet exemple. et les bords qui doivent être préservés, comme le montre cet exemple. (a) Le contraste du motif sur le vase à fleurs est plus important qu'à travers les bords des ombres douces et les limites des pétales. (b) En utilisant l'algorithme de lissage, le motif est extrait en tant que détail en raison de son échelle fine, tandis que les détails grossiers sont préservés.

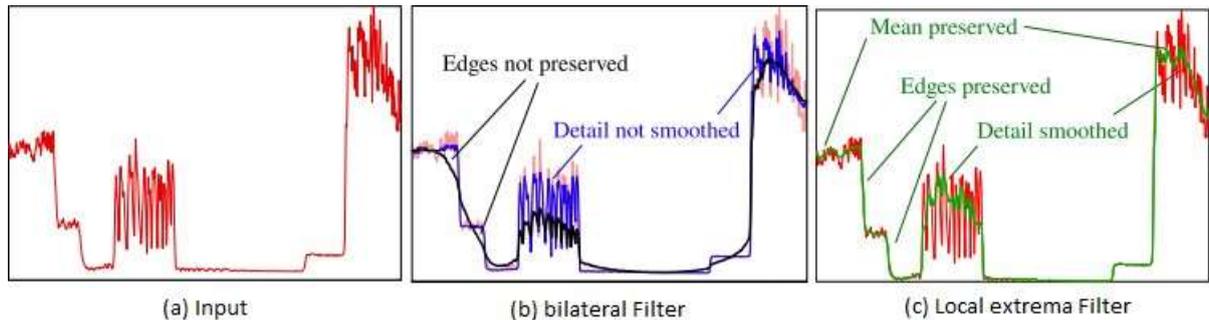
### **III.3.1 Décomposition multi-échelle basée sur l'Extrema**

L'algorithme de lissage qui permet d'efficacement les oscillations fortement contrastées tout en préservant les bords saillants. En appliquant cet algorithme de manière récursive sur l'image lissée, nous calculons une décomposition multi-échelle d'une image d'entrée en couches à différentes échelles de finesse.

En comparaison avec les décompositions multi-échelles existantes préservant les bords, cet algorithme augmente de manière significative la capacité à distinguer une texture très contrastée d'un champ dense de bords. [6]

La notion de détail capture intrinsèquement la variation répétitive de l'intensité, que nous appelons oscillations. Localement, les amplitudes des oscillations représentent le contraste tandis que leurs fréquences spatiales représentent la finesse de l'échelle.

L'objectif est de lisser les oscillations à petite échelle, ou les détails, indépendamment de leurs amplitudes (voir Fig. 8). L'extraction des oscillations d'échelle localement les plus fines en tant que détail en utilisant une seule opération de lissage, et nous obtenons une décomposition multi-échelle par lissage progressif.



**Figure III. 7**

Les tracés d'intensité le long d'une ligne de balayage d'une image d'entrée sont montrés avec deux versions filtrées : (b) Filtrage bilatéral avec des valeurs de paramètres de plage conservatrices (bleu) et agressives (noir). (c) le filtre local extrema. Alors que la technique existante (b) efficace pour lisser les variations de faible amplitude (bleu), elles rendent nécessairement flous les bords (noir) qui ont des gradients de plus faible amplitude que les oscillations à lisser. [6]

L'algorithme de lissage lisse les grandes oscillations et préserve strictement les bords (vert), sans la nécessité d'une sélection minutieuse de p

	Définition de Détail	Définition De Bord	Supposition
Filtre Bilatéral	Faible variation de contraste	Grande différence d'intensité	La texture est peu contrastée
Filtre local extrema	Oscillations spatiales à petite échelle	Forte variance des valeurs de l'intervalle des extrema locaux voisins	Le détail est oscillations entre extrema locaux

**Figure III. 8**

Comparaison entre le filtrage locale extrema et le filtrage bilatéral en termes de décomposition d'images :

La définition des détails comme des oscillations entre des minima et des maxima locaux (voir la figure 10). L'extraction des détails en soustrayant une image lissée, que nous appelons la moyenne, de l'entrée. L'algorithme de lissage utilise les extrema locaux pour détecter les oscillations à leur échelle la plus fine, localement. En interpolant les minima et maxima indépendamment, nous construisons deux enveloppes extrêmes, qui prennent en sandwich les données, et propagent l'information sur les oscillations locales à tous les pixels de l'image. La

moyenne des deux interpolant, évaluée à chaque pixel, fournit une estimation de la moyenne locale autour de laquelle les oscillations se produisent.

Pour s'assurer que la moyenne respecte les bords de l'image d'entrée, les interpolant doivent préserver les bords au sens traditionnel du terme. C'est-à-dire qu'ils restent fidèles à l'entrée en cas de forts gradients.

L'algorithme de lissage se compose de trois étapes : (1) Identification des minima et maxima locaux de  $I$  ; (2) Interpolation des minima et maxima locaux pour calculer les enveloppes extrémales minimales et maximales, respectivement ; (3) Interpolation des minima et maxima locaux pour calculer les enveloppes extrémales maximales respectivement ; (3) calcul de la moyenne lissée  $M$  comme la moyenne des enveloppes extrêmes.

La figure 9 illustre les trois étapes de notre algorithme de lissage en traçant les tranches 1D de l'image de l'image d'entrée de Barbara (rouge), de ses extrema, de ses enveloppes extrêmes (bleu et magenta) et de la moyenne lissée  $M$ , qui est la moyenne des enveloppes extrêmes. et magenta) et la moyenne lissée (noir). La couche de détail est obtenue par  $D = I - M$ .

**III.3.2 Localisation des extrema** : L'utilisation un test simple pour localiser les maxima de l'image. Le pixel  $p$  est considéré comme un maximum (resp. Un minimum) si au plus  $k - 1$  éléments du voisinage  $k \times k$  autour de  $p$  sont supérieurs (resp. Inférieurs) à la valeur du pixel  $p$ . Les oscillations dont les maxima sont détectés en utilisant un noyau  $k \times k$  ont des longueurs d'onde d'au moins  $k/2$  pixels.

Intuitivement, l'utilisation d'un grand noyau néglige la détection des oscillations fines. Nous commençons avec  $k = 3$  et augmentons la taille du noyau pour le lissage multi-échelle après avoir extrait les oscillations fines.

**III.3.3 Construction d'enveloppes extrêmes** : Étant donné une image  $I$  et un ensemble de pixels  $S$  (extrema locaux de l'image), nous calculons une enveloppe extrême  $E$  en utilisant une technique d'interpolation qui a été proposée par Levin et al. [2004] pour la colorisation des images. Dans notre contexte, nous cherchons un interpolant  $E$  tel que les pixels voisins  $E(r)$  et  $E(s)$  ont des valeurs similaires si  $I(r)$  et  $I(s)$  sont similaires. [6]

Plus formellement, nous minimisons la fonction et les enveloppes maximales respectivement. L'image moyenne lissée est calculée comme la moyenne de ces deux enveloppes (voir Fig. 10).

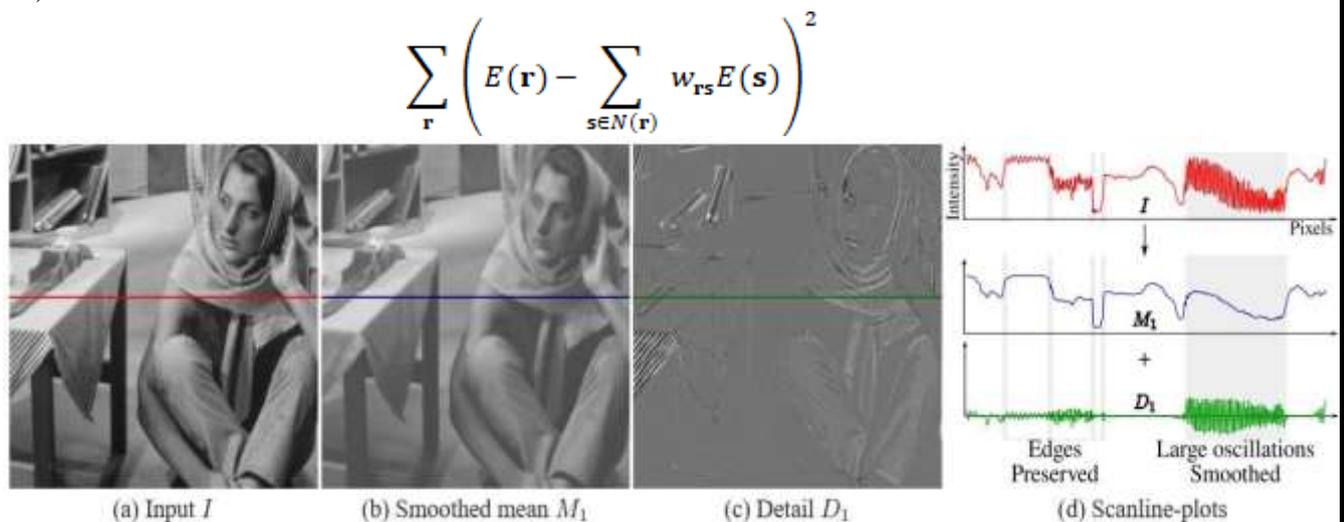


Figure III. 9

Graphiques montrant les intensités d'entrée (rouge) le long d'une ligne et sa séparation en détail (vert) et moyenne (bleu) par l'algorithme.

Malgré la grande amplitude de certaines oscillations, elles sont extraites en tant que détail  $D_1$ , tandis que les bords uniques de plus faible amplitude sont préservés dans la moyenne lissée

$M_1$ , et les enveloppes maximales respectivement. L'image moyenne lissée est calculée comme la moyenne de ces deux enveloppes (voir Fig. 10)[6].

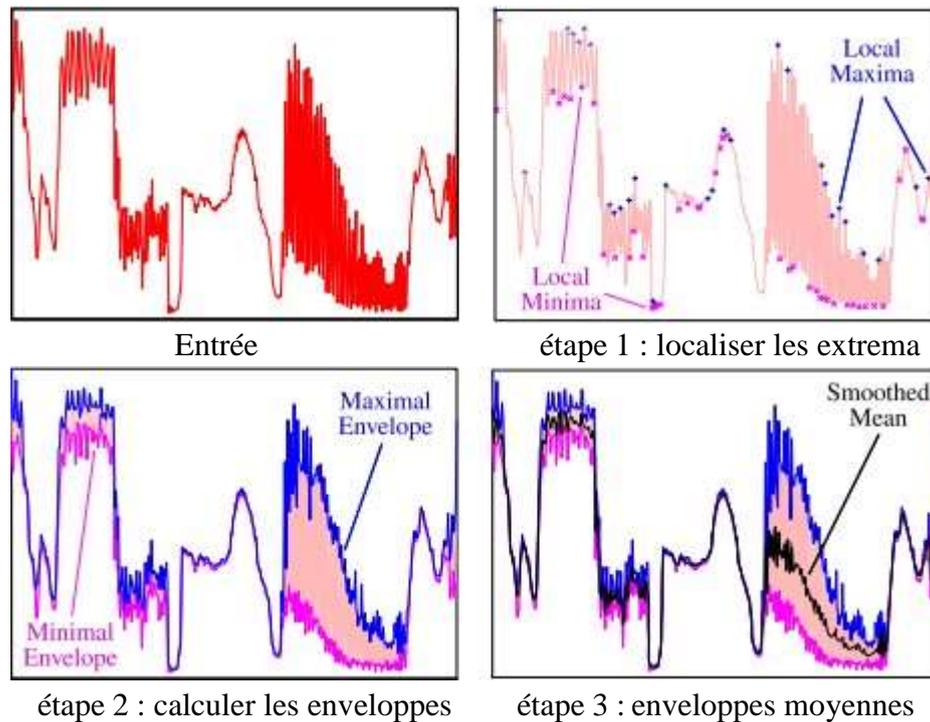


Figure III. 10

### III.3.4 Décomposition multi-échelle

Une seule opération de lissage de  $I$  donne une image détaillée,  $D_1$ , qui contient les oscillations locales les plus fines et une moyenne,  $M_1$ , qui représente une tendance plus grossière. Nous obtenons une décomposition multi-échelle de l'image d'entrée en extrayant récursivement un certain nombre de couches de détails à partir de la moyenne. Après  $n$  opérations récursives de lissage, nous obtenons des images de détail  $D_1, D_2, \dots, D_n$  à des échelles croissantes de grosseur et une image moyenne résiduelle :

$$I(\mathbf{p}) = \sum_{i=0}^n D_i(\mathbf{p}) + M_n(\mathbf{p})$$

En choisissant  $k = 3$  comme taille du noyau d'extrema-localisation pour la première étape de lissage de  $I$  donne un détail  $D_1$  qui capture les oscillations de fréquence jusqu'à  $3/2$   $pixel^{-1}$ . [6]

En augmentant  $k$ , nous capturons effectivement des oscillations plus grossières tout en lissant récursivement  $M_1$ . L'augmentation progressive de  $k$  à chaque lissage récursif, les différentes couches de détails contiennent des oscillations de plus en plus grossières. Dans le chapitre (4) nous verrons l'application du filtre

# **CHAPITRE 4**

# **RESULTATS**

# **ET**

# **DISCUSSION**

## VI.1 introduction

La classe des filtres linéaire est utilisée couramment en traitement du signal. Un opérateur  $f$  de traitement d'image est dit linéaire si :  $f(a.I+b.J) = f(a.I) + f(b.J)$ . Autrement dit, filtrer la somme arithmétique de deux images revient au même que de filtrer les deux images séparément, puis effectuer la somme arithmétique des résultats. Mais un filtre linéaire donné sera le plus souvent caractérisé par son masque, c'est-à-dire la matrice  $[h(i, j)]$  et la relation entrée-sortie étant donnée par :  $S[i, j] = \text{Somme}_{u,v}(E[i, j] * h[i u, j v])$ . Pour  $u, v$  variant de moins l'infini à plus l'infini,  $E$  la matrice de l'image et  $h$  le masque du filtre.

Dans le cas de filtrage linéaire, on considère du bruit linéaire ou uniforme qui peut être un inconvénient.[6]

Lissage avec filtres linéaires

Lisser une image consiste à remplacer la valeur de chaque pixel  $(x, y)$  par la moyenne des valeurs de ses pixels voisins. Le résultat est une image de même nature que l'image d'origine (couleur ou niveau de gris). Nous verrons par la suite les résultats du filtrage linéaire moyenneur et gaussien sur une image de synthèse un ensemble de bords de marche bruitée (régions constantes) (avec l'aimable autorisation de Farbman et al. [2008]), [c]le but de ces filtres rendre plus homogène les niveaux de gris et supprimer le bruit.[7]

### VI.1.2 Filtre Moyenneur

C'est un cas particulier de filtre de convolution **passé-bas**, qui remplace chaque pixel par la moyenne des valeurs des pixels voisins et du pixel central[8]. La taille du masque dépend de l'intensité du bruit et de la taille des détails significatifs de l'image traitée.

Son masque pour un filtre 3\*3 est :  $1/9 \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$  [13]

### VI.1.3 Filtre Gaussien

Les coefficients du masque pour un filtre 3\*3 sont :  $1/16 \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$

Coefficients sont calculés en utilisant des pondérations gaussiennes. Des itérations successives permettent d'obtenir le gaussien 5\*5 (2 itérations) et le gaussien 7\*7 (3 itérations).[11]

Voici, un exemple d'application du filtre Gaussien et du filtre Moyenneur sur une image en niveaux de gris



Image d'entrée

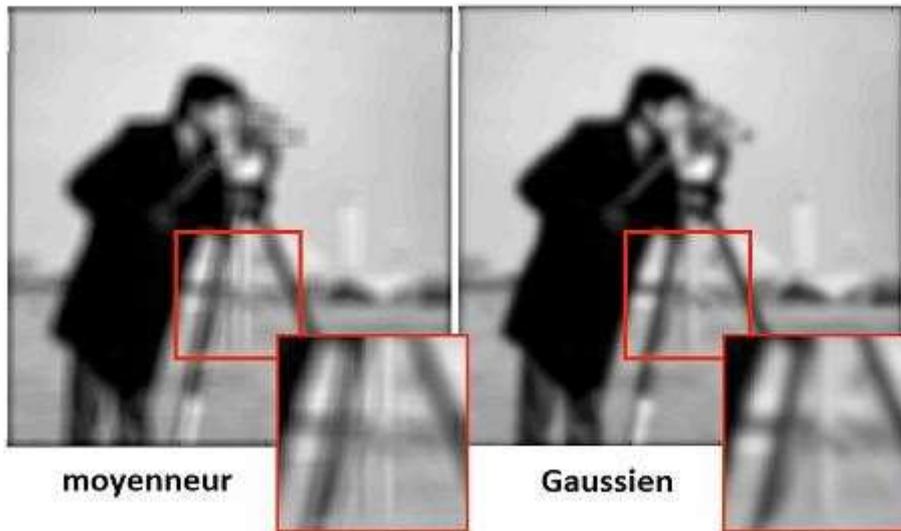


Figure IV. 1

L'utilisation de deux filtres : moyeneur 5x5 et gaussien 5x5 avec  $\sigma_s = 4$  . Les effets du filtre moyeneur, varient avec la taille du masque plus gros comme un 5\*5 ou plus grand encore plus le bruit sera éliminé, mais en contrepartie peut créer une apparence artificielle, des détails fins seront eux-aussi effacés et les contours. En contrepartie le filtre gaussien très populaire utilisé la loi de probabilité de Gauss. Soient  $U(x)$  le niveau de gris en un point  $x$  de l'image à traiter et  $G_\sigma$  la gaussienne d'écart type  $\sigma$ . Dans ce cas aussi, l'effet du filtre augmente avec la taille de son masque. Les contours et les détails fins sont cependant mieux conservés qu'avec le moyeneur.[9][10]

Le filtre gaussien est un bon exemple pour les performances qu'on peut obtenir avec un filtre linéaire à réponse impulsionnelle finie. Le gros avantage de ces filtres, c'est leur facilité de conception et d'implémentation, mais ils ne peuvent être utilisés pour des travaux trop fins (la détérioration des contours qu'ils induisent par exemple, empêchera une segmentation fine des images). Ces limitations ont donc conduit à la conception de filtres non-linéaires présentés dans la partie suivante.[9]

## VI.2 Filtres non linéaires

Ces opérateurs ont été développés pour pallier aux insuffisances des Filtres linéaires et principalement la mauvaise conservation des contours. Ils ont le défaut d'infliger des

déformations irréversibles à l'image résultante. La théorie des filtres non-linéaires est que chacun fondé sur des bases mathématiques ou empiriques différentes, ils permettent donc de supprimer la majorité le bruit dans une image, nous verrons l'application du filtre bilatéral et du extrema locaux.

Le filtre idéal de préservation des contours ne doit ni estomper ni accentuer les contours qui séparent les éléments de l'image à grande échelle, tout en lissant les régions situées entre ces bords. Malheureusement, un tel opérateur n'existe pas, car en général il est impossible de déterminer sans ambiguïté quels bords doivent être préservés.

En outre, afin de produire des décompositions multi-échelles base-détail, l'opérateur doit permettre à des éléments d'image de plus en plus grands de migrer de la couche de base vers la couche de détail.

En d'autres termes, il doit permettre à des régions de plus en plus grandes de devenir de plus en plus lisses.

### VI.2.1 Filtre bilatéral

La plupart des applications récentes en infographie et la photographie numérique utilisent le filtre bilatéral, popularisé par Tomasi et Manduchi [1998]. [4] Il s'agit d'un filtre non linéaire non linéaire, dans lequel chaque pixel du résultat filtré est une moyenne pondérée de ses voisins, les poids diminuant à la fois avec la distance spatiale et avec la différence de valeur. et avec la différence de valeur. Formellement, on a :

$$BLF(g)_p = \frac{1}{k_p} \sum_q G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(\|g_p - g_q\|) g_q$$

$$k_p = \sum_q G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(\|g_p - g_q\|)$$

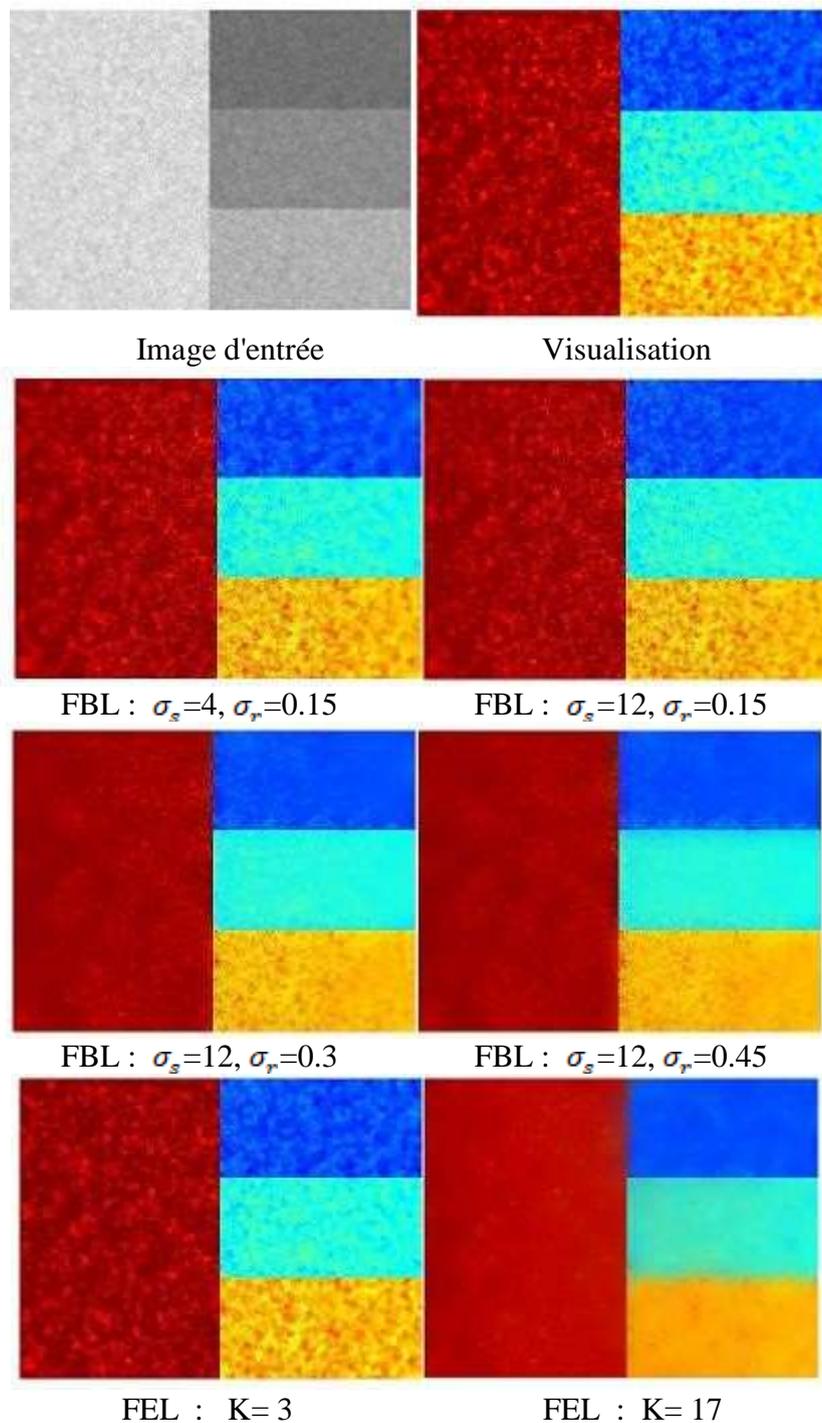
### VI.2.2 Filtre extrema local

Nous utilisons une définitions, basées sur les extrema locaux, pour les bords et les détails qui permettent de distinguer les textures très contrastées des texture très contrastée et les bords simples. En utilisant ces définitions, on applique un filtre sous Matlab basées sur algorithme de lissage préservant les bords qui permet d'extraire des détails à petite échelle indépendamment du contraste. [6]

$$\sum_r \left( E(r) - \sum_{s \in N(r)} w_{rs} E(s) \right)^2$$

### VI.3 L'application des deux algorithmes sur des différentes images.

Alors que le BLF est assez efficace pour lisser les petites variations d'intensité tout en préservant les bords forts, sa capacité à réaliser un grossissement progressif est plutôt limitée. Nous expliquons ci-dessous ces limites, Nous avons répété une expérience réalisée par Farbman et al. [2008], [11] sur une image en niveaux de gris avec plusieurs bords d'escalier de magnitude variable, qui était polluée par le bruit à deux échelles la figure (2)



**Figure IV.2**

Filtrage d'un ensemble de bords de marches bruyants (régions constantes) avec deux filtres de grossissement

(en haut à gauche) est grossièrement constante par morceaux, avec plusieurs marches d'escalier, de différentes amplitudes, et elle contient du bruit à deux échelles différentes. Pour plus de clarté, nous visualisons les intensités de l'image à l'aide d'une carte de couleurs (en haut à droite). carte de couleurs (en haut à droite) ; nous utilisons la même carte de couleurs dans toute la figure.

Avec le lissage préservant les bords, on espère préserver les bords, tout en obtenant des degrés de lissage similaires dans les régions limitées par ceux-ci régions qu'ils délimitent. En effet, l'application du BLF avec un petit  $\sigma_s$  (3ème rangée, à gauche) parvient à lisser la plupart du

bruit de l'échelle fine, tout en gardant les bords nets. Ensuite, nous essayons de lisser le bruit à plus grande échelle en augmentant uniquement le support spatial (3ème rang, à droite), mais avec un succès partiel.

Notez comment une partie du bruit a réintroduit dans l'image filtrée, en particulier près de certains bords. Pour comprendre ce comportement contre-intuitif, considérons un pixel particulier  $p$ , dont la valeur non filtrée est  $g_p$ .

Lorsque  $\sigma_s$  est augmenté, de plus en plus de pixels éloignés  $q$ , dont la valeur  $g_q$  est proche de  $g_p$ , sont moyennés ensemble, et par conséquent la valeur filtrée ne s'éloigne pas trop de  $g_p$ . À la limite ( $\sigma_s \rightarrow \infty$ ), le filtre bilatéral devient un filtre de gamme. Ce comportement a déjà été mis en évidence par Tomasi et Manduchi [1998]. [4]

Ainsi, un lissage plus agressif ne peut pas être obtenu uniquement en augmentant  $\sigma_s$ , et le support de gamme  $\sigma_r$  doit également être augmenté. Cependant, l'augmentation de  $\sigma_r$  réduit la capacité du filtre bilatéral à préserver les bords, et certains d'entre eux deviennent flous, comme le montre la quatrième ligne de la figure 3. la quatrième ligne de la figure 3. Dans la limite ( $\sigma_r \rightarrow \infty$ ), le filtre bilatéral devient un filtre gaussien linéaire.

Pour plus de détails, nous allons voir les tracés d'intensité le long d'une ligne de balayage d'une image d'entrée choisie au hasard avec la base lissée par les deux méthodes

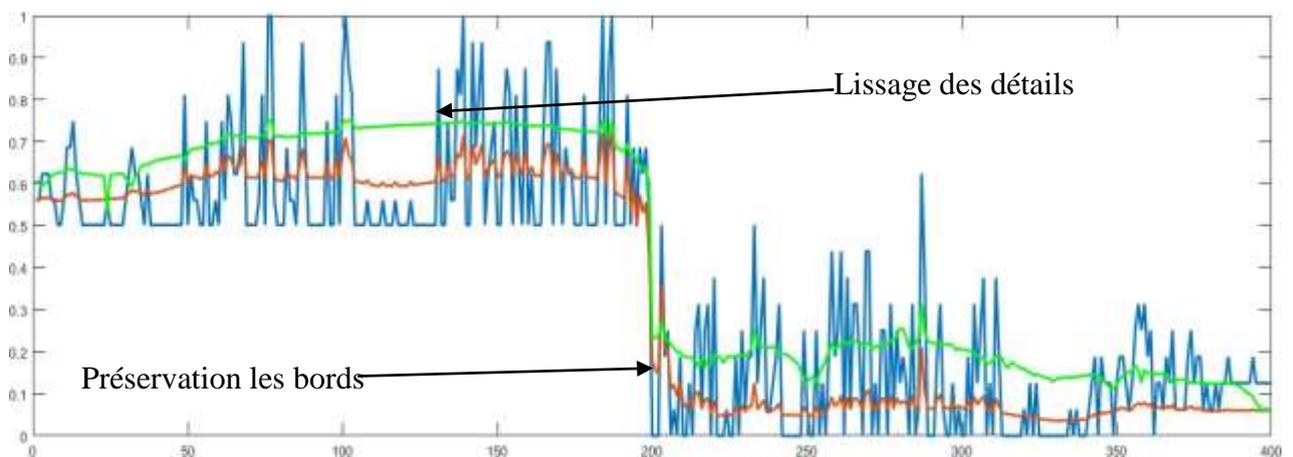
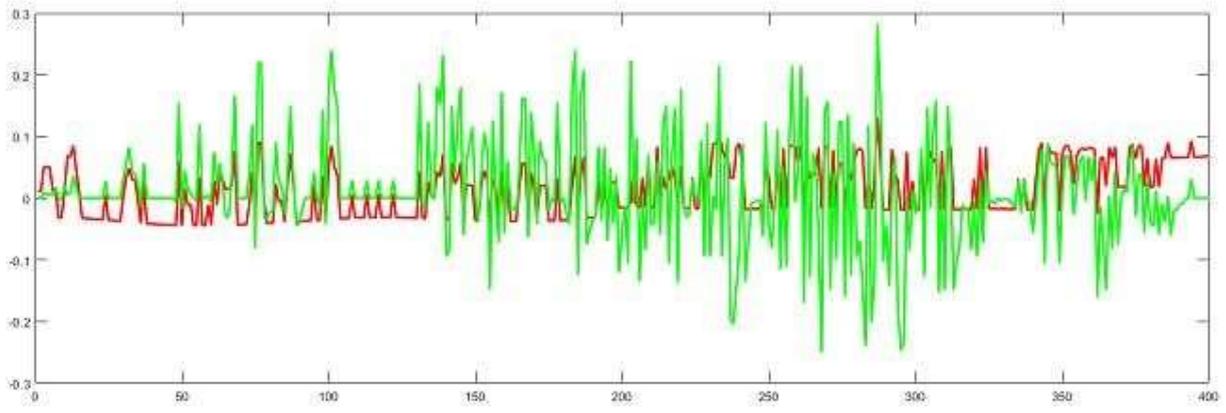


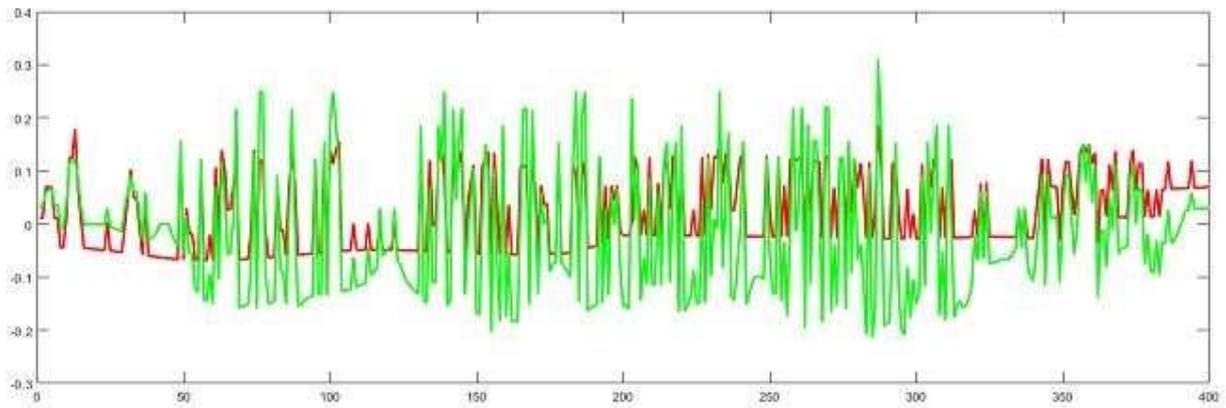
Figure IV.3

Les tracés d'intensité le long d'une ligne de balayage d'une image d'entrée sont montrés avec deux versions filtrées : (en marron) Filtrage bilatéral avec des valeurs de paramètre de plage conservatrice

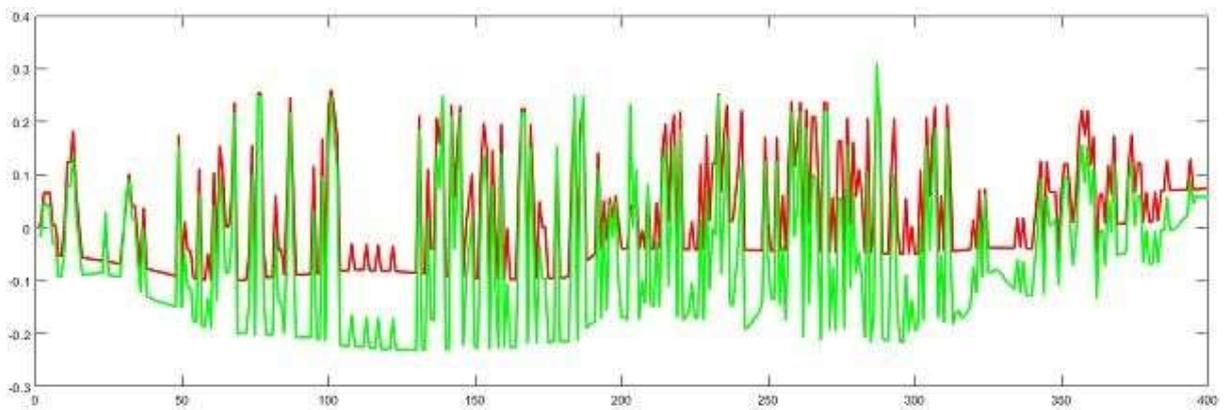
Nous allons comparer l'extraction de la couche de détail par les deux méthodes avec plusieurs paramètres d'entrée on augmentons la taille du noyau  $K$  d'extrema-localisation et support de gamme  $\sigma_r$ .



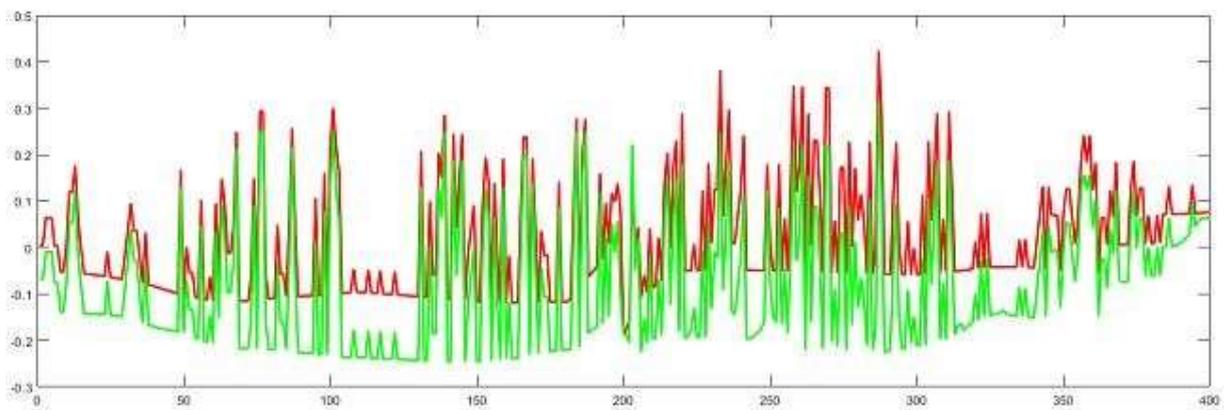
FEL : K= 3, FBL :  $\sigma_s=12, \sigma_r=0.15$



FEL : K= 7, FBL :  $\sigma_s=12, \sigma_r=0.2$



FEL : K= 11, FBL :  $\sigma_s=12, \sigma_r=0.3$



FEL : K= 17, FBL :  $\sigma_s=12, \sigma_r=0.2$

**Figure IV.4**

Alors que la techniques existantes FBL efficaces pour lisser les variations de faible amplitude elles préservent les bords qui ont des gradients de plus faible amplitude que les oscillations à lisser. FLE lisse les oscillations de grande amplitude et préserve strictement les bords (vert), sans la nécessité de sélectionner soigneusement les valeurs des paramètres

En résumé, cet exemple démontre que le FBL échange ses capacités de préservation des bords contre ses capacités de lissage. Lorsque l'échelle des détails extraits, le FBL a tendance à estomper plus de bords, ce qui peut produire des artefacts de halo. En revanche, en appliquant FLE au même signal, il est possible d'obtenir un lissage à la fois plus fin et plus grossier. un lissage plus fin et plus grossier, tout en préservant les bords des marches et sans introduire d'artefacts évidents (figure 5) sans introduire d'artefacts évidents (figure 3, ligne du bas). Dans le site section 4, nous démontrons ces différences en utilisant des images réelles.

### **VI.3.1 L'application des deux filtres sur des images en niveaux de gris.**



Image d'entrée



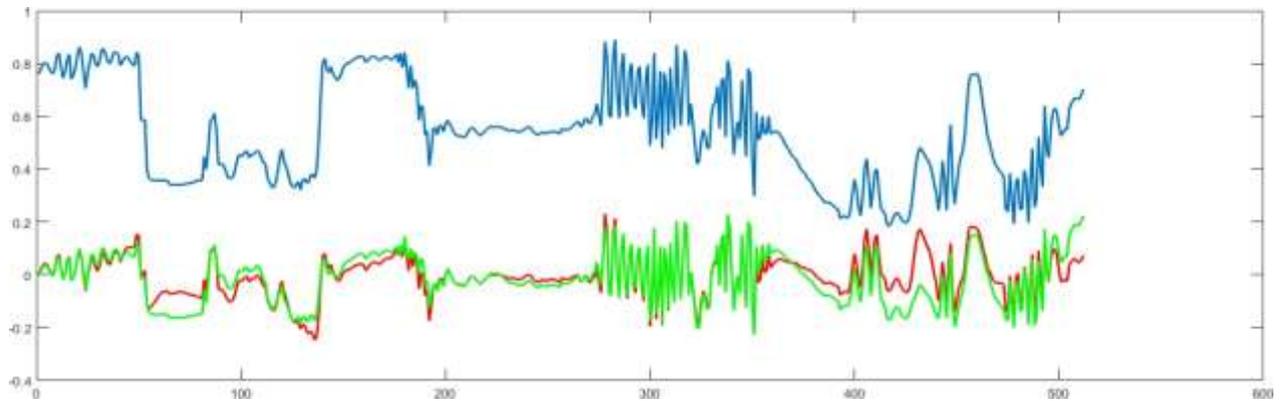
FBL

FEL

**Figure IV.5**

L'image d'entrée de Barbara et les résultats du lissage avec le filtre FBL en utilisant

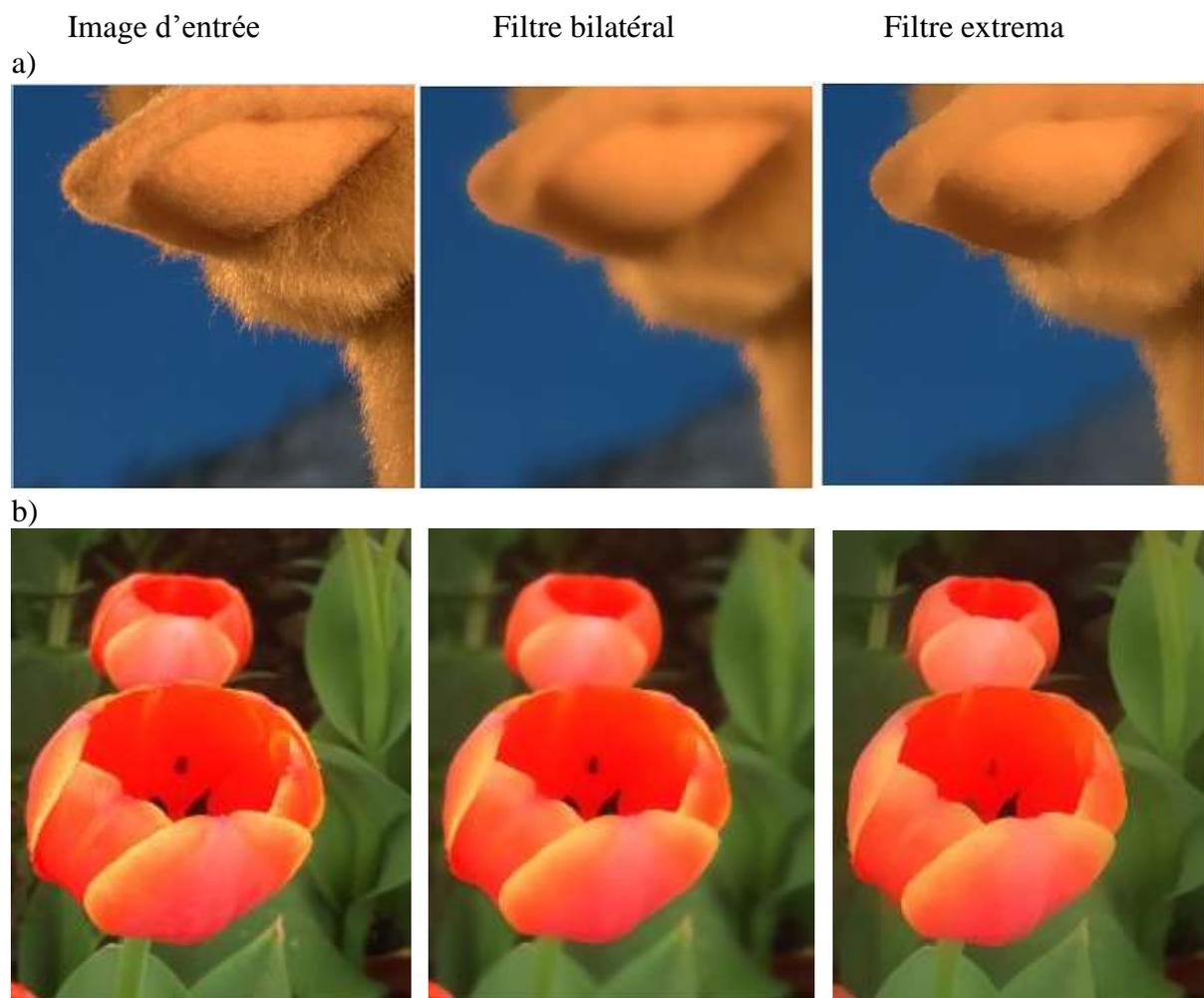
$\sigma_s=10$ ,  $\sigma_r=0.2$  comme paramètres d'entrée. En zoomant sur les inserts avec une texture contrastée et des ombres subtiles, nous voyons que le filtrage bilatéral n'a pas préserver les détails à faible contraste ont également tendance à être à petite échelle. Le FEL préserve les ombres subtiles et lisse efficacement la texture.



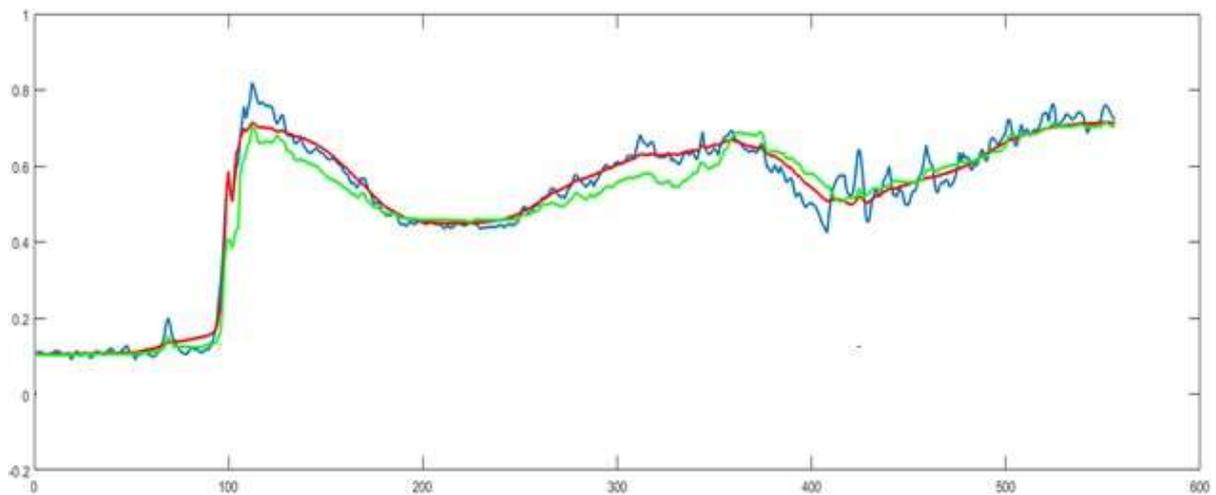
**Figure IV.6**

Graphiques montrant les intensités d'entrée (bleu) le long d'une ligne d'image Barbara et sa séparation en détail via le FEL (vert) et le FBL (rouge) par notre programme Matlab.

### VI.3.2 L'application des deux filtres sur des images couleur .



a)



b)

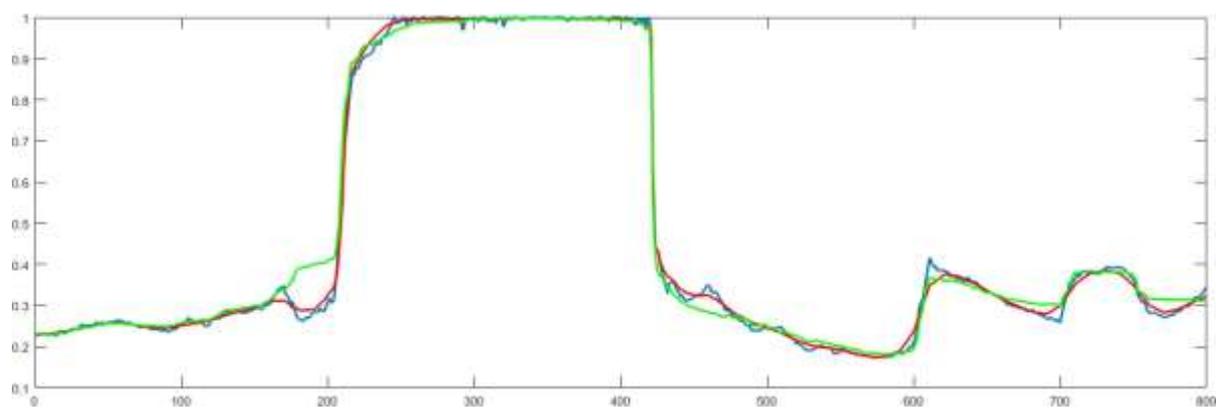


Figure IV.7

Les tracés d'intensité le long d'une ligne de balayage pour les deux images (a) et (b) respectivement on voit bien dans ce cas que le lissage (en rouge) par le filtre bilatéral a lissée très bien les variations du signal à petite échelle beaucoup mieux que le filtre extrema local (en vert) tout en préservent les contours

### VI.3.3 Applications et utilisations :

Durand et Dorsey [12] montrent que l'utilisation du filtrage bilatéral peut être étendue pour isoler les variations de signaux à petite échelle, y compris la texture et également les petits détails d'une image. Ils démontrent cette propriété en construisant un processus de cartographie des tons dont le but est de compresser les valeurs d'intensité d'une image à haute gamme dynamique pour l'adapter aux capacités de l'appareil d'une image à haute gamme dynamique pour s'adapter aux capacités d'un écran à faible gamme dynamique. Conformément aux opérateurs antérieurs de cartographie locale des tons. Bien qu'il filtre bilatéral extrait les détails sur la base du contraste soit un outil plus approprié pour le mappage des tons, en pratique, nous trouvons que le filtre extrema local égalisations produisent des résultats raisonnables (voir Fig. 9). Un avantage de cette méthode est l'intuitivité et la cohérence des valeurs des paramètres sur différentes images. Cependant,

puisque nous filtrons en fonction de l'échelle et non du contraste, des techniques spécialisées peuvent être préférables pour les entrées où le contenu HDR est réparti sur des échelles spatiales très différentes.



(a) Tone-mapped using the bilateral filter      (b) Tone-mapped using the local extrema filter

**Figure IV. 8**

Comparaison de notre égalisation avec les opérateurs de cartographie des tons sur un exemple d'image d'entrée à gamme dynamique élevée (HDR). (a) et (b) sont directement tirés de [12] et [6]

### **VI.3.4 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons appliqué les deux filtres sur différentes images, et effectuer une comparaison des résultats entre eux. Nous constatons que les filtres non-linéaires sont des fonctions spéciales qui permettent d'appliquer des effets aux images, améliorer la qualité de l'image, supprimer le bruit.

L'application des filtres peut prendre du temps, en particulier sur des images de grande taille.

### **Conclusion**

L'objectif de notre mémoire consiste à étudier un filtre non linéaire préservant les contours, introduit. Contrairement à des filtres linéaires passe-bas, cet opérateur préserve localement les discontinuités, ce qui permet un lissage des zones homogènes sans effet de flou. A partir de cet opérateur, on peut calculer une décomposition multi-échelle de l'image en utilisant plusieurs paramètres de lissage.

On a implémenté le filtre (Matlab), en utilisant une fonction d'inversion de matrice creuse. Après une analyse de l'algorithme (coût, paramètres), ensuite nous avons abordé la manipulation des détails pour le rendu photo on a fait une Comparaison avec le filtre bilatéral et l'applications des ces méthodes pour l'amélioration des image.

## Bibliographie

- [1] [ Sarra BENFRIHA et Asma HAMEL .....Segmentation d'image par  
Coopération région-contours ...2015/2016]
- [2] [ Traitement des images (Partie 1: pré-traitement)Patrick Hébert & Denis  
Laurendeau (Dernière révision : mai 2017)]
- [3] [univ-biskra.dz cours Chapitre Généralités sur le traitement d'images Introduction 2004]
- [4] ["Edge/Structure Preserving Smoothing via Relativity-of-Gaussian"  
Bolun Cai, Xiaofen Xing, Xiangmin Xu  
IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2017]
- [5] [TOMASI, C., AND MANDUCHI, R. 1998. Bilateral filtering for  
gray and color images. In In Proc. of the Sixth International  
Conference on Computer Vision, Bombay, India, January 1998.]
- [6] [ Kartic Subr, Cyril Soler, and Fredo Durand, "Edge- preserving multiscale  
image decomposition based on local extrema," ACM Transactions on  
Graphics (TOG),vol. 28, no. 5, pp. 147, 2009.]
- [7] [FARBMAN, Z., FATTAL, R., LISCHINSKI, D., AND SZELISKI, R.  
2008. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and  
detail manipulation. ACM Transactions on Graphics, 67.]

## Site web

- [1] <https://univ-biskra.dz/index.php/fr/Fthesis.univ-biskra.dz>
- [10] [http://docs.ufrmd.daufine.fr/java/projets/manip\\_images/projet.html#1](http://docs.ufrmd.daufine.fr/java/projets/manip_images/projet.html#1)
- [11] [http://perso-telecomparistech.fr/~maitre/BETI/filtres\\_lin\\_nlin/introduction.html](http://perso-telecomparistech.fr/~maitre/BETI/filtres_lin_nlin/introduction.html)
- [12] <http://xmcvs.free.fr/astroart>
- [13] [http://www.snv.jussieu.fr/~wboudier/ens/cours\\_inb2](http://www.snv.jussieu.fr/~wboudier/ens/cours_inb2)

**Résumé :** Notre but est de faire une comparaison des décompositions d'images multi-échelles préservant les bords. Nous montrons que les techniques actuelles de décomposition des détails, basées sur le filtre bilatéral, sont limitées dans leur capacité à extraire des détails à des échelles arbitraires. Au lieu de cela, nous préconisons l'utilisation d'un autre opérateur de lissage préservant les bords, basé sur le extrema local, qui est particulièrement bien adapté pour le grossissement progressif des images et pour l'extraction de détails à plusieurs échelles. On a commencé par décrire cet opérateur, et de montrer comment l'utiliser pour construire des décompositions multi-échelles préservant les bords, et le comparer au filtre bilatéral, ainsi qu'à d'autres schémas. Enfin, nous essayons à démontrer l'efficacité de ces décompositions préservant les contours dans le contexte de la cartographie des tons et HDR, de l'amélioration des détails et d'autres applications.

**Abstract :** Our goal is to make a comparison of edge-preserving multi-scale image decompositions. We show that current detail decomposition techniques, based on the bilateral filter, are limited in their ability to extract detail at arbitrary scales. Instead, we advocate the use of an alternative edge-preserving smoothing operator, based on the local extrema, which is particularly well suited for progressive image magnification and for detail extraction at multiple scales. We first describe this operator, and show how it can be used to construct multiscale edge-preserving decompositions, and compare it to the bilateral filter, as well as to other schemes. Finally, we attempt to demonstrate the effectiveness of these edge-preserving decompositions in the context of tone and HDR mapping, detail enhancement and other applications.

**الرجل خص :** هدفنا هو إجراء مقارنة بين تحليل الصورة متعدد المقاييس والمحافظة على الحواف. نظهر أن تقنيات تحليل التفاصيل الحالية ، استنادًا إلى الفلتر الثنائي ، محدودة في قدرتها على استخراج التفاصيل بمقاييس عشوائية بدلاً من ذلك ، ندعو إلى استخدام عامل تجاوزات بدلاً من المحافظة على الحواف ، استنادًا إلى القيم القصوى المحلية ، وهو مناسب بشكل خاص لتكبير الصورة التريجي واستخراج التفاصيل على مستويات متعددة. وصفنا هذا المشغل أولًا ، ونوضح كيف يمكن استخدامه لبناء تحليل متعدد النطاقات للحفاظ على الحواف ، ومقارنته بالفلتر الثنائي ، وكذلك وتحسين HDR بالمخططات الأخرى. أخيرًا ، نحاول إثبات فعالية هذه التقنيات التي نحافظ على الحواف في سياق الرغبة ورسم خرائط التفاصيل والتطبيقات الأخرى