

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
UNIVERSITE MOULOUD MAMMARI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DU GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE  
DEPARTEMENT D'AUTOMATIQUE

## Mémoire de Fin d'Etudes de MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Génie électrique

Spécialité : **Commande des systèmes**

*Présenté par*

**BOUDJEMAI Moussa**  
**LARAB Mensor**

Thème

**Inpainting basé sur la recherche de similarité**

*Mémoire soutenu publiquement Devant le jury composé de :*

**Mr Dirami Ahmed**

MCB, UMMTO, Président

**Mme Alkama Sadia**

PROFESSEUR, UMMTO, Encadreur

**Mme Dorbane Farida**

MAA, UMMTO, Examineur

**Mme Adjemout Ouiza**

MCA, UMMTO, Examinatrice

## Remerciement

*Louange à Dieu, qui nous a guidés, et sans lui nous n'aurions jamais été sur la bonne voie.*

*Nous remercions nos très chers parents pour leurs soutiens et leurs patiences.*

*Nous tenons aussi à remercier tous ceux et celles qui de loin ou de près ont contribué à finaliser ce travail que nous espérons sera à la hauteur de leurs engagements.*

*Nous citons nommément :*

- *Notre encadreur, M<sup>me</sup> **ALKAMA** pour qui nous exprimons notre gratitude pour son encadrement, son aide, sa confiance, et son soutien incessant durant notre projet.*

- *Nos enseignants de l'UMMTO, de nous avoir aidé par les discussions fructueuses que nous avons eu dans le cadre de notre projet.*

- *Les membres de jury qui nous font l'honneur de présider et d'examiner ce travail.*

*Nos remerciements s'adressent aussi à tous nos enseignants ayant crus en nous et ce depuis le primaire.*

# Dédicaces

*Je dédie ce travail, particulièrement, à mes parents **Achour et Houria***

*A mes sœurs : **Kahina et Faiza** .*

*Leurs Maris : **Younes et Omar***

*A mes neveux et mes nièces.*

*Ainsi qu'à toute la famille **BOUDJEMAI** en général.*

*A mon binôme **Mansour** avec qui j'ai partagé ce travail.*

*Sans oublier tous mes amis(es) avec qui j'ai passé des moments inoubliables  
durant tout mon cursus du primaire à l'université et à tous ceux qui nous  
ont aidés à réaliser ce travail.*

**B.MOUSSA**

# Dédicaces

*Je dédie ce travail, particulièrement, à mes parents Djahid et Hayet*

*A ma sœur : Rosa.*

*Son Mari : Sibane.*

*A mes frères : Saïd et Karim.*

*Ainsi qu'à toute la famille **LARAB** en général.*

*A mon binôme Moussa avec qui j'ai partagé ce travail.*

*Sans oublier tous mes amis(es) avec qui j'ai passé des moments inoubliables  
durant tout mon cursus du primaire à l'université et à tous ceux qui nous  
ont aidés à réaliser ce travail.*

*L.Mensor*

# ***SOMMAIRE***

<b>Introduction Générale</b> .....	1
<b>Chapitre I : Inpainting</b>	
I-Introduction .....	3
II Principe d'inpainting .....	3
III Les applications d'inpainting .....	4
IV Les étapes d'inpainting.....	6
V Propriétés d'inpainting .....	7
VI Les méthodes d'inpainting .....	7
VI-1 Les méthodes basées sur l'interpolation .....	7
VI-2 Les méthodes basées sur les EDP .....	9
VI-2-1 Généralités sur les équations aux dérivées partielles .....	9
VI-2-2 Approche de Bertalmio, Sapiro, Casselles et Ballester .....	10
VI-2-3 Approche basée sur la variation totale .....	12
VI-3 Méthode basée sur la recherche de similarités .....	13
VII Conclusion .....	15
<b>Chapitre II : Texture</b>	
I Introduction .....	17
II Définitions .....	17
III Les échelles de la texture .....	17
IV Type de texture .....	19
IV-1 Les macro-textures (ou textures structurées) .....	19
IV-2 Les micro-textures (ou textures aléatoires) .....	20
IV-3 Les textures mixtes .....	21
V Qualificatifs d'une texture .....	22

VI Analyse de la texture .....	22
VI-1 Les méthodes statistiques .....	23
VI-2 Les méthodes structurales .....	23
VI-3 Les méthodes spectrales .....	24
VII Les attributs statistiques de texture .....	24
VII-1 Attributs statistiques du premier ordre .....	25
VII-2 Attributs statistiques du second ordre .....	25
VIII Benchmark de la texture .....	29
IX Domaines d'Application de l'Analyse de Texture .....	30
Conclusion .....	31
<b>Chapitre III : Tests et résultats</b>	
I Introduction .....	33
II Méthode adopté .....	34
III influence de la taille du patch .....	36
IV influence du nombre de voisins connus .....	40
V Influence de la taille de la zone dégradée .....	46
VI Utilisation pour la suppression d'objet .....	51
VII Conclusion .....	54
<b>Conclusion générale</b> .....	55



Dans le domaine du traitement d'image, la reconstruction de données manquantes et la restauration de zones endommagées est un processus connu sous le terme d'inpainting.

Ce terme désigne le fait de déterminer, de la manière la plus automatique possible, la couleur ou le niveau de gris des pixels considérés comme manquants dans une image.

C'est un problème largement exploité dans de nombreuses applications telles que la restauration d'images qui ont été endommagées (taches, déchirures, rayures, etc.), la corrélation d'image (par exemple pour enlever des objets ou des personnes indésirables sur des photos), ou la manipulation d'images pour réaliser des photos montages.

C'est un vaste domaine et de nombreuses méthodes ont été essayées. Parmi elles, nous pouvons citer les approches variationnelles et les EDP (Equation aux Dérivées Partielles) de diffusion. Il s'agit de retrouver les valeurs des pixels inconnus en diffusant les valeurs des pixels considérés connus et qui leurs sont voisins. Ces méthodes, dites de lissage, sont incapable de reconstruire des zones texturées car elles laissent une impression d'aplat non réaliste. D'autres méthodes basées patch sont alors utilisées pour traiter les images texturées. Il s'agit de reconstruire les zones manquantes ou endommagées par des copier/coller des zones connues et en les assemblant comme pour un puzzle, patch par patch et non pixel par pixel.

Les résultats sont généralement meilleurs lorsque la texture à synthétiser est complexe. Les méthodes d'inpainting par patch provoquent souvent des artefacts de bloc engendrés par les discontinuités visibles entre les morceaux de patchs recollés.

Dans ce travail, nous utilisons une méthode de reconstruction par patch, en remplaçant chaque pixel à reconstruire pris dans un patch par la valeur du pixel de l'image qui présente un patch qui lui est le plus ressemblant.

A cet effet, nous avons organisé notre travail en trois chapitres.

Le premier chapitre est consacré à la définition de la notion d'inpainting, au développement de quelques méthodes existantes et à l'illustration de quelques applications.

Dans le deuxième chapitre, nous nous intéressons à la texture qui est encore en cours de découverte. Après une définition, nous énumérons les différents types de texture, Nous présentons par la suite les méthodes d'analyses et ses diverses applications.

Dans le dernier chapitre, nous développons la méthode adoptée avant d'illustrer et d'interpréter les résultats obtenus.

Nous terminons par une conclusion générale.

## I Introduction

Le concept d'Inpainting (dans la langue française peinture) attire de plus en plus l'attention des chercheurs notamment dans le domaine du traitement d'image. Il a été utilisé pour restaurer de manière numérique des images dégradées par des artefacts ayant détruit de manière complète certaines parties des images. Ces artefacts peuvent être causés par des rayures sur des films anciens ou des taches sur des photographies, lors de l'acquisition ou la transmission d'une image. Une autre application de l'inpainting permet de cacher certains éléments indésirables sur une photo. L'inpainting peut être également appliqué pour zoomer (agrandir) une image ou pour reconstruire, un visage, une empreinte digitale dont certaines parties sont cachées. L'inpainting est une technique d'interpolation qui essaie de ramener une image masquée à son état initial en exploitant au mieux l'information présente dans la partie visible de la même image.

De manière générique, ce terme désigne le fait de déterminer, de la manière la plus automatique possible, la couleur des pixels considérés comme manquants dans une image, c'est-à-dire, dont on ne connaît pas les valeurs à priori.

## II Principes de l'inpainting

Le problème d'inpainting d'image peut être formulé de la manière suivante. Étant donnée une image originale  $u_0$ , définie sur un domaine complet  $\Omega \subset R^2$ . Soit un sous-ensemble  $D \subset \Omega$  quelconque, tel que l'information de l'image sur  $D$  est manquante ou détériorée (avec des trous, non convexe, en plusieurs partie disjointes...). Cela est résumé dans la figure ci-dessous.

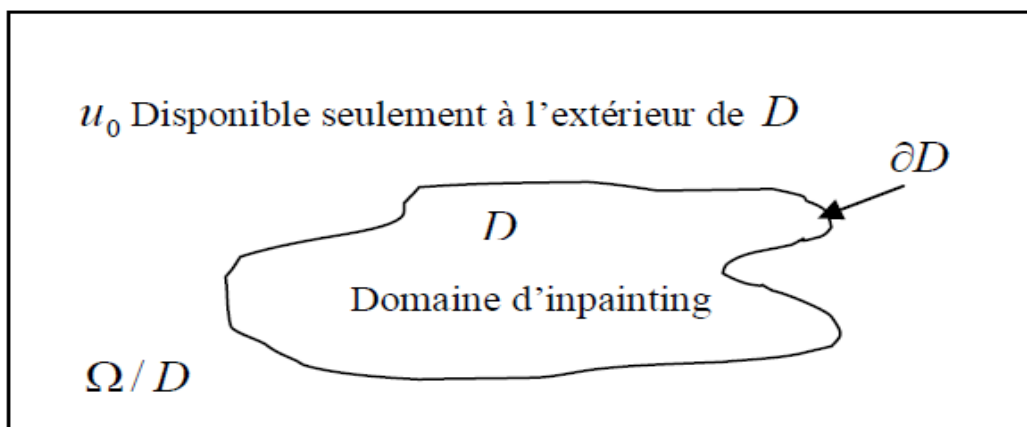


Figure I.1: Domaine d'une image avec des parties inconnues

Le but d'inpainting est de reconstruire l'image idéale  $u$  d'une manière qui semble naturel à partir de l'image  $u_0$ . Cela revient à déterminer l'information manquante dans le domaine  $D$  à partir de l'information valide autour de  $D$  ou bien sur la frontière  $\partial D$  et transporter cette information à l'intérieur du domaine  $D$ . Autrement dit, l'inpainting consiste à trouver une fonction  $u_d$  définie dans  $D$  tel que  $u_d$  est une bonne approximation de  $u_0$  dans le domaine  $D$ .

La méthode ne permet pas de reconstruire l'image de l'objet original, mais une image plausible, compatible avec les lois de la perception, elle ne peut reconstruire des formes complètement inattendues ou improbables [1].

### III Les applications d'inpainting

Le but d'inpainting est de restaurer des zones manquantes dans une image et cela après numération de l'image et en réalisant la reconstruction des données manquantes. Les algorithmes d'inpainting ne se limitent heureusement pas à la restauration, mais nous pouvons obtenir d'autres applications utiles.

La figure I.2 montre la possibilité d'effacer un texte dans une image. La figure I.3 montre aussi comment pouvons-nous reconstruire les données perdus lors de l'acquisition ou de la transmission d'image ainsi que la restauration d'anciennes photos. La figure I.4 et la figure I.5 montrent que l'inpainting est utile si l'on souhaite effacer des parties de l'image (des personnes, des objets). La figure I.6 montre une autre application intéressante qui consiste à zoomer l'image.

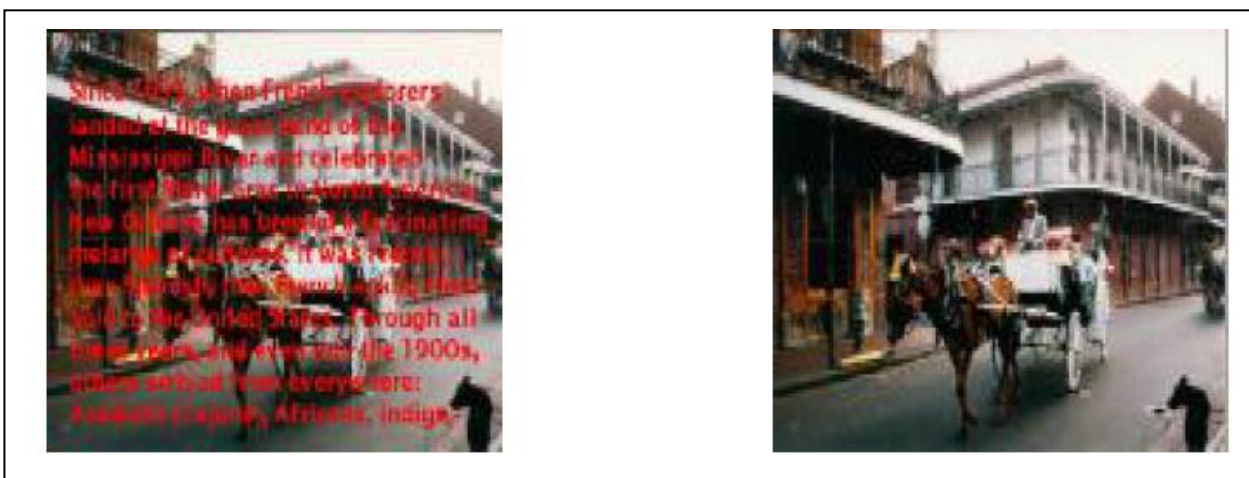


Figure I.2 : Suppression d'un texte dans une image



Figure I.3 : Restauration et amélioration



Figure I.4 : Suppression d'une tache



Figure I.5 : Suppression d'une personne



Figure I.6 : Le zoom d'image

#### IV Les étapes d'Inpainting

La Technique d'inpainting se déroule généralement en deux étapes.

La première étape consiste à repérer l'information manquante et à créer un masque qui délimite de façon précise les zones à reconstruire.

On définit donc un masque binaire  $M : \Omega \rightarrow \{0,1\}$  tel que

$$M(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si le pixel } (x, y) \text{ se situe dans la zone à reconstruire } D. \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (\text{I.1})$$

Un exemple de masque est fourni sur la figure I.7.

L'étape suivante consiste à reconstruire la partie manquante de l'image en transportant les valeurs des pixels et les informations situées sur les bords  $\partial D$  ou sur  $\Omega/D$  (partie connue de l'image) à l'intérieur de la zone  $D$  à reconstruire.

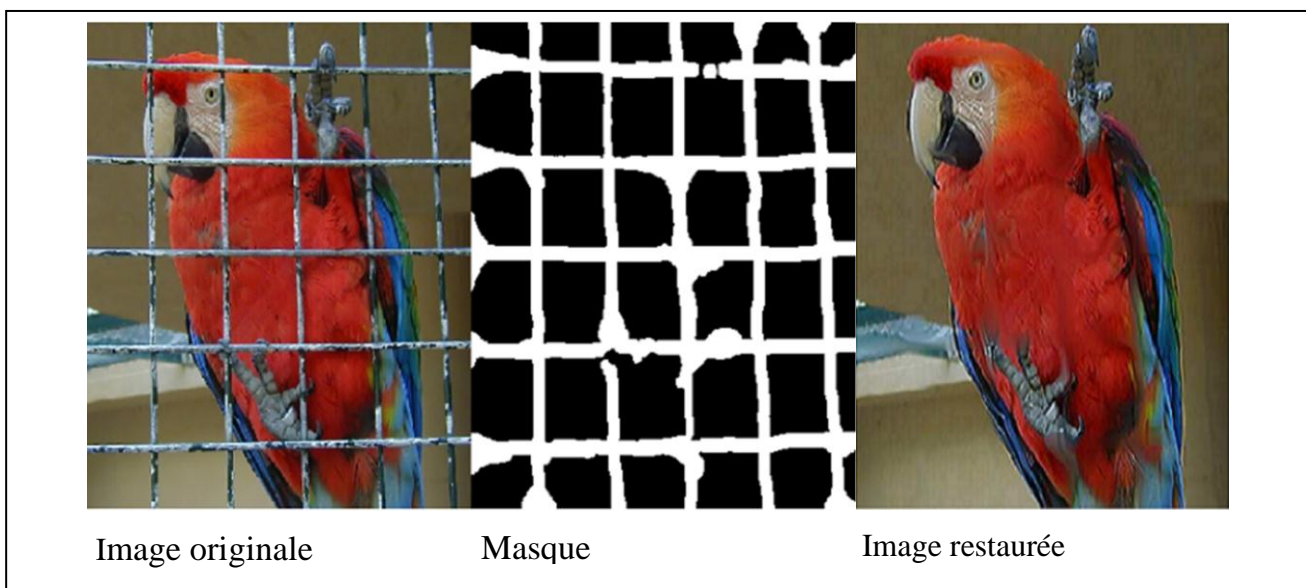


Figure I.7 : Exemple de masque utilisé en inpainting

## V Propriétés de l'inpainting

L'opération d'inpainting doit être :

- Fonctionnelle : l'information doit être prélevée de l'image seulement (information bas niveau). Aucune information de haut niveau ne doit être incorporée.
- Automatique : l'intervention humaine doit être réduite le plus possible. Plus cette intervention est réduite, plus un algorithme d'inpainting devient puissant.
- Stable : c'est-à-dire insensible à des dégradations mineurs comme le bruit ou le flou qui peuvent apparaître dans les zones où l'information est disponible.
- Générique : l'inpainting doit pouvoir traiter tout type d'image avec une précision satisfaisante.

Deux facteurs influent généralement sur l'inpainting:

- Complexité du domaine à inpainter: ce domaine peut être de forme ou de taille quelconque. Il dépend en générale de l'application envisagée. Ce domaine est connu a priori. Il est fourni par l'utilisateur sous forme d'un masque ou obtenu d'une manière automatique ou semi-automatique.
- Complexité de l'image : l'image peut être composée de plusieurs régions qui peuvent être de géométrie et de texture différentes, ou contenir des coins, des jonctions, etc... L'inpainting idéale doit tenir compte de ces caractéristiques géométriques et de l'inhomogénéité des paramètres de texture.

## VI Les méthodes d'inpainting

De nombreux chercheurs se sont déjà intéressés au problème de l'inpainting. Dans la littérature, plusieurs types d'approches ont été proposés pour résoudre ce problème. Ils se distinguent par les applications visées et surtout les outils mathématiques utilisés pour modéliser le problème.

### VI-1 Les Méthodes basées sur l'interpolation

Dans ces méthodes on calcule les niveaux de gris des pixels situés dans le domaine  $D$  à partir des niveaux de gris des pixels situés dans la région  $\Omega/D$  [2].

Soit  $(X_i)$  ( $i=1, \dots, n$ ) l'ensemble des pixels de la région  $\Omega / D$  tels que leurs niveaux de gris  $f(X_i)=h_i$  sont connus.  $X_i=(x_i, y_i)$  représentent les coordonnées des pixels dont le niveau de gris ou de couleur est connu. Le niveau de gris d'un pixel de coordonnées  $X=(x, y)$  appartenant au domaine à reconstruire  $D$  peut être déterminé par :

$$\tilde{f}(X) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \Phi(\|X - X_i\|) + P(X) \quad (\text{I.1})$$

Où :

$\lambda_i$  : sont des coefficients à déterminer,

$\Phi(\|X - X_i\|)$  : est une fonction radiale,

$\|X - X_i\|$  est la distance, généralement euclidienne, entre les deux pixels de coordonnées  $X=(x, y)$  et  $X_i=(x_i, y_i)$ ,

$P(X)$  : est un polynôme de degré  $m$  dépendant de la fonction.

La fonction radiale peut avoir plusieurs formes comme exemple :

➤ Gaussien :  $\Phi(x) = e^{-ax^2}$ ,  $a \in \mathbb{R}$ , (I.2)

➤ Quadratique inverse :  $\Phi(x) = \frac{1}{1+a^2x^2}$ , (I.3)

➤ Multi quadratique :  $\Phi(x) = \sqrt{1 + a^2x^2}$ , (I.4)

➤ Spline :  $\Phi(x) = x^2 \ln x$ , (I.5)

➤ Biharmonic :  $\Phi(x) = |x|^2$ , (I.6)

➤ Triharmonic :  $\Phi(x) = |x|^3$ , (I.7)

Pour déterminer  $f(X)$  à partir de l'équation (I.1), il faut déterminer auparavant les coefficients  $\lambda_i$  et les  $(m+1)$  paramètres du polynôme  $P(X)$ . Pour cela, on utilisera l'hypothèse des points d'appui suivante :

$$\tilde{f}(X_j) = f(X_j) = h_j, \quad \forall j=1, \dots, n. \quad (\text{I.8})$$

Soit :  $P(X) = a_0x + a_1y + a_2$ ,

Alors

$$f(X_j) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \Phi(\|X_i - X_j\|) + P(X_j) \quad j=1, \dots, n. \quad (\text{I.9})$$

Ces équations forment le système d'équations linéaires suivant :

$$\begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1n} & x_1 & y_1 & 1 \\ A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{n2} & x_2 & y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_{n1} & A_{n2} & \cdots & A_{nn} & x_n & y_n & 0 \\ x_1 & x_2 & \cdots & x_n & 0 & 0 & 0 \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_n & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_n \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}. \quad (\text{I.10})$$

Où :

$$A_{ij} = \Phi(\|X_j - X_i\|). \quad (\text{I.11})$$

La résolution de ce système par l'une des méthodes de résolution des systèmes d'équation linéaire nous fournira les valeurs des coefficients  $\lambda_i$  et les coefficients  $a_i$  du polynôme  $P(X)$ .

## VI-2 Les Méthodes basées sur les EDP

Utilisées depuis de nombreuses années en physique du solide, les Equations aux Dérivées Partielles (EDP) n'ont pris que récemment de l'importance dans le domaine du traitement des images, pour des applications de détection des contours, de segmentation, de restauration, ainsi que dans le domaine d'inpainting [3].

### VI-2-1 Généralités sur les équations aux dérivées partielles

Une équation aux dérivées partielles est une équation dont les solutions sont les fonctions inconnues vérifiant certaines conditions concernant leurs dérivées partielles. Le caractère particulier d'une équation aux dérivées partielles est de mettre en jeu des fonctions de plusieurs variables :

$$(x_1, x_2, \dots, x_d) \rightarrow u(x_1, x_2, \dots, x_d) \quad (\text{I.12})$$

Une EDP est alors une relation entre les variables  $(x_1, x_2, \dots, x_d)$  et les dérivées partielles de  $u$ .

$$F(x_1, x_2, \dots, x_d, \frac{\partial u}{\partial x_1}, \frac{\partial u}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial u}{\partial x_d}, \frac{\partial^2 u}{\partial x_1^2}, \frac{\partial^2 u}{\partial x_2^2}, \dots, \frac{\partial^m u}{\partial x_d^m}) \quad (\text{I.13})$$

Où  $m$  est le degré de l'équation. Le problème d'EDP est posé sur un domaine  $\Omega \subset \mathbb{R}^d$ . on note par  $\partial\Omega$  la frontière de  $\Omega$  sur laquelle on se donne des conditions aux bords et si le temps intervient des conditions initiales.

On dit que  $u$  est une solution de l'équation aux dérivées partielles dans  $\Omega \subset \mathbb{R}^d$  si après substitution de  $u$  et des dérivées partielles,  $F$  s'annule pour tout  $(x_1, x_2, \dots, x_d) \in \Omega$ .

L'ordre de l'EDP est l'ordre de plus haute dérivée partielle présente dans l'équation.

Exemple :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{\partial u}{\partial x}, \text{ EDP de premier ordre.}$$

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2}, \text{ EDP de seconde ordre.}$$

Le nombre de variables est le nombre de variables indépendantes.

Exemple :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2}, \text{ deux variables } t \text{ et } x.$$

Les EDP sont linéaires ou non-linéaires. Pour qu'elle soit linéaire, il faut que la variable  $u$  ne soit pas multiplié ou élevée à une puissance par elle-même ou par une des dérivées.

Parmi les approches basées sur les équations aux dérivées partielles utilisées dans l'inpainting, on trouve l'approche de Bertalmio, Sapiro, Casselles et Ballester et l'approche basé sur la variation totale.

### VI-2-2 Approche de Bertalmio, Sapiro, Casselles et Ballester

Dans [4], Bertalmio et al, ont été les premiers à présenter un algorithme pour l'inpainting numérique «digital inpainting». Ils se sont inspirés des artistes lorsqu'ils restaurent les tableaux de peinture en repeignant les parties dégradées. C'est donc une méthode de reconstruction de l'image (des informations manquantes) à partir des informations situées sur le bord de la zone à reconstruire. Ils définissent ainsi l'inpainting comme une propagation de l'information  $L$  présente sur le contour  $\partial D$  du domaine  $D$  suivant la direction  $N$  des isophotes pour préserver au mieux les lignes de contours. Notons qu'un isophote correspond aux lignes de même niveau de gris.

L'algorithme proposé consiste à propager l'information  $L$  de la frontière à l'intérieure de  $D$ . Pour cela, on définit une famille d'images  $u(i, j, n)$  où  $n$  représente le paramètre de temps tel que  $u(i, j, 0) = u_0(i, j)$  et  $\lim_{n \rightarrow +\infty} u(i, j, n) = u_R(i, j)$  étant l'image

résultante ou l'image inpaintée. L'évolution de l'algorithme est régit par l'équation suivante :

$$u^{n+1}(i, j) = u^n(i, j) + \Delta t u_t^n(i, j) \quad \forall (i, j) \in D \quad (\text{I.14})$$

$u_t^n(i, j)$  dénote le changement d'information à l'intérieur du domaine  $D$  et  $\Delta t$  représente le taux de changement ou le taux d'amélioration. Pour propager l'information de l'extérieur de  $D$  vers l'intérieur,  $u_t^n(i, j)$  est définit par :

$$u_t^n(i, j) = \overrightarrow{\delta L^n}(i, j) \cdot \overrightarrow{N^n}(i, j) \quad (\text{I.15})$$

$\overrightarrow{N}(i, j)$  représente la direction de propagation,  $\overrightarrow{L^n}(i, j)$  est l'information à propager du contour  $\partial D$  vers le domaine  $D$ , elle est donné par le Laplacien de l'image  $u^n(i, j)$

$$\overrightarrow{L^n}(i, j) = \Delta u^n(i, j) = u_{xx}^n(i, j) + u_{yy}^n(i, j) \quad (\text{I.16})$$

$\overrightarrow{\delta L^n}$  est la variation du Laplacien, autrement dit, la variation de la régularité de l'image. Elle définit comme suit :

$$\overrightarrow{\delta L^n}(i, j) = (L^n(i+1, j) - L^n(i-1, j), L^n(i, j+1) - L^n(i, j-1)) \quad (\text{I.17})$$

$$\overrightarrow{\delta L}(i, j) = \nabla \overrightarrow{L^n}(i, j) \quad (\text{I.18})$$

La direction  $\overrightarrow{N}$  de propagation est estimée par la direction des isophotes qui est la normale à la direction du gradient de l'image :

$$\overrightarrow{N^n}(i, j) = (\nabla u(i, j))^\perp \quad (\text{I.19})$$

$$\overrightarrow{N^n}(i, j) = \frac{(C_y^n(i, j), C_x^n(i, j))}{\sqrt{C_x^n(i, j)^2 + C_y^n(i, j)^2 + \varepsilon}} \quad (\text{I.20})$$

$C_x^n$  et  $C_y^n$  sont respectivement les composantes en x et en y du gradient de l'image  $u^n$  et  $\varepsilon$  est une valeur fixe et négligeable qui permet de ne pas avoir la division par zéro dans le cas où la norme est nulle.

Autrement dit, elle représente la direction normale aux contours comme le montre la figure ci-dessous où la zone en blanc représente la région à inpainter.

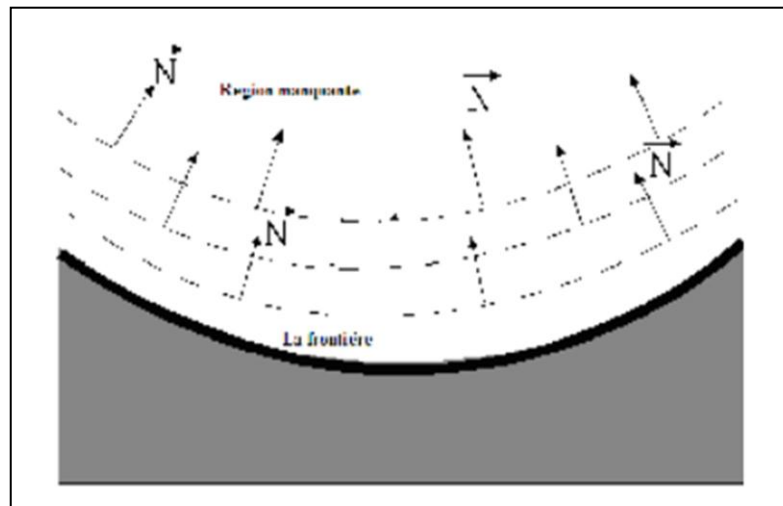


Figure I.9 : Choix de la direction de propagation

### VI-2-3 Approche basée sur la variation totale

Chan et Shen ont proposé une approche pour l'inpainting basée sur la restauration d'image par minimisation de variation totale (TV) dans le domaine à restaurer [5, 6, 7]. Elle est connue sous le nom de TV inpainting. Cette approche variationnelle consiste à minimiser l'énergie suivante :

$$J(u) = \int_{\Omega/D} |\nabla u| dx + \frac{\lambda}{2} \int_D (u - u_0)^2 dx \quad (\text{I.21})$$

Le premier terme de cette énergie correspond à la variation totale de l'image dans le domaine  $D/\Omega$ , le deuxième terme définit l'adéquation entre l'image recherchée  $u$  et l'image initiale  $u_0$  à l'intérieure du domaine  $D$ ,  $\lambda$  est une constante multiplicative, appelée multiplicateur de Lagrange.

La minimisation du critère  $J$  est équivalente à la résolution de l'EDP correspondant à l'équation d'Euler Lagrange suivante :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \nabla \cdot \left( \frac{1}{|\nabla u|} \cdot \nabla u \right) + \lambda e(u_0 - u) \quad (\text{I.22})$$

Où  $\lambda e = \lambda \cdot X_{\Omega/D}$  est un multiplicateur de Lagrange étendu,  $X_{\Omega/D}$  est la fonction caractéristique (ou bien le masque) du domaine d'inpainting.

$$X_{\Omega/D} = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in \Omega/D, \\ 0 & \text{si } x \in D. \end{cases} \quad (\text{I.23})$$

L'équation I.22 est valable sur l'intégralité du domaine  $\Omega$ . Si on considère juste son premier terme (valable dans le domaine  $D$ ), cette équation peut être simplifiée à l'EDP de diffusion anisotrope suivante :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \nabla \cdot \left( \frac{1}{|\nabla u|} \cdot \nabla u \right) \quad (\text{I.24})$$

Cette équation montre qu'un flux de chaleur purement anisotrope orienté le long de la courbure de l'image est appliqué à l'intérieur du domaine d'inpainting  $D$ .

Parmi les avantages principaux de l'équation TV inpainting comparée à tous les autres modèles définis par une EDP, et qu'elle est la seule équation du second ordre, son schéma numérique est simple et converge rapidement. Cette approche est employée pour reconstruire des petites régions, car elle ne peut pas prolonger les isophotes lorsque la zone à reconstruire est grande.

### VI-3 Méthode basée sur la recherche de similarités

Proposée en 2004 par Criminisi et al [8], cette méthode également appelée "Région filing and Objet removal by Exemplar-based Image Inpainting", consiste à rechercher des blocs similaires dans l'image initiale, puis à les copier localement dans la zone à inpainter en allant de l'extérieur du domaine  $D$  vers l'intérieur de  $D$  avec une priorité de remplissage dépendante de la structure de l'image.

L'algorithme consiste à associer à chaque pixel  $p$  du bord de la région détériorée un patch  $\Psi_p$  centré sur ce pixel puis à déterminer sa priorité à partir de deux termes, un terme dit de confiance et terme de données (data term). Le patch correspond à un carré de taille fixe et centré sur un pixel. La figure I.10 illustre ce principe.

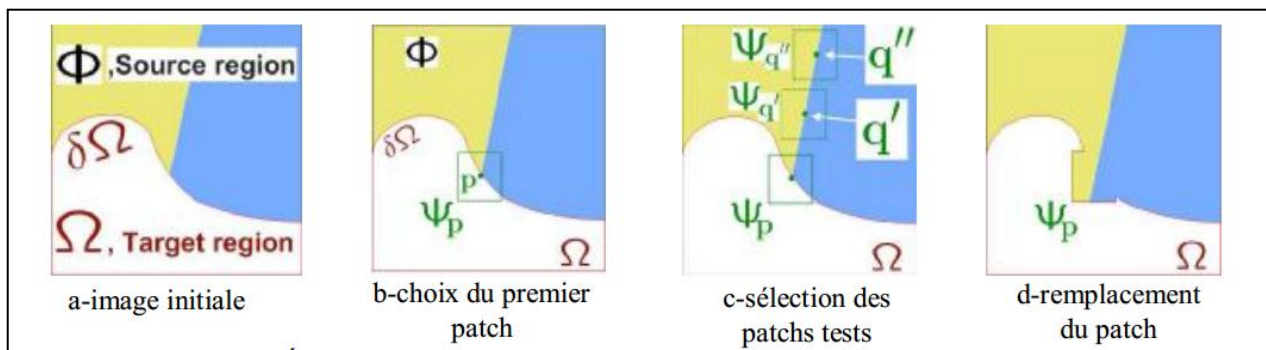


Figure I.10 : Etapes de remplissage du patch

Dans ce qui suit, nous allons décrire étape par étape le déroulement de cette méthode

Soient  $u$  l'image source,  $\Omega = D$  la partie manquante ou la région à remplir et  $\Phi = u - \Omega$  l'image entière sans la partie manquante ou région source. Soit  $\partial\Omega = \partial D$  la frontière entre  $\Phi$  et  $\Omega$ .

Chaque pixel  $p \in \partial\Omega$ , sera caractérisé par :

- Son niveau de gris ou sa couleur.
- Une valeur de confiance.
- Une valeur temporaire de priorité.

a) Définition de la priorité

Soit  $\Psi_p$  le patch à remplir centré au point  $p \in \partial\Omega$  ( voir figure I.10), on définit sa priorité  $P(p)$  comme étant un produit de deux termes :

$$P(p) = C(p) \cdot D(p). \tag{I.25}$$

$C(p)$  définit le terme de confiance. Il correspond au nombre de pixels non détériorés se trouvant dans le patch ou bien au nombre de pixel précédemment corrigés.

$$C(p) = \frac{\sum_{\tilde{p} \in (\Psi_p \cap \Phi)} Z(\tilde{p})}{|\Psi_p|} \tag{I.26}$$

$$|\Psi_p| \text{ est l'aire de } \Psi_p, \text{ et } Z(p) = \begin{cases} 1 & \forall p \in \Phi \\ 0 & \forall p \in \Omega \end{cases}. \tag{I.27}$$

$D(p)$  correspond à une donnée inertielle ou bien au terme de donnée de  $p$ ,

$$D(p) = \frac{|\nabla u_p^\perp \cdot n_p|}{\alpha} \tag{I.28}$$

$\alpha$  est un facteur de normalisation égale à 255 pour une image en niveaux de gris,  $n_p$  est le vecteur unitaire orthogonal à la surface  $\partial\Omega$ , et  $\nabla u_p^\perp$  correspond à la valeur maximum du gradient image dans la fenêtre  $\Psi_p$ .

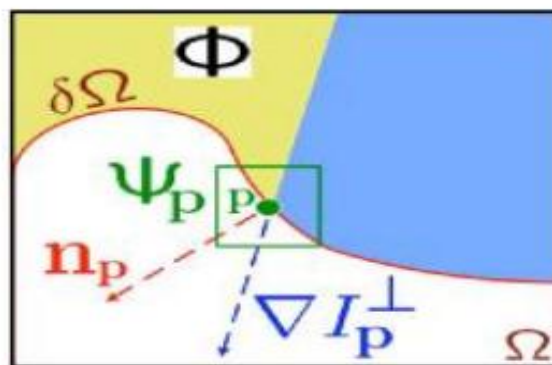


Figure I.11 : Schéma du calcul de la valeur

La priorité produit un équilibre sensible entre le terme de confiance et le terme de données, à chaque étape le pixel  $p$  ayant une priorité élevée est alors choisi pour être reconstruit.

b) Propagation de l'information de texture et de structure

Elle consiste à propager la texture d'image en la prélevant directement de la région de source.

Pour cela, on cherche le meilleur patch  $\Psi_q$  proche de  $\Psi_p$ .

$$\Psi_{\hat{p}} = \arg \min_{\Psi_q \in \Phi} d(\Psi_q, \Psi_p). \quad (\text{I.29})$$

La distance  $d$  entre deux patches est le plus souvent la somme des différences au carré.

Une fois  $\Psi_q$  trouvé il ne reste plus qu'à remplir les pixels  $p \in \Psi_p \cap \Omega$  avec ceux de  $\Psi_q$ .

c) Mise à jour des valeurs de confiance

Après la propagation de l'information dans la zone à interpoler, une mise à jour des coefficients de confiance des points inpaintés est effectuée.

$$C(p) = C(\hat{p}), \quad \forall p \in \Psi_{\hat{p}} \cap \Omega. \quad (\text{I.30})$$

Les étapes 1 et 3 sont répétées jusqu'à ce que toute la zone  $\Omega$  soit remplie. Cette méthode est rapide et elle donne de bons résultats. Elle permet de reconstruire les textures, mais elle a comme inconvénient de ne pas construire la géométrie globale de la zone à inpainter (reconstruction difficile) [3].

## VII Conclusion

Dans ce chapitre nous avons exploré et exposé une technique très importante utilisée en traitement d'image, il s'agit de l'inpainting. En effet elle est très utilisée dans la restauration des images et la récupération des données manquantes.

Pour expliquer cette technique d'inpainting, nous avons exposé les approches les plus connues permettant de réaliser l'objectif voulu, notamment les méthodes basées sur les EDP, les méthodes basées sur l'interpolation et les méthodes basées sur la recherche de similarités.

L'approche que nous allons utiliser dans le chapitre suivant peut être classée parmi les méthodes basées sur la recherche de similarité qui sont principalement utilisées lorsque les zones à reconstruire sont des zones texturées.

## I Introduction

La notion de texture est l'une des moins bien définies ou tout au moins, l'une de celles dont les définitions font le moins l'unanimité des groupes de recherche. Elle est un problème ardu qui n'a toujours pas été résolu. Une meilleure compréhension de la notion de texture permettrait d'aborder son analyse de façon plus méthodique et plus concentrée, elle réduirait sans doute la profusion des approches trouvées actuellement dans la littérature. L'analyse de la texture reste un atout incontournable dans toute analyse d'images.

Dans ce chapitre nous allons essayer de définir la notion texture avant de citer et d'expliquer ses échelles. Nous allons aussi nous intéresser aux différents types de cette notion. Nous étudierons l'analyse de la texture et les différentes approches utilisées pour comprendre cette notion.

## II Définitions

Nonobstant de l'ambiguïté du terme texture, cela n'empêche pas de donner une définition plus au moins précise qui permettra de mieux cerner le concept selon la fenêtre à travers laquelle on l'observe.

En traitement d'image, on définit la texture comme étant un champ de l'image qui apparaît comme un domaine cohérent et homogène, c'est-à-dire formant un tout pour un observateur. On peut dire aussi qu'une texture est une région d'une image présentant une organisation spatiale homogène des niveaux de luminance. Certains la décrivent aussi comme un ensemble de primitive de taille et de forme variables, présentant une organisation particulière [9].

Haralick la décrit comme un phénomène à deux dimensions : la première concerne la description d'éléments de base ou primitives (le motif) à partir desquelles est formée la texture; la deuxième est relative à la description de l'organisation spatiale de ces primitives.

## III Les échelles de la texture

Une autre particularité très importante des textures est qu'elles présentent

Généralement plusieurs niveaux d'échelle auxquels on peut les étudier.

À petite échelle (donc pour des détails fins), on observe souvent un objet élémentaire qui constitue la base de la texture appelée primitive (poil, perle, aiguille de pin, sur la figure II.1).

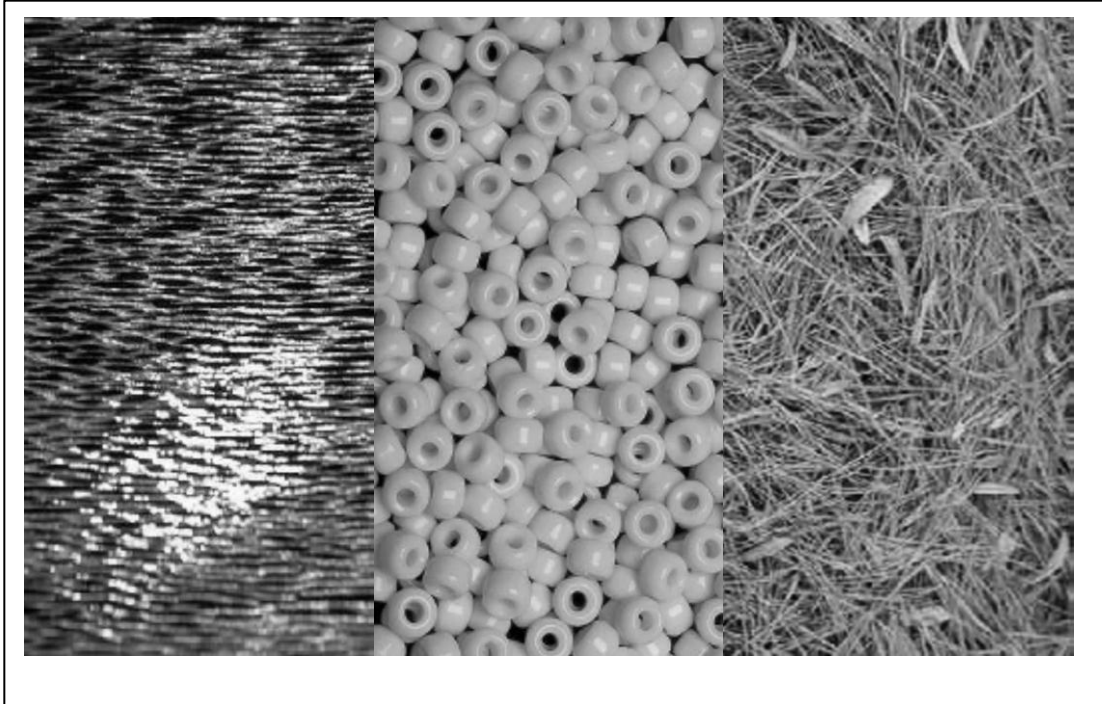


Figure II.1 : Exemples de textures à primitives régulières (poil court, perle, aiguille de pin et de feuille)

Cette primitive peut être très régulière géométriquement (perle) ou photométriquement (aiguille de pin) (voir figure II.1).

Elle peut être au contraire relativement variable (personne dans une foule, caillou sur une plage, nuage) comme le montre la figure II.2. Elle possède une taille et des propriétés statistiques caractéristiques. Cette composante élémentaire de la texture a tendance naturellement à disparaître lorsqu'on observe le champ global de la texture.

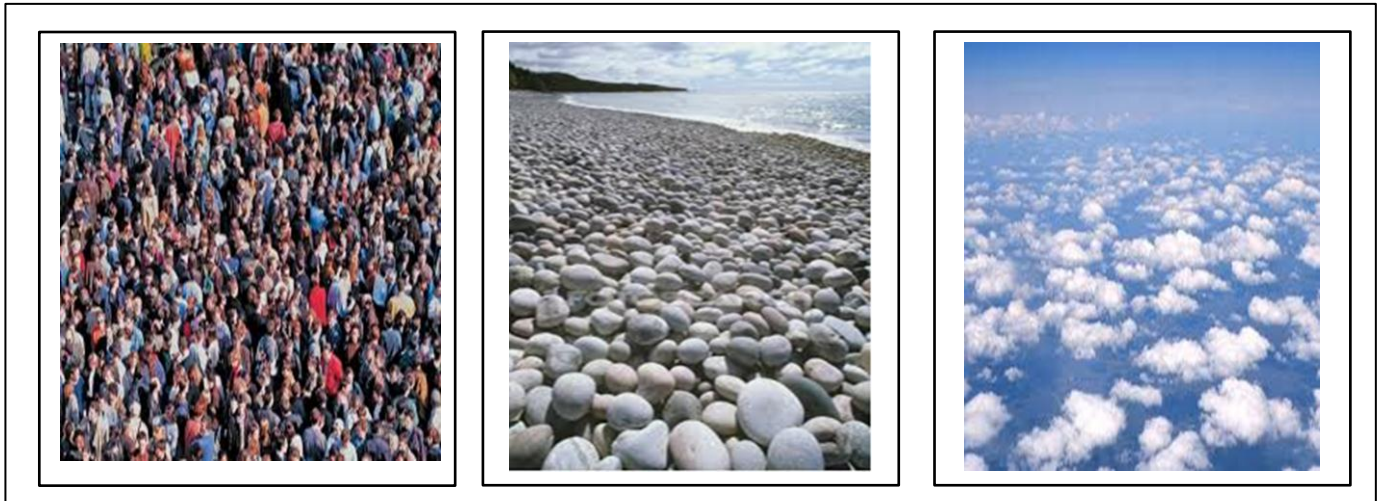


Figure II.2 : Exemples de textures à primitives variables (personne dans une foule, caillou sur une plage, nuage)

À plus grande échelle (donc pour une analyse plus grossière), la texture apparaît comme une juxtaposition plus ou moins régulière des motifs. Cette juxtaposition possède ses propres lois d'isotropie, de périodicité, de régularité et induit donc d'autres lois statistiques qui se combinent à celles du motif de base.

Une bonne analyse de texture donnera des informations sur ces deux échelles d'analyse.

#### **IV Type de texture**

La première constatation qu'on fait en examinant des textures naturelles est le rôle particulier que joue l'aléatoire dans la texture. On distingue assez naturellement trois types extrêmes de textures, entre lesquels se positionnent un peu toutes les textures : les macro textures, les micro textures et les textures mixtes.

##### **IV-1 Les macro-textures (ou textures structurées)**

On les appelle ainsi car on peut les considérer comme étant la répartition spatiale de motifs élémentaires de base dans différentes directions de l'espace suivant une certaine

règle de placement. Il est facile d'extraire visuellement le motif de base et les lois d'assemblage des primitives entre elles. Ces textures peuvent même présenter une certaine périodicité. Certains exemples sont représentatifs de ce type de textures, comme la texture d'un mur de brique (figure III.3), de certains tissus ou d'un grillage. Ce type de texture sera bien décrit par des approches fréquentielles ou des approches structurelles dans lesquelles on associera un motif et des règles de placement sur un pavage régulier.

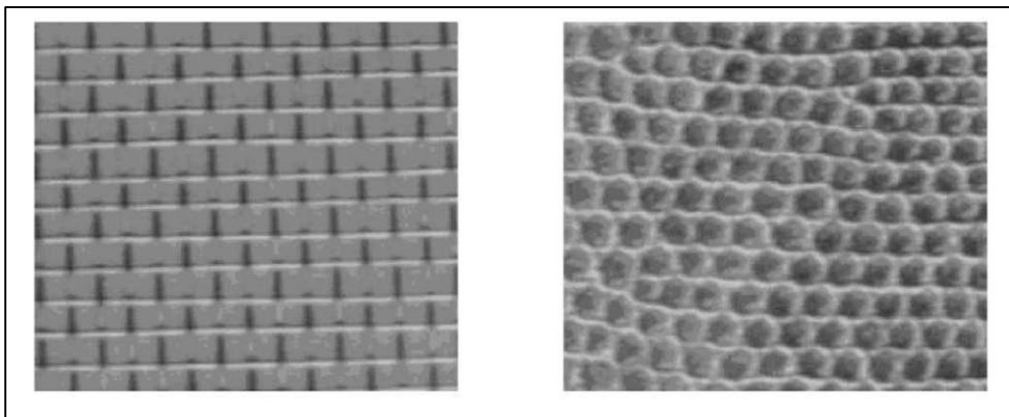


Figure II.3 : Textures structurelles

#### IV-2 Les micro-textures (ou textures aléatoires)

Ce type de texture représente un ensemble de particules microscopiques distribuées de façon aléatoire. Contrairement aux macro-textures, celle-ci ne comporte ni primitive isolable ni période de répétition, elles incarnent un aspect plus chaotique et plus désorganisé, mais dont l'impression visuelle reste globalement homogène (voir figure II.4). La distribution des intensités n'est l'objet d'aucune régularité apparente comme par exemple le sable, les nuages, l'herbe et la foule.

Cette approche sera plutôt décrite par des lois statistiques, une description spectrale en termes de densité de puissance, des propriétés de corrélation ou d'isotropie.

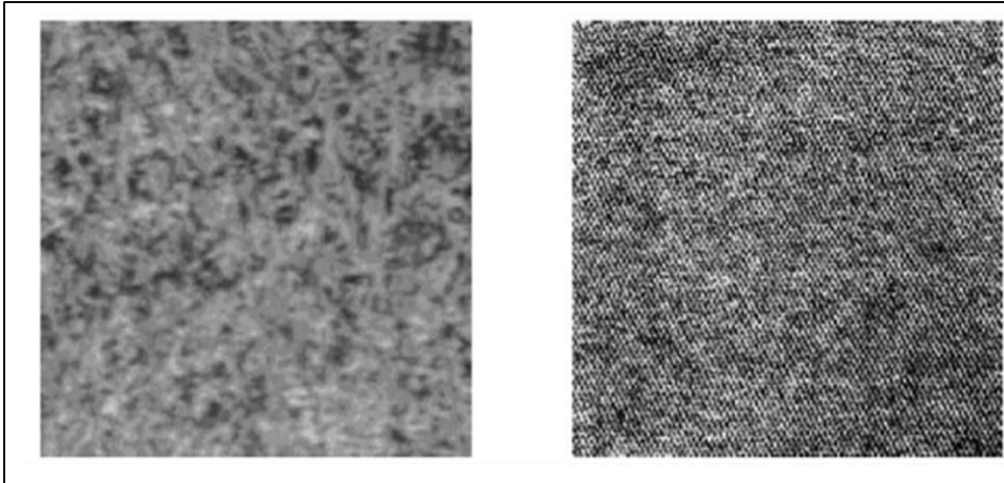


Figure II.4 : Textures aléatoires

### IV-3 Les textures mixtes

Il est parfois difficile de classer une texture dans l'une ou l'autre des catégories (textures mixtes) d'autant que la résolution de l'image pose un problème supplémentaire, comme en témoigne la figure II.5 où du sable est photographié à deux résolutions différentes; la première image laisse à penser que le sable est une micro-texture, la seconde, qu'il est plutôt une macro-texture.

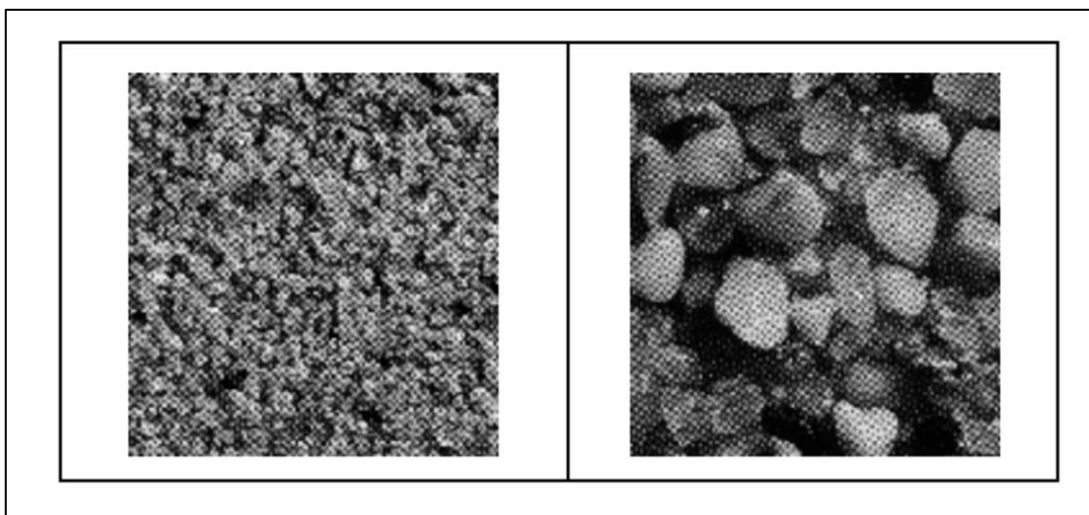


Figure II.5 : exemple de sable à deux résolutions.

### V Qualificatifs d'une texture

On peut qualifier une texture de fine ou grossière, plus ou moins homogène, rugueuse, plus ou moins régulière, dense, linéaire, isotrope ou directionnelle, tachetée, marbrée, etc. La figure suivante illustre quelques-uns de ces qualificatifs.

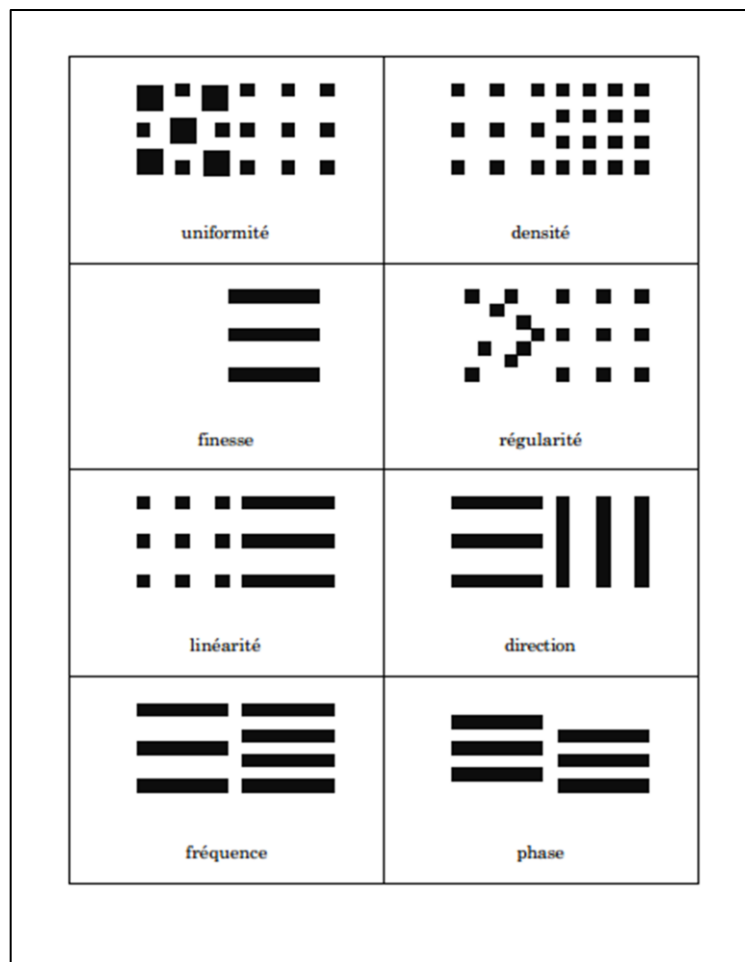


Figure II.6 : Qualificatifs d'une texture.

### VI Analyse de la texture

L'analyse de texture regroupe un ensemble de techniques mathématiques permettant de quantifier les différents niveaux de gris présents dans une image en termes d'intensité et de distribution. Le but de l'analyse de texture est de formaliser les descriptifs de la texture par des paramètres mathématiques qui serviraient à l'identifier.

Il existe trois approches pour l'analyse de texture: les méthodes statistiques, les méthodes structurelles et les méthodes spectrales.

### **VI-1 Les méthodes statistiques**

C'est les méthodes les plus utilisées en traitement d'image à l'heure actuelle. De manière générale, ces méthodes statistiques s'appuient sur une description des propriétés locales des textures. Elles étudient les relations entre un pixel et ses voisins. Elles sont utilisées pour caractériser des structures fines, sans régularité apparente. L'étude se fait sur des structures tout à fait aléatoires et le plus souvent non homogènes, c'est pourquoi ce type de méthode sera préférentiellement utilisé. Dans ce cas, la texture est décrite par les statistiques de la distribution de ces niveaux de gris (ou intensité).

Ces méthodes modélisent les notions qualitatives usuelles de texture comme la granularité, le contraste, l'homogénéité, la répétitivité, la fragmentation, l'orientation, etc.

Il y a plusieurs types d'approches statistiques et y on trouve plusieurs travaux dans la littérature [10-17]. L'un des travaux les plus connu est celui de R. M. Haralick intitulé "Statistical and Structural Approches to texture" [17].

### **VI-2 Les méthodes structurales**

Ces méthodes supposent que les textures sont formées d'éléments structurants de base. Elles permettent de décrire la texture en définissant les primitives et les règles d'arrangement qui les relient. En effet, les textures ordonnées possèdent des primitives qui se répètent dans les images en des positions selon une certaine loi.

Pour ces méthodes on passe toujours par deux étapes : la définition des primitives puis la caractérisation des relations spatiales entre ces primitives.

Dans un premier temps on effectue donc une croissance de région sur un ou plusieurs attributs (intensité lumineuse, gradient, etc.) de façon à identifier les primitives qu'on caractérise par leur forme et la valeur moyenne de l'attribut utilisé. Dans un deuxième temps on calcule les histogrammes de ces paramètres afin de caractériser leur répartition dans l'image.

Parmi ces méthodes on trouve par exemple les méthodes «bottom-up», les méthodes «top-down», les approches syntaxiques et les approches ensemblistes.

### **VI-3 Les méthodes spectrales**

Suivant la modalité des images à étudier, la signature la plus discriminante de la texture est à rechercher dans des méthodes qui exploitent les propriétés statistiques à partir d'un plan transformé dans lequel on réécrit l'image de texture. Les textures sont souvent quasi périodiques. Cette information est redondante dans la représentation spatiale de l'image de texture. Par la nature du plan spectral, celle-ci se trouve réorganisée et réduite lorsqu'on adopte un tel plan pour la représentation. Donc, certaines informations sur la texture sont plus facilement accessibles dans le plan spectral. Parmi les méthodes basées sur cette approche, on trouve les méthodes de la transformation de Fourier, Karhunen Loeve, Walsh Hadamard, ou avec des filtres numériques.

### **VII Les attributs statistiques de texture**

La distinction aisément faite par l'œil humain entre plusieurs textures est une tâche difficile à réaliser en vision par ordinateur, dans la mesure où il existe un nombre infini de texture et où chacune possède ses propres caractéristiques. Il n'existe pas de méthodes capables de classifier toutes les textures aussi bien que le ferait un observateur humain, cependant un certain nombre de propriétés définissant les impressions visuelles peuvent être extraites et permettent par conséquent de reproduire au mieux la classification de texture effectuée par cet observateur humain. Ces propriétés sont à la base de nombreuses méthodes d'analyse de texture et ont permis de définir un grand nombre d'attributs caractérisant les textures présentes dans les images. Ces attributs peuvent être géométriques, basés sur la modélisation spatiale des textures, spatiaux-fréquentiels et statistiques.

Les attributs statistiques permettent de caractériser tous types de textures, même les textures fines et sans régularité apparente. Ces attributs peuvent être divisés en

plusieurs catégories selon leur “ordre”. L’ordre des attributs dépend du type d’interaction spatiale entre les pixels considérés, il est donné par le nombre de pixels mis en jeu dans le calcul des paramètres. Par exemple pour les histogrammes d’image, on ne s’intéresse qu’au pixel lui-même, ce paramètre appartient donc à la catégorie des attributs statistiques de premier ordre.

Quant au calcul des matrices de cooccurrence, ce sont les couples de pixels qui sont considérés, ce sont des attributs d’ordre deux.

### VII-1 Attributs statistiques du premier ordre

De nombreux attributs peuvent directement être extraits de l’image afin de caractériser la texture qu’elle contient. Les attributs statistiques du premier ordre donnent des informations générales caractérisant une image en fonction de la variation de l’intensité des pixels qui la compose.

Les plus courants sont :

- La moyenne: 
$$MOY = \frac{1}{N} \sum_{x,y} I(x, y) \quad (II.1)$$

- La variance (Moment d’ordre 2): 
$$VAR = \frac{1}{N} \sum_{x,y} (I(x, y) - MOY)^2 \quad (II.2)$$

- Le moment d’ordre 3 (Skewness) : 
$$M3 = \frac{1}{N} \sum_{x,y} (I(x, y) - MOY)^3 \quad (II.3)$$

- Le moment d’ordre 4 (Kurkuisis): 
$$KURT = \frac{1}{N} \sum_{x,y} (I(x, y) - MOY)^4 \quad (II.4)$$

Avec  $I(x, y)$  représente la valeur du niveau de gris du pixel  $(x, y)$  et  $N$  est un facteur de normalisation qui correspond au nombre total des pixels.

### VII-2 Attributs statistiques du second ordre

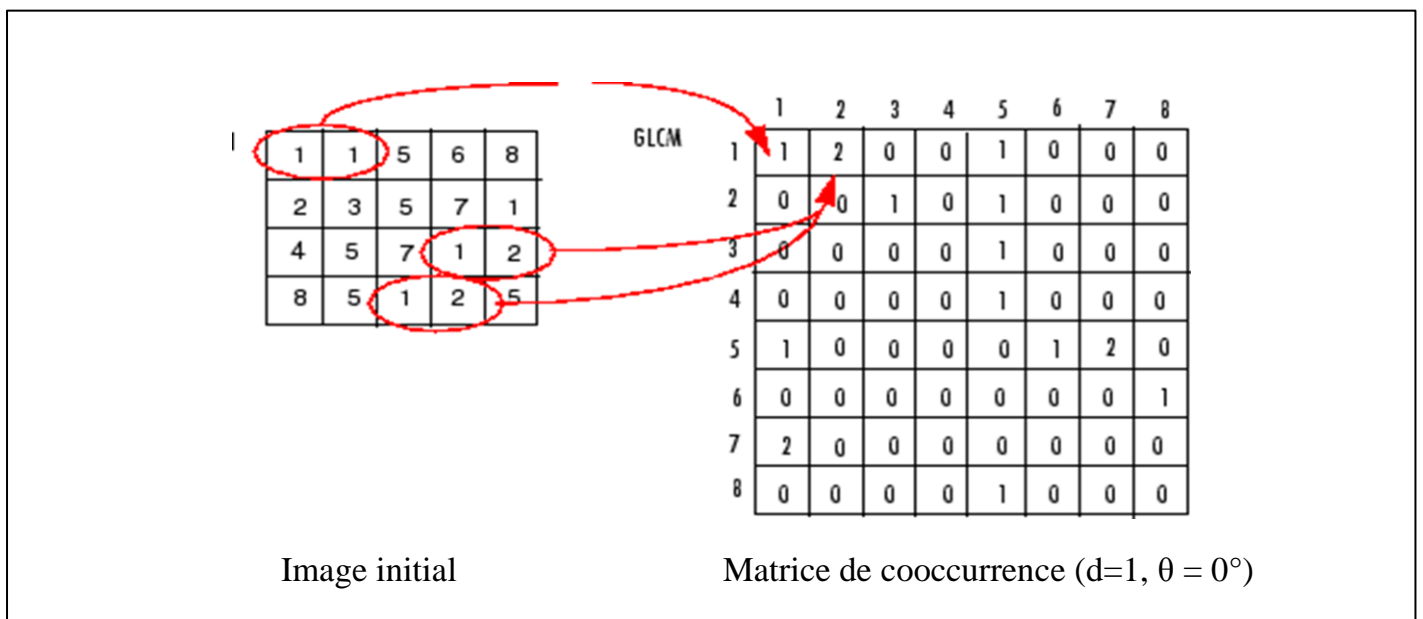
Dans les attributs de premier ordre, il n’y a pas d’informations sur la localisation du pixel. Il est donc nécessaire d’utiliser des méthodes d’ordre supérieur pour une analyse plus précise.

On retiendra, en particulier la méthode de la matrice de cooccurrence, dite aussi méthode de dépendance spatiale des niveaux de gris. Elle permet de déterminer la fréquence d'apparition d'un "motif" formé de deux pixels séparés par une certaine distance "d" dans une direction particulière  $\theta$ . Afin de limiter le nombre de calculs, on prend généralement comme valeurs de la direction  $\theta$   $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ$  et 1 pour la valeur de d.

Ces indices, bien que corrélés, réduisent l'information contenue dans la matrice de cooccurrence et permettent une meilleure discrimination des textures.

Le choix du vecteur de déplacement, et de la taille de la fenêtre du voisinage sur laquelle s'effectue la mesure sont les paramètres sur lesquels repose la réussite de la méthode. La difficulté à surmonter lors de l'application de cette technique réside justement dans le choix de ces paramètres car ils varient selon le type d'images et de textures.

À chaque direction  $\theta$  et pour chaque valeur de d correspond une matrice de cooccurrence  $\phi(d, \theta)$ . La figure I.19 illustre un exemple de construction de la matrice de cooccurrence pour  $\theta=0^\circ$  et  $d=1$ .



La figure II.7 : Un exemple de construction de la matrice de cooccurrence pour  $\theta=0^\circ$  et  $d=1$

On définit généralement les matrices symétriques de cooccurrence. Elles sont construites à partir des constatations suivantes :

$$\varphi(d, 0^\circ) = \varphi^t(d, 180^\circ) \quad (\text{II.5})$$

$$\varphi(d, 45^\circ) = \varphi^t(d, 225^\circ) \quad (\text{II.6})$$

$$\varphi(d, 90^\circ) = \varphi^t(d, 270^\circ) \quad (\text{II.7})$$

$$\varphi(d, 135^\circ) = \varphi^t(d, 315^\circ) \quad (\text{II.8})$$

Par exemple, la matrice symétrique associée à la direction  $0^\circ$  sera de la forme :

$$S_0(d) = \frac{1}{2} [\varphi(d, 0^\circ) + \varphi(d, 180^\circ)] \quad (\text{II.9})$$

Une fois la matrice symétrique réalisée, il est possible d'en extraire une quinzaine de paramètres qui contiennent des informations sur la finesse et la granularité de la texture.

Pour une texture grossière, les valeurs de la matrice sont concentrées sur la diagonale principale. Au contraire, pour une texture fine, les valeurs de la matrice seront dispersées : en effet, pour une telle texture il existe beaucoup de transitions de niveaux de gris.

A partir de cette matrice de cooccurrence on peut extraire la moyenne, la variance, l'énergie, le contraste, la corrélation et l'homogénéité.

La moyenne est donnée par la relation :

$$\text{MOY} = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j) \quad (\text{II.10})$$

$p(i, j)$  : correspond aux éléments de la matrice de cooccurrence, c'est à dire à la probabilité de passer d'un pixel de niveau de gris  $i$  à un pixel de niveau de gris  $j$ .

$i, j$  : deux niveaux de gris

$Ng$  : correspond au maximum des niveaux de gris de l'image.

La variance est défini par :

$$\text{VAR} = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} (i - \text{MOY})^2 p(i, j) \quad (\text{II.11})$$

Elle caractérise la distribution des niveaux de gris autour de la valeur moyenne MOY calculée précédemment.

L'énergie ou moment angulaire d'ordre deux est donné par la relation :

$$E = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j)^2 \quad (\text{II.12})$$

L'énergie mesure l'homogénéité de l'image. Elle a une valeur d'autant plus faible qu'il y a peu de zones homogènes : dans ce cas, il existe beaucoup de transitions de niveaux de gris.

Le contraste ou (l'inertie) est défini par :

$$\text{CONT} = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} (i - j)^2 p(i, j) \quad (\text{II.13})$$

Il mesure les variations locales des niveaux de gris. Si elles sont importantes (c'est à dire s'il existe peu de régions homogènes), alors le contraste sera élevé. Ce paramètre permet aussi de caractériser la dispersion des valeurs de la matrice par rapport à sa diagonale principale.

La corrélation est donnée par :

$$\text{COR} = \frac{\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} (i - \mu_x)(j - \mu_y)p(i, j)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (\text{II.14})$$

Où  $\mu_x$  et  $\mu_y$  représentent les moyennes respectivement des lignes et des colonnes de la matrice et  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  représentent les écarts types respectivement des lignes et des colonnes de la matrice.

La corrélation a une forte valeur quand les valeurs sont uniformément distribuées dans la matrice de cooccurrence, elle mesure la dépendance linéaire de niveau de gris dans l'image. Pour réduire le temps de calcul de l'attribut corrélation, on peut substituer à l'attribut d'auto-corrélation.

L'homogénéité donnée par :

$$\text{HOM} = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} \frac{1}{1 + (i, j)^2} p(i, j) \quad (\text{II.15})$$

Elle a un comportement inverse du contraste. Plus la texture possède de régions homogènes, plus le paramètre est élevé.

### VII Benchmark de la texture

Plusieurs scientifiques ont essayé de classer les différentes textures, cela afin de faciliter leurs compréhension et aider les chercheurs spécialisés dans ce domaine à bien munir leurs analyses et exploiter les notions déjà acquises, parmi les plus connus, on peut citer L. Brodatz.

En effet, Brodatz a établi un catalogue de texture à des fins de synthèse d'images texturées, ce catalogue constitue aujourd'hui une référence en matière de base de teste pour les chercheurs travaillant sur la texture. C'est un recueil d'images dont certaines sont utilisées comme modèle de texture. Ces images sont classiquement utilisées pour valider les différentes méthodes d'analyse de texture.

La figure ci-dessous illustre les échantillons des 112 textures (de D1 à D112).

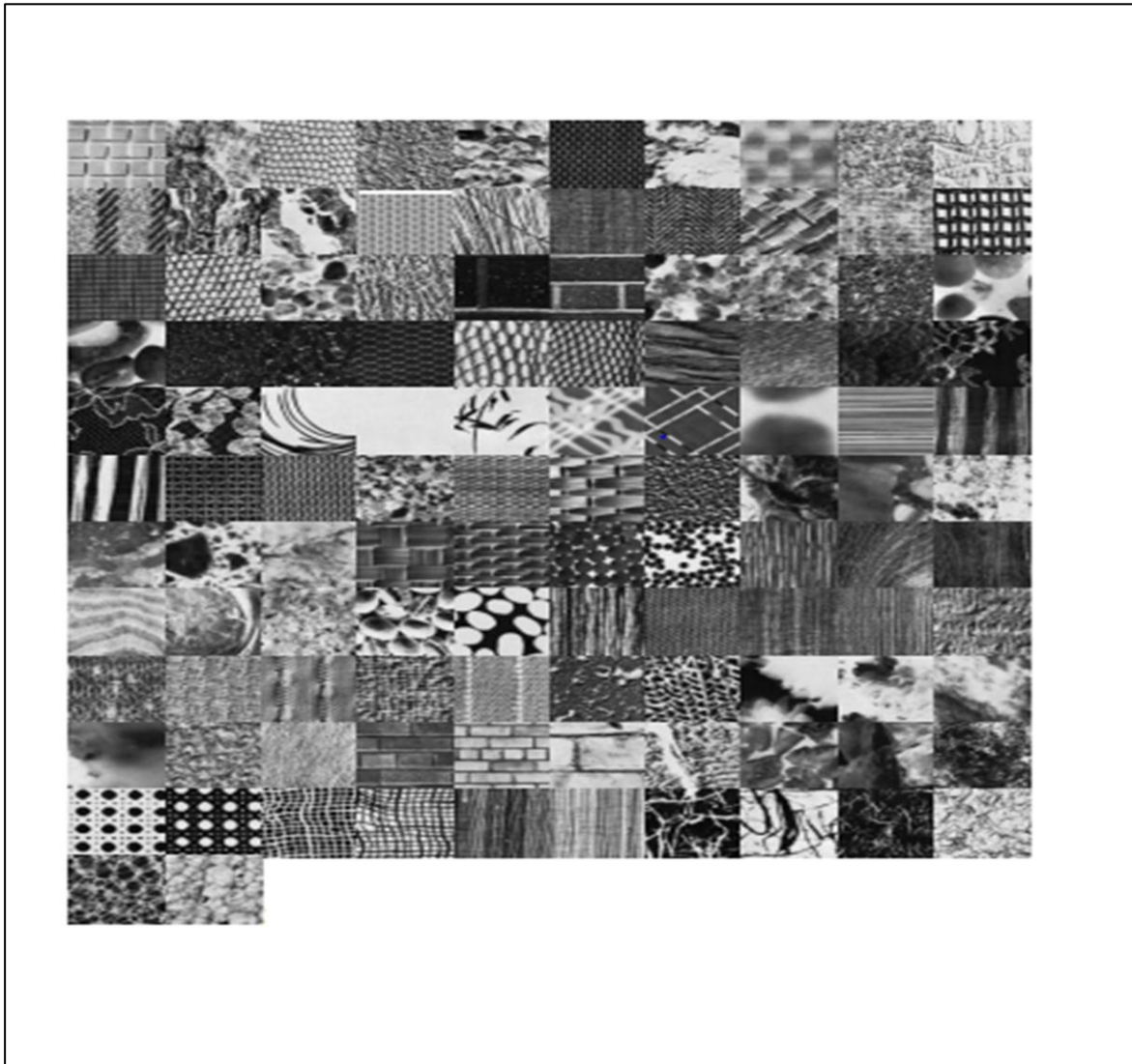


Figure II.8 Echantillons des 112 textures de Brodatz D1 à D112.

D1	...	...	...	...	...	...	...	...	D10
D11	...	...	...	...	...	...	...	...	D20
D21	...	...	...	...	...	...	...	...	D30
D31	...	...	...	...	...	...	...	...	D40
D41	...	...	...	...	...	...	...	...	D50
D51	...	...	...	...	...	...	...	...	D60
D61	...	...	...	...	...	...	...	...	D70
D71	...	...	...	...	...	...	...	...	D80
D81	...	...	...	...	...	...	...	...	D90
D91	...	...	...	...	...	...	...	...	D100
D101	...	...	...	...	...	...	...	...	D110
D111	D112								

Figure II.9 Disposition des images de la figure II.8

### VIII Domaines d'Application de l'Analyse de Texture

Dans les images naturelles, la seule étude de la distribution des niveaux de gris est insuffisante pour caractériser les zones homogènes d'où le recours à l'utilisation de la texture pour la caractérisation, la reconnaissance et l'interprétation de l'image. L'Analyse de textures est devenue de plus en plus fréquente dans des domaines variés.

**En Imagerie Médicale**, des estimateurs de texture permettent de faire la distinction entre tissus sains et pathologiques. Comme exemple on a la détection de lésions, le dépistage de pathologies, la segmentation des images IRM (Image Résonance Magnétique).

**En Géologie**, elle peut être utilisée pour analyser des données sismiques volcaniques, ainsi que l'état du sol.

**En Imagerie Satellitaire**, estimateurs de textures permettent de différencier un champ d'une forêt par exemple. Elle est aussi très utilisée dans l'interprétation et l'analyse.

**En Robotique**, on peut illustrer l'exemple de la navigation d'un robot mobile. La texture de la surface permet d'avoir des informations sur l'environnement de la navigation, celle-ci détermine la forme, la profondeur, l'orientation et la distance des surfaces visibles.

**En Contrôle Non Destructif**, l'analyse de texture est largement utilisée pour l'inspection des surfaces en contrôle de qualité (produits industriels, matériaux, produits alimentaires, détection de défauts...).

### IX Conclusion

Le domaine de l'étude de la texture est très vaste. L'analyse de la texture joue un rôle très important dans le traitement d'image et il semble être un atout pour l'analyse et l'extraction des informations contenues dans l'image. C'est un domaine de recherche qui est loin d'être totalement exploré, il reste largement ouvert.

Il existe une grande diversité dans les approches utilisées pour décrire ou identifier une texture.

La description des textures est utilisée dans beaucoup de domaines notamment dans la synthèse des textures.

La synthèse de texture est utilisée dans plusieurs applications comme par exemple pour synthétiser des zones dans une image texturée ayant subi des dégradations.

En effet la difficulté des méthodes d'inpainting et la reconstruction de zones texturées.

Dans le chapitre suivant, nous allons décrire la méthode utilisée pour reconstruire des zones texturée et d'interpréter les résultats obtenus.

## I Introduction

L'inpainting par patch permet de reconstruire des portions d'images contenant des données manquantes ou corrompues.

En effet, il semble être une solution souvent efficace aux divers problèmes liés à l'imagerie, notamment la récupération de données manquantes et la suppression d'objets.

Dans ce chapitre, nous allons adopter une méthode qui permettra la reconstruction des parties manquantes d'une image en remplaçant les pixels inconnus se trouvant dans la zone dégradée par des pixels connus choisis "convenablement" dans la zone connue. Ce choix sera réalisé en utilisant des distances entre patches.

Nous étudierons l'influence des différents paramètres de cette méthode sur les résultats réalisant plusieurs tests sur différentes images.

## II Méthode adoptée

On dispose d'une image  $U_0$  dont une zone  $D$  a été clairement identifiée comme une région qu'il faut reconstruire, soit parce qu'elle est abimée, soit par exemple parce qu'elle représente un objet ou une personne que l'on souhaiterait effacer de l'image.

Le but est de reconstruire cette zone  $D$ , en copiant les valeurs des pixels choisis convenablement du reste de l'image. Pour expliciter la manière dont ce choix est réalisé, prenons l'exemple de la figure III.1.

Dans cette figure la zone  $D$  à reconstruire est représentée par les pixels ayant des valeurs zéro.

Chacun de ces pixels sera traité en fonction du patch dans lequel il se trouve.

Rappelons qu'un patch est un carré de taille  $n \times n$  centré sur le pixel à traiter. Nous commençons par traiter la première donnée manquante, encerclée en rouge dans la figure III.1.

10	12	2	44	32	15	20	74	10
5	52	41	68	38	30	11	53	46
13	30	33	99	9	45	22	41	23
47	57	8	12	47	58	64	67	11
100	7	60	67	73	10	78	45	42
112	11	15	20	74	100	178	38	99
47	54	30	0	0	0	0	0	7
89	63	45	0	0	0	0	0	22
62	89	12	56	0	0	0	78	96
53	7	78	47	0	0	0	0	11
14	56	23	24	0	0	0	0	0
7	57	21	23	45	6	47	1	45
98	44	2	3	8	1	78	96	35

Figure III.1 : Exemple explicitant la méthode adoptée

Dans le cas de cet exemple, nous prenons un patch de taille 3×3. Le patch entourant la donnée manquante (en rouge dans la figure III.1) sera comparé avec tous les patches entourant les données connues de l'image, par exemple le patch représenté en vert dans la figure III.1.

La comparaison que nous réalisons est le calcul de la distance euclidienne entre patches sachant que les données manquantes se trouvant dans ces patches ne sont pas incluses dans le calcul de cette distance.

Après le calcul de toutes les distances entre patches avec les pixels connus, nous repérons le patch qui présente une distance minimale nous indiquant ainsi le plus similaire d'entre eux. Nous remplaçons la donnée manquante par la valeur du pixel centré dans le patch le plus similaire.

Dans l'exemple de la figure III.1 le patch le plus similaire est celui représenté en bleu. Ainsi le zéro entouré en rouge sera remplacé par la valeur 11.

Un exemple réel est représenté sur la figure III.2

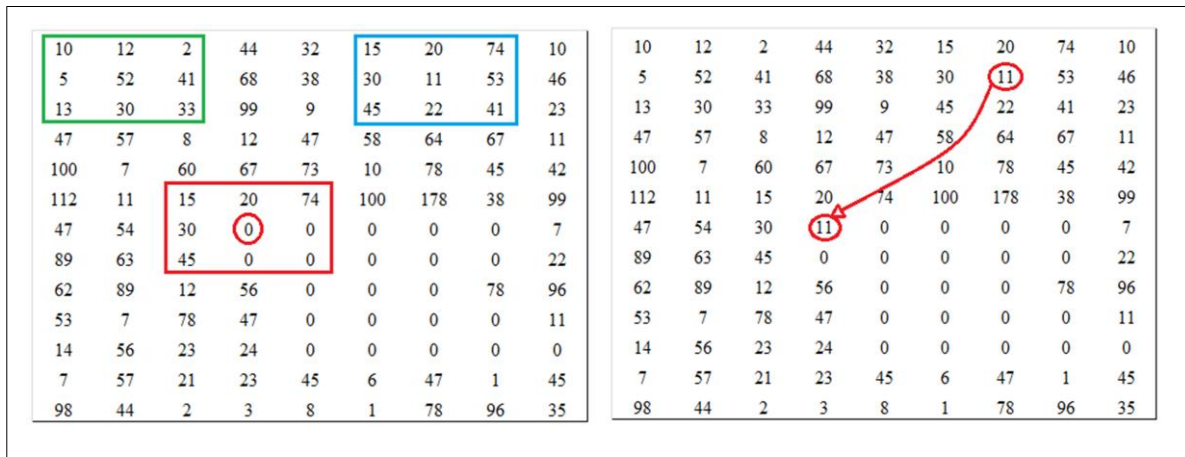


Figure III.2 : Exemple de reconstruction de zone dégradée

Il est évident que la taille des patches influe sur les résultats obtenus, nous étudierons cette influence dans le paragraphe suivant.

Rappelons que lors du calcul des distances entre patches, les pixels inconnus ne sont pas pris en considération. Par exemple dans le cas de la figure III.1 la distance entre les patches rouge et vert est :

$$D = \sqrt{(15 - 10)^2 + (20 - 12)^2 + (74 - 2)^2 + (30 - 5)^2 + (45 - 13)^2} = \sqrt{6922} = 83.$$

Les pixels ayant les valeurs 52, 41, 30 et 33 ne sont pas inclus dans le calcul de cette distance. Le nombre de pixels inclus dans le calcul de cette distance est donc de 5. On notera ce nombre Nb, il est bien sur dans tous les cas inférieur à  $n \times n$ .

Si Nb est égale à zéro aucune comparaison ne sera possible.

Nous calculons donc pour chaque pixel inconnu le nombre Nb lui correspondant et avant de calculer les distances, nous réalisons un test sur ce nombre. S'il est inférieur à un seuil fixé par l'utilisateur noté Nbs, ce pixel inconnu ne sera pas traité durant cette itération mais à des itérations ultérieures, lorsque la condition  $Nb \geq Nbs$  sera vérifiée.

Le choix et l'influence de la valeur de Nbs sera étudié au paragraphe IV.

En résumé deux paramètres peuvent influencer sur les résultats de la méthode d'inpainting adopté :

- La taille du patch  $n \times n$ .
- Le seuil Nbs de pixels intervenant dans le calcul des distances.

Dans la suite de ce chapitre nous allons étudier l'influence de ces paramètres sur les résultats de l'inpainting.

### **III influence de la taille du patch**

Rappelons qu'un patch est un carré de taille  $n \times n$  centré sur un pixel. Sa taille est fixée par l'utilisateur. Nous allons, sur les figures qui suivent, donner quelques résultats pour des tailles différentes sur des images de nature différentes.

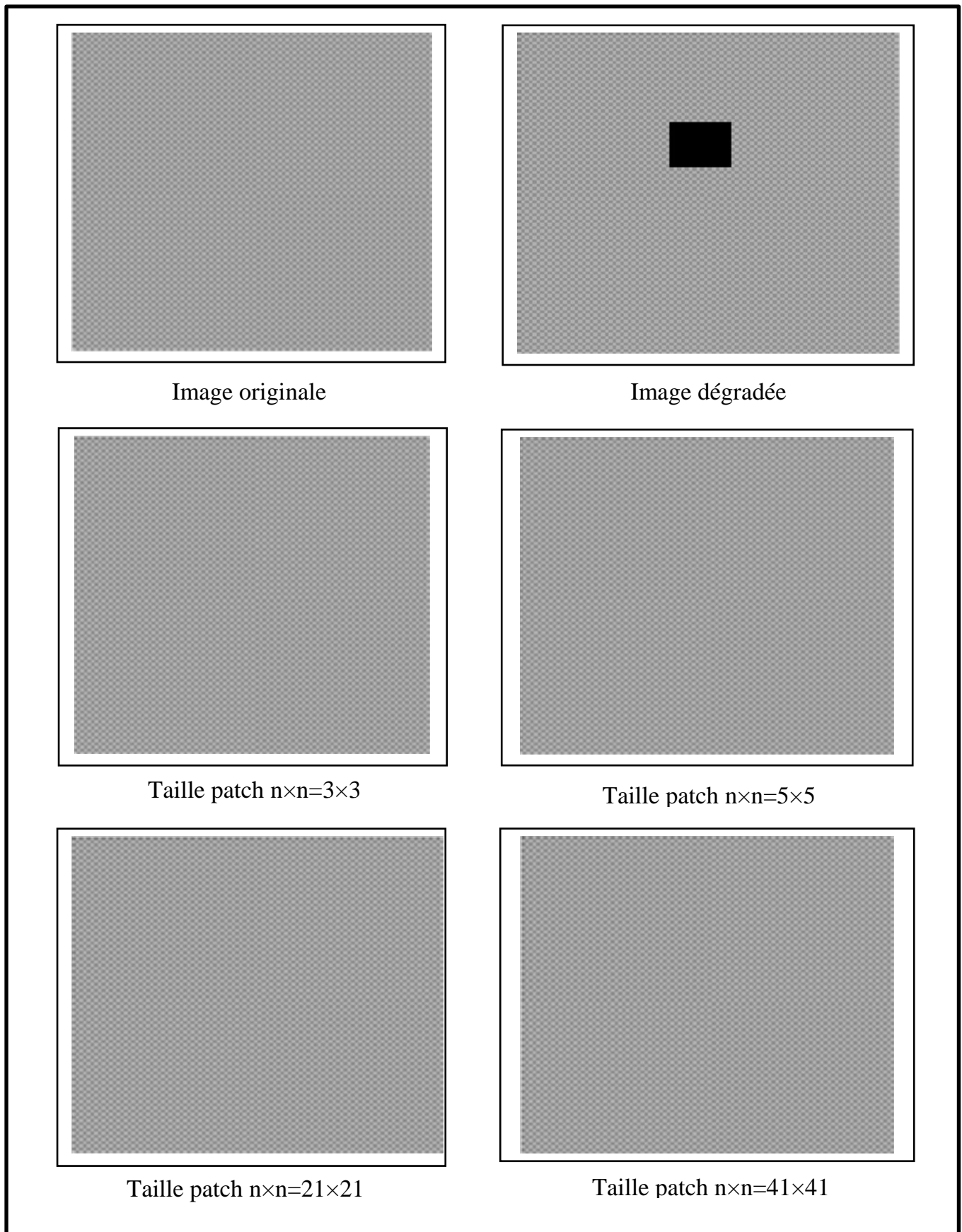


Figure III.3 Exemple de reconstitution d'une image synthétique dégradée avec des tailles de patch différentes

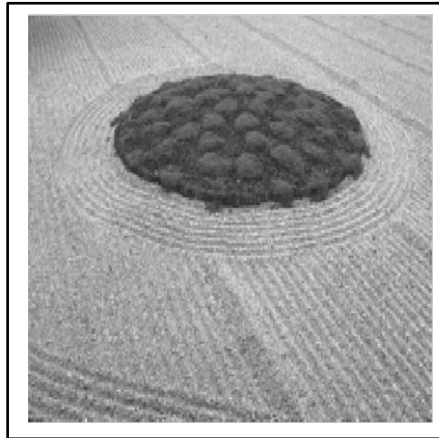


Image originale

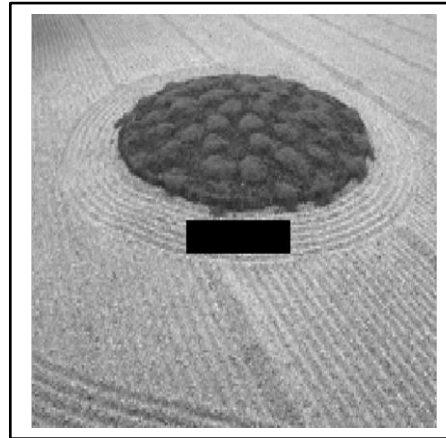
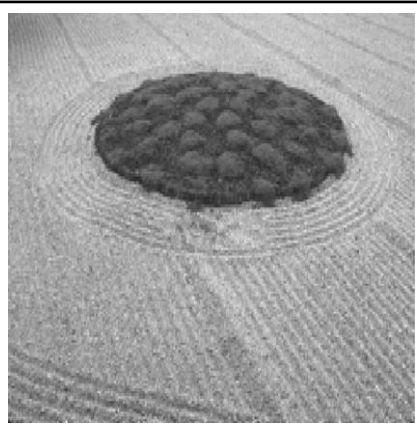
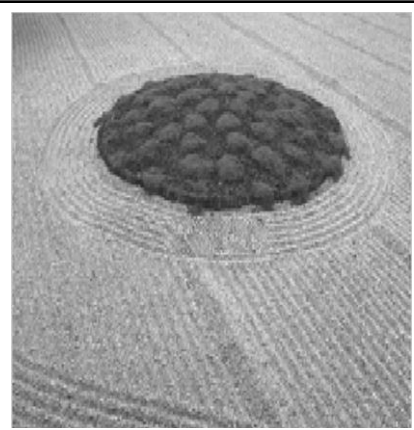


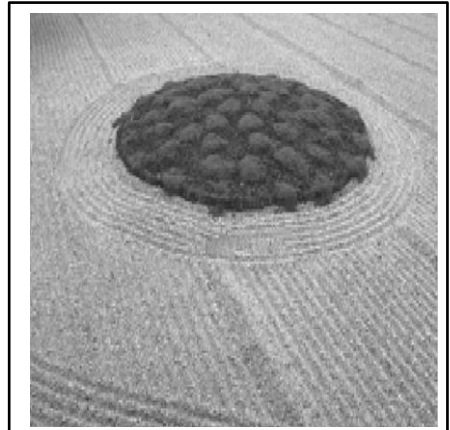
Image dégradée



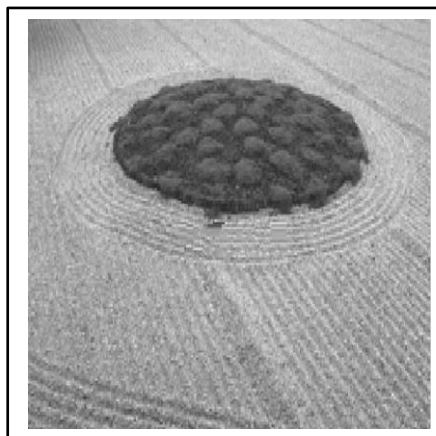
Taille patch  $n \times n = 3 \times 3$



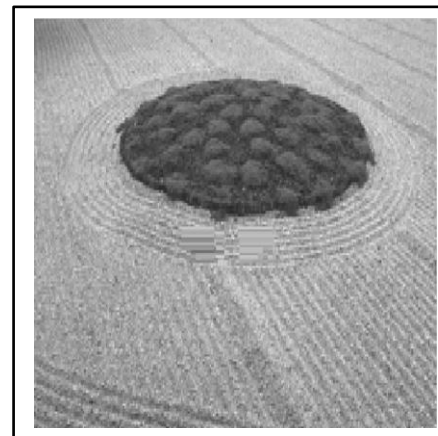
Taille patch  $n \times n = 5 \times 5$



Taille patch  $n \times n = 21 \times 21$



Taille patch  $n \times n = 41 \times 41$



Taille patch  $n \times n = 61 \times 61$

Figure III.4 Exemple de reconstitution d'une image dégradée avec des tailles de patch différentes



Image originale

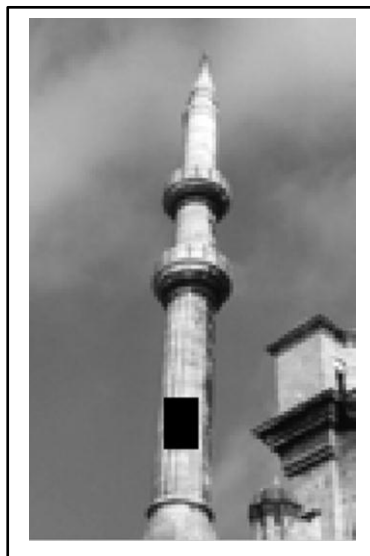


Image dégradée

Taille patch  $n \times n = 3 \times 3$ Taille patch  $n \times n = 5 \times 5$ Taille patch  $n \times n = 21 \times 21$ Taille patch  $n \times n = 41 \times 41$ 

Figure III.5 Exemple de reconstitution d'une image dégradée avec des tailles de patch différentes

Nous constatons que sur la figure III.3, les résultats obtenus pour des tailles de patch différents sont identiques. La zone dégradée est parfaitement restaurée. En effet, il s'agit d'une image synthétique contenant une texture unique et le motif élémentaire de cette texture est contenu dans un patch de taille  $3 \times 3$ .

Pour ce qui est de la figure III.4, nous constatons que la taille des patchs influe sur les résultats.

Pour des tailles faibles ( $3 \times 3$  et  $5 \times 5$ ) le résultat de la restauration est mauvais, la texture n'est pas convenablement reconstituée.

Les résultats sont meilleurs en utilisant des patchs plus grands ( $21 \times 21$  et  $41 \times 41$ ) sauf que pour des valeurs importantes ( $61 \times 61$ ), le résultat devient mauvais.

En effet pour avoir de bons résultats il faut prendre au moins un motif élémentaire de la texture. Ce qui n'est pas le cas dans des patchs de faibles de tailles.

Si la taille des patchs devient très élevée, on risque d'utiliser plus de textures pour reconstituer une zone où on a une seule texture d'où le mauvais résultat.

Il y a donc un compromis à faire sur la taille des patchs, et bien sûr cette taille dépend de la taille de l'image.

Dans la suite des tests nous optons pour la taille des patchs égale à ( $41 \times 41$ ).

#### **IV influence du nombre de voisins connus**

Nous allons dans ce paragraphe, étudier l'influence du nombre de voisins connus à l'intérieur du patch entourant le pixel inconnu.

Par exemple sur la figure III.6, le pixel inconnu encerclé en rouge est centré dans un patch de taille  $5 \times 5$  dont le nombre de pixels connus est  $N_b=8$ . Sachant que tous les pixels ayant la valeur 0 sont des pixels inconnus, ce nombre peut varier de 0 à  $n \times n$  (dans l'exemple de la figure  $n \times n = 5 \times 5 = 25$ ).

10	12	2	44	32	15	20	74
5	52	41	68	38	30	11	53
13	30	33	99	9	45	22	41
47	57	8	12	47	58	16	67
100	7	60	10	0	0	0	45
112	11	0	0	0	0	0	38
47	54	5	0	0	0	0	0
89	63	0	0	0	0	0	0
62	89	12	56	0	0	0	78
53	7	78	47	0	0	0	0

Figure III.6 exemple qui illustre un patch de taille 5×5

Il est évident que lorsque  $N_b=0$ , aucune comparaison ne sera possible car aucun pixel n'est connu dans le patch.

Plus  $N_b$  est élevé, plus il y a de pixels connus autour du pixel inconnu donc probablement on aura de meilleurs résultats.

C'est pour cela que nous fixons un seuil noté  $N_{bs}$  pour  $N_b$  au-dessous duquel aucun traitement ne sera réalisé durant l'itération en cours. Il sera traité durant les itérations suivantes lorsque son  $N_b$  sera supérieur ou égale à  $N_{bs}$ .

Nous testons les valeurs ci-dessous de  $N_{bs}$  :

$N_{bs}=1\%$  de la taille du patch,

$N_{bs}=10\%$  de la taille du patch,

$N_{bs}=50\%$  de la taille du patch,

$N_{bs}=80\%$  de la taille du patch,

Sachant que pour les figures III.7, III.8, III.9 et III.10 la taille des patches et de  $15 \times 15$  les valeurs du seuil  $N_{bs}$  seront donc 2, 22, 112 et 180.



Image originale

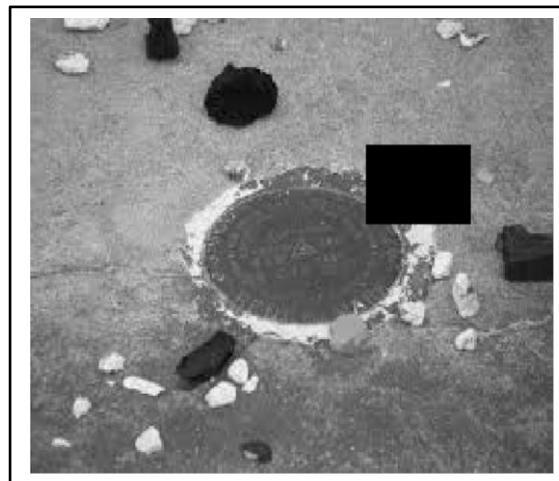


Image dégradée



Nombre de voisin est de 1%



Nombre de voisin est de 10%



Nombre de voisin est de 50%



Nombre de voisin est de 80%

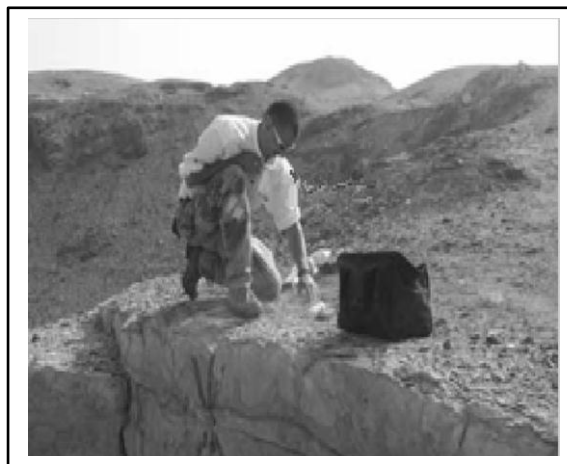
Figure III.7 Exemple de reconstitution d'image avec un nombre de voisins connus différent.



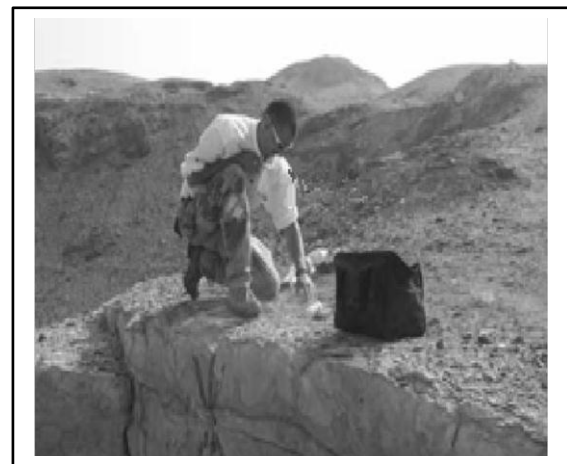
Image originale



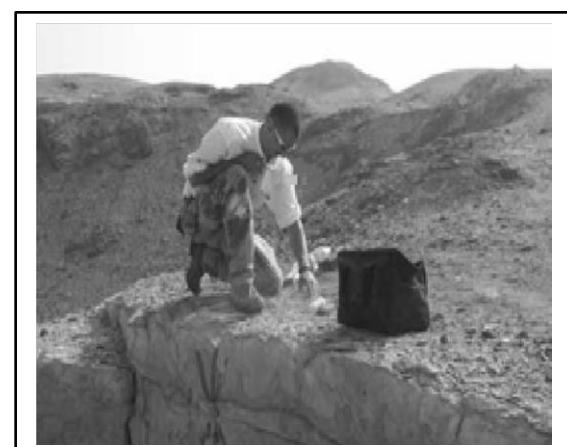
Image dégradée



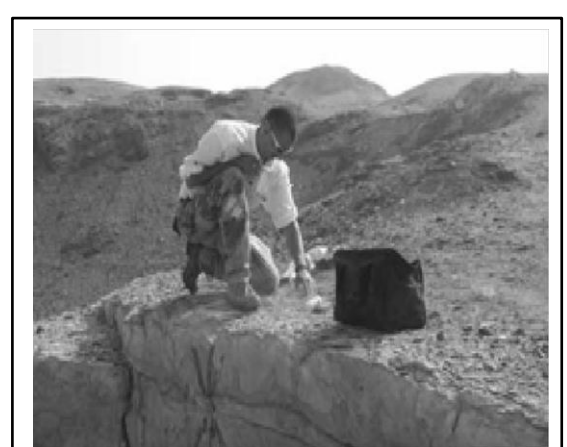
Nombre de voisin est de 1%



Nombre de voisin est de 10%



Nombre de voisin est de 50%



Nombre de voisin est de 80%

Figure III.8 Exemple de reconstitution d'image avec un nombre de voisins connus différent



Image originale



Image dégradée



Nombre de voisin est de 1%



Nombre de voisin est 10%



Nombre de voisin est de 50%



Nombre de voisin est de 80%

Figure III.9 Exemple de reconstitution d'une image avec un nombre de voisins connus différent



Image originale



Image dégradée



Nombre de voisin est de 1%



Nombre de voisin est de 10%



Nombre de voisin est de 50%



Nombre de voisin est de 80%

Figure III.10 Exemple de reconstitution d'une image avec un nombre de voisins différent

D'après les résultats obtenus sur les figures ci-dessous, nous constatons effectivement que le nombre de voisin connus influe sur les résultats de la restauration des données manquantes.

En effet, si nous prenons l'exemple de l'image de l'ours polaire, nous constatons que le meilleur résultat est obtenu pour  $N_{bs} = 80\%$  de  $n \times n$ , puisque le dos et le ventre de l'ours sont mieux reconstruits.

Nous faisons la même constatation pour tous les exemples des figures précédentes.

Nous remarquons aussi que même pour  $N_{bs} = 1\%$  de  $n \times n$ , les résultats de la reconstruction sont déjà appréciables. Ils sont légèrement meilleurs pour  $N_{bs} = 10\%$  de  $n \times n$ .

Les résultats obtenus pour  $N_{bs} = 50\%$  de  $n \times n$  et  $N_{bs} = 80\%$  de  $n \times n$  sont dans la plus part des cas assez semblables.

Plus ce nombre est élevé plus le temps de calcul augmente et meilleur est le résultat. Par exemple, dans le cas de la figure III.7, les temps de calcul pour  $N_{bs} = 1\%$  de  $n \times n$ ,  $N_{bs} = 10\%$  de  $n \times n$ ,  $N_{bs} = 50\%$  de  $n \times n$  et  $N_{bs} = 80\%$  de  $n \times n$  sont respectivement de 2236 s, 2206 s, 2119 s et 2119 s.

Nous constatons que la différence dans les temps de calcul n'est pas très importante relativement au temps d'exécution total.

Il est donc assez bon de prendre la valeur la plus élevée pour  $N_{bs}$ .

### **V Influence de la taille de la zone dégradée**

Dans ce paragraphe nous allons étudier l'influence de la taille de la zone dégradée. Nous prendrons plusieurs exemples pour lesquels nous augmenterons la taille de la zone dégradée et observerons les résultats obtenus. Les figures ci-dessous fournissent ces exemples.

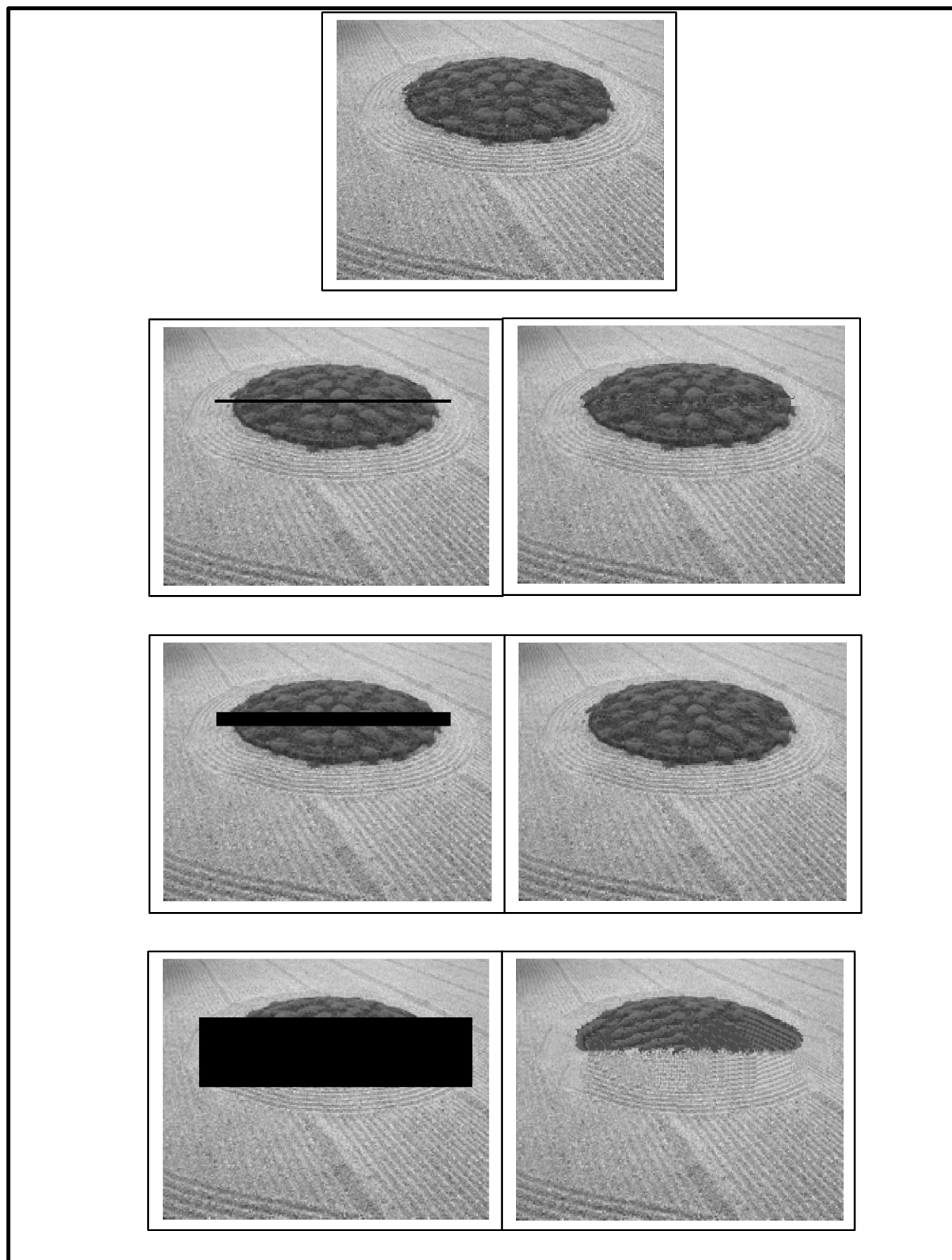


Figure II.11 Reconstruction des zones dégradées ayant des tailles différentes

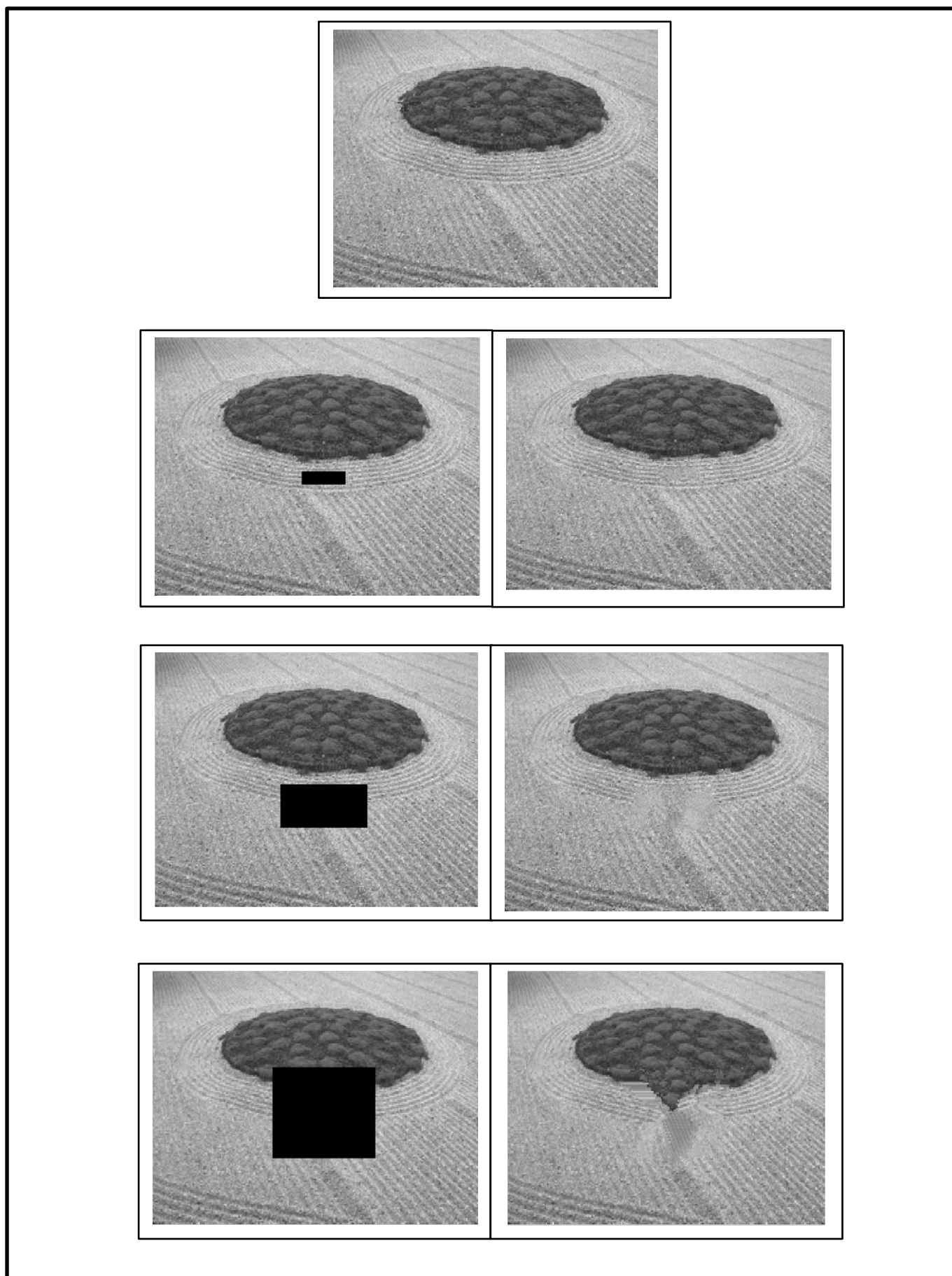


Figure III.12 reconstruction des zones dégradées ayant des tailles différentes

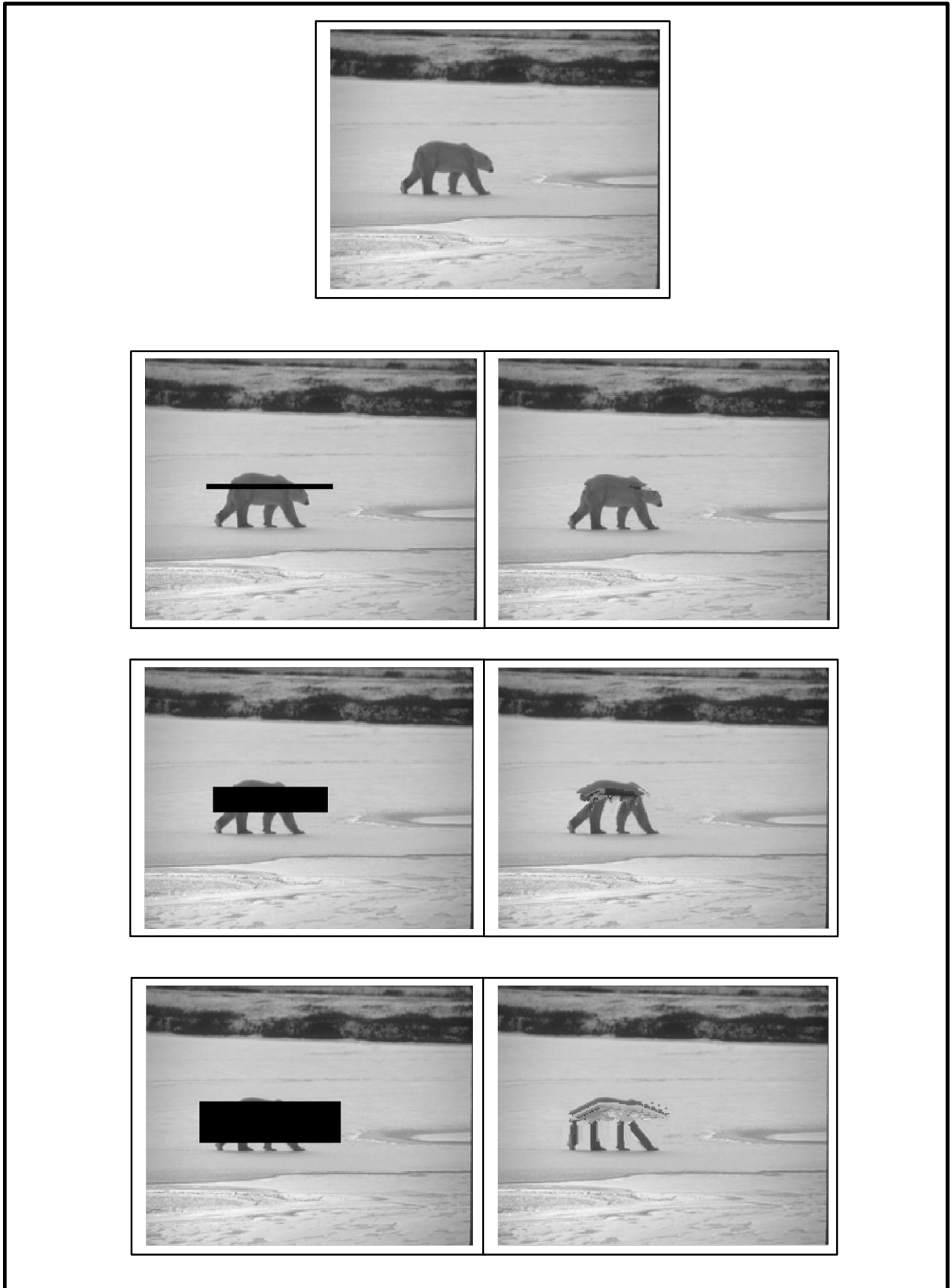


Figure III.13 reconstruction des zones dégradées ayant des tailles différentes

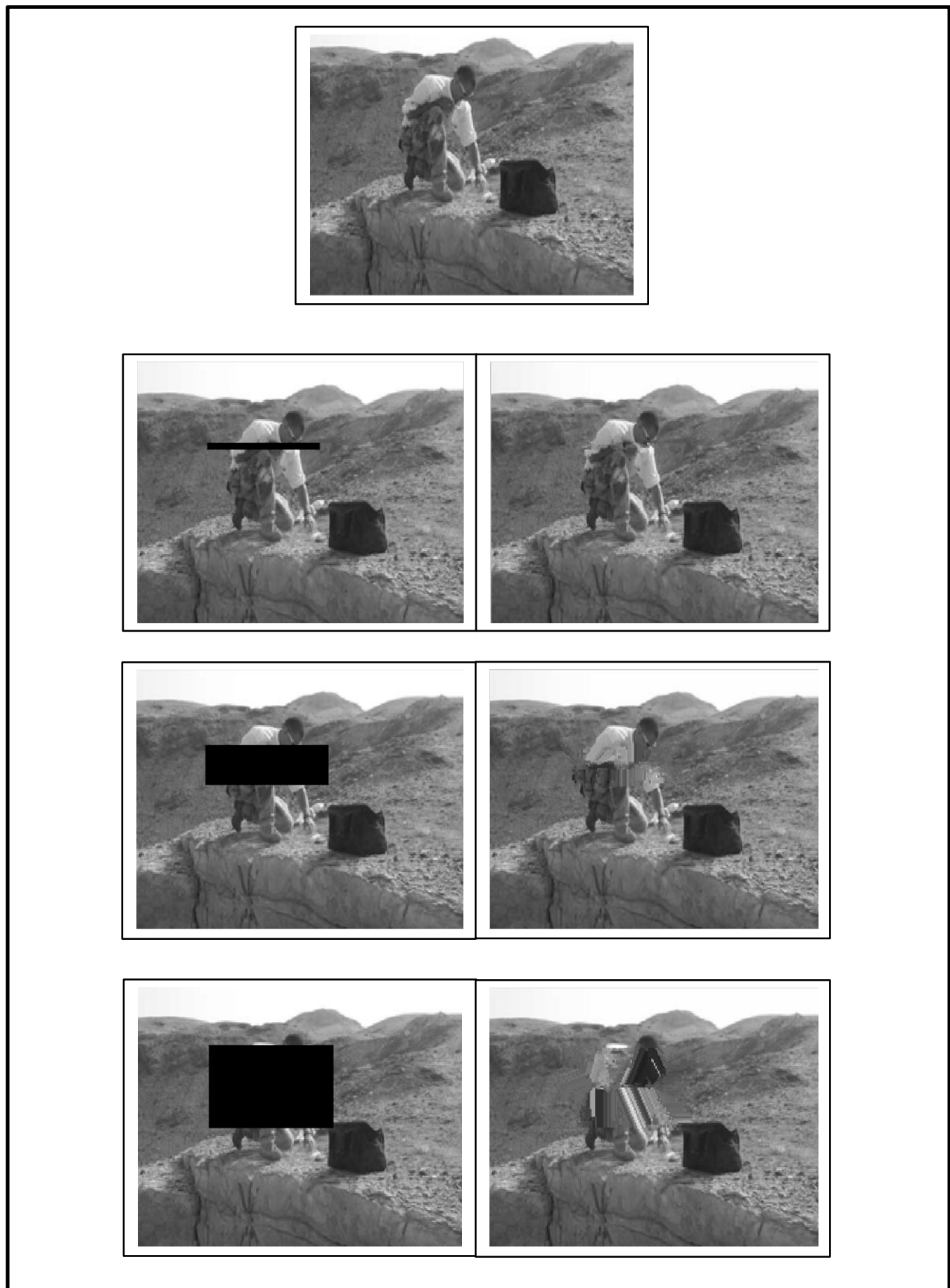


Figure III.14 reconstruction des zones dégradées ayant des tailles différentes

Nous constatons sur les figures III.11, III.12, III.13 et III.14 que plus la taille de la zone dégradée est importante plus l'image reconstituée est différente de l'image originale.

Dans le cas des figures III.11 et III.12, lorsque la zone dégradée est de taille assez faible, l'image reconstruite est assez semblable à l'image d'origine et les textures sont assez bien reconstituées.

Lorsque la zone dégradée est de taille importante comme dans la dernière ligne de la figure III.11, nous remarquons que les textures reconstruites ne sont pas les textures d'origines, une partie du sol planté est remplacé par du sol sablé.

Dans le cas de la figure III.13, la zone dégradée inclue une partie de l'ours polaire. Lorsque la taille de la zone dégradée est faible, l'ours est assez bien reconstruit (la deuxième ligne de la figure) et dans le cas où sa taille est importante (dernière ligne), l'ours est très mal reconstruit, nous ne le reconnaissons même pas.

Cette technique ne peut donc être utilisée que pour des dégradations de faibles tailles.

## **VI Utilisation pour la suppression d'objet**

L'inpainting est utilisé pour la restauration de zone dégradées dans une image, mais aussi à d'autre fin comme pour la suppression d'objets.

Nous illustrons cela sur les exemples des figures III.15, III.16, III.17 et III.18.

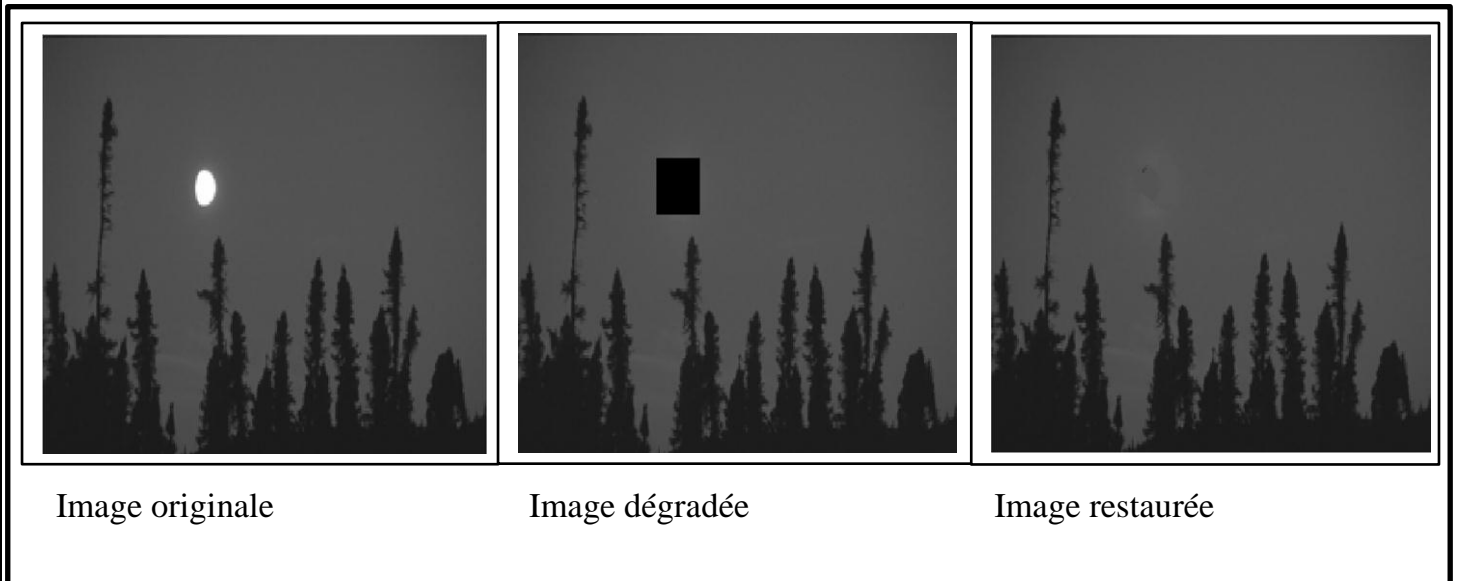


Figure III.15 exemple montrant la suppression d'une lune.

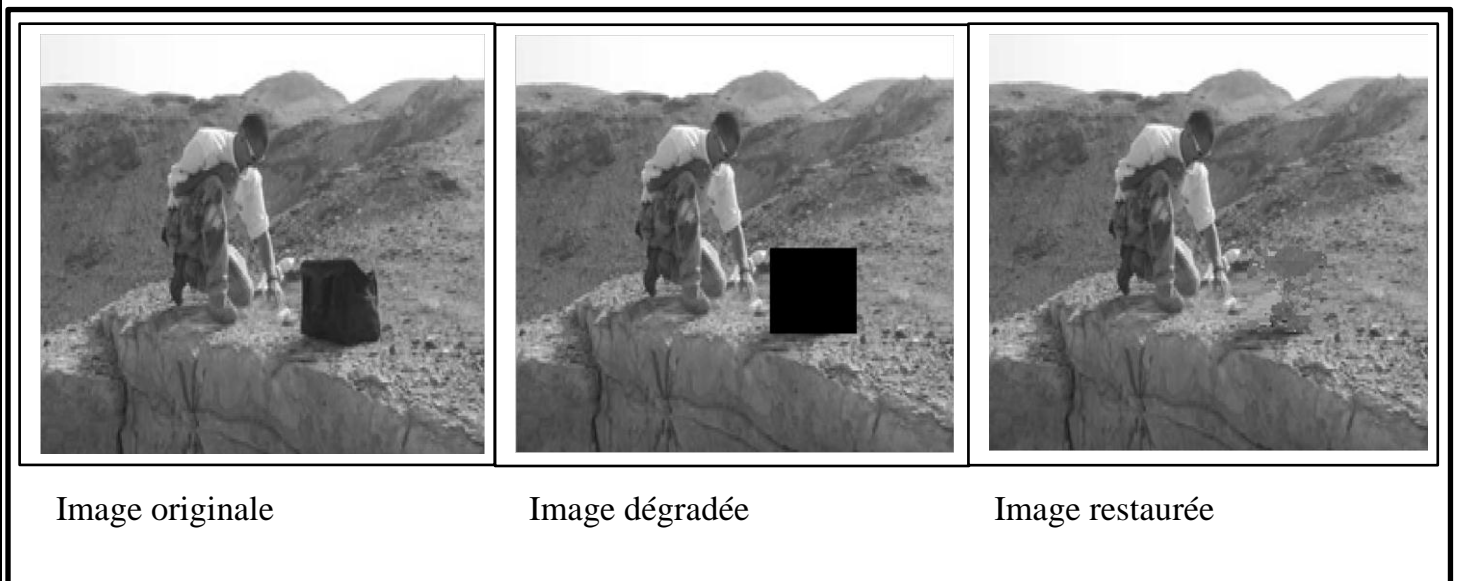


Figure III.16 exemple montrant la suppression d'un sac.

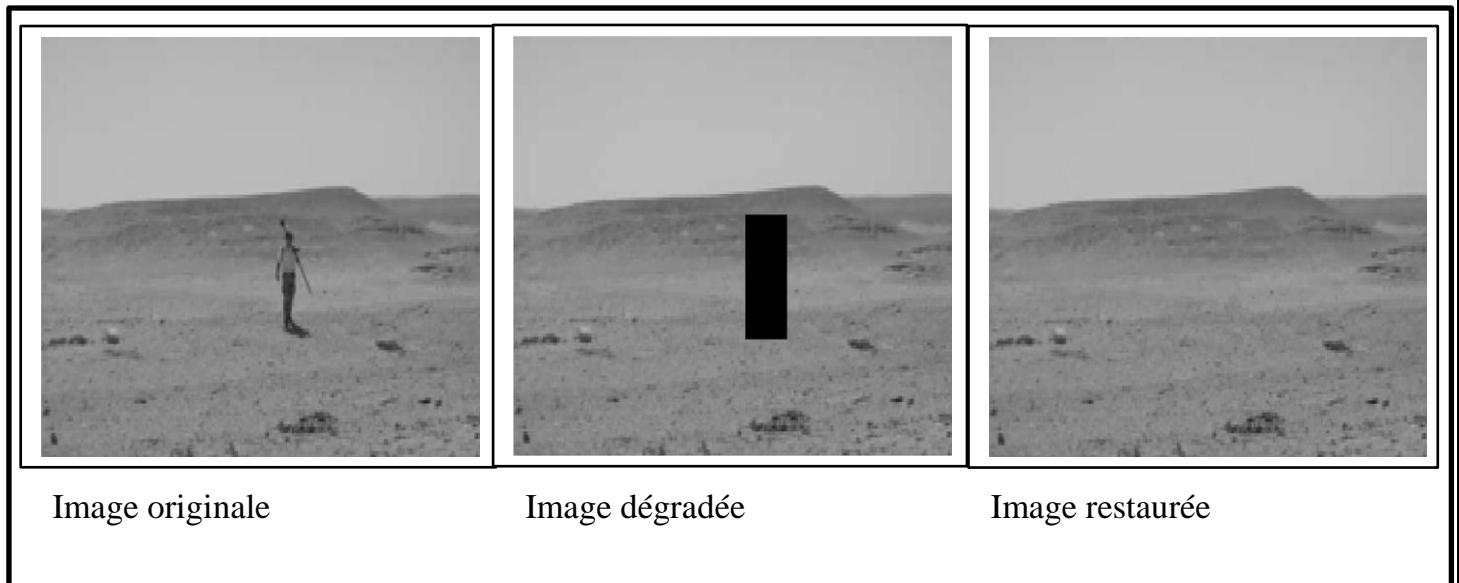


Figure III.16 exemple montrant la suppression d'un homme dans un paysage

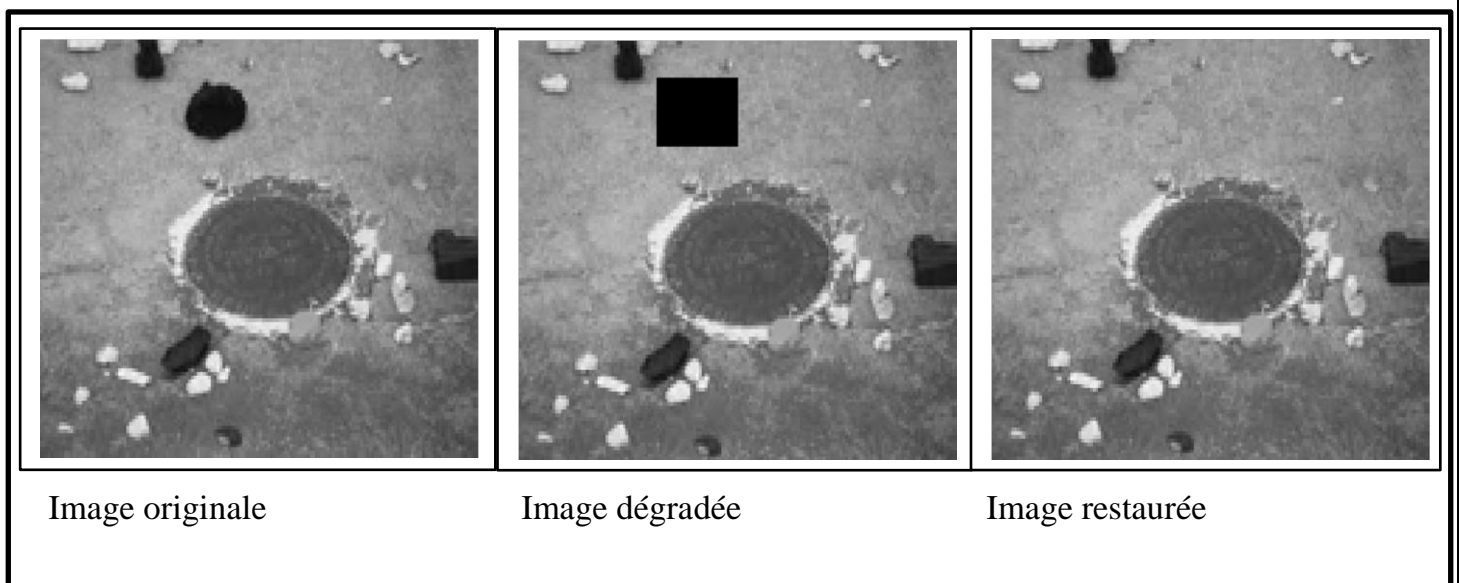


Figure III.16 exemple montrant la suppression d'une pierre noire.

Sur les images des figures précédentes nous constatons que les objets sélectionnés (la lune, le sac, la pierre noire, un homme dans le paysage) sont supprimés et le fond est convenablement construit. Cette technique est donc bien adaptée pour la suppression d'objets.

## VII Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une application d'inpainting basée sur des patches.

Nous avons expliqué et exposé les étapes de cette méthode. Nous avons par la suite étudié l'influence sur les résultats de deux paramètres (qui sont la taille du patch utilisé et le nombre de voisin connus). Pour ce faire plusieurs tests ont été réalisés et les résultats ont démontré que le choix de ces paramètres est important pour obtenir une bonne reconstruction.

Après, nous avons étudié l'influence de la taille de la zone à reconstruire, plus la zone dégradée est importante plus la reconstitution est difficile.

Finalement, après plusieurs tests, nous avons constaté l'utilité de cette application dans la suppression des objets ou des personnes dans une image en reconstituant le fond convenablement.

Dans ce mémoire nous avons abordé le problème d'inpainting qui est formulé comme un problème de reconstituons de données dans une image où l'information est supposée manquante. En effet nous avons expliqué son principe de fonctionnement et ses diverses étapes qui nous permettent la reconstitution des images dégradées. Aussi nous avons énuméré son utilité dans les différents domaines reliés à l'imagerie. Son efficacité à résoudre les problèmes a incité beaucoup de groupes de recherches à développer ce domaine. Il est ainsi devenu un espace de recherches riche et un nombre important de méthodes d'inpainting ont été développés.

Nous nous sommes intéressés également à l'image et plus précisément à sa texture qui reste jusqu'à aujourd'hui une notion qui n'admet pas de définition précise malgré son omniprésence dans les différentes images. Pour mieux cerner ce concept nous nous sommes rapproché de ses diverses approches d'analyse classées en trois catégories, les approches structurales, les approches statistiques et les approches spectrales.

Au final nous avons adopté une méthode d'inpainting permettant de réaliser la restauration d'image dégradée en récupérant des données manquantes ou déformées.

C'est une méthode basée sur des patches. Elle permet de remplacer un pixel inconnu situé dans une zone endommagée par un pixel choisi convenablement dans une zone connue en comparant les patches de ces pixels. Plusieurs tests faisant intervenir différentes images ont montré l'importance du bon choix d'un certain nombre de paramètres relatif à la méthode. Un bon choix fournit des résultats satisfaisants et tous mauvais choix influent négativement sur les résultats.

Cette méthode est efficace dans la suppression des objets et la construction du fond convenablement. Parfois elle donne des résultats très satisfaisants.

Malheureusement, elle n'est pas assez efficace quand nous avons à faire à des zones dégradées de tailles importantes, plus la taille de cette zone est importante plus le résultat est mauvais.

- [1] Abdelghani Ghazdali, Restauration d'image: inpainting, Mémoire fin d'études, Marrakech, 2012.
- [2] W. Wang and X. Qin. An Image Inpainting Algorithm based on CSRBF interpolation, vol. 12, N<sup>o</sup> 6, China, 2006.
- [3] Arkoub Nouara, Reconstruction de données manquantes dans une image, Mémoire de magister, UMMTO, 2012.
- [4] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles and C. Ballester, Image inpainting. Computer Graphics (SIGGRAPH 2000), pp. 417-424, 2000.
- [5] TF. Chan et J. Shen, Image Processing and Analysis, Society of Industrial and Applied Mathematics, 2005.
- [6] TF. Chan and J. Shen, Mathematical models for local non texture inpainting, SIAM journal of Applied Mathematics, pp. 1019-1043, 2002.
- [7] TF. Chan and J. Shen, Morphologically Invariant PDE Inpainting, UCLA CAM Report, 2001.
- [8] A. Criminisi. P. Pérez, and K. Toyama, Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting, IEEE Trans, Image Processing, PP. 1200-1212, 2004.
- [9] Linda G. Shapiro, George C. Stockman, Computer vision, Upper saddle River : Prentice-Hall, 2001.
- [10] Faugeras O. D. and Prattw. K, Decorrelation Methods of Texture Feature Extraction, IEEE Transaction on PAMI, vol. PAMI, vol. PAMI-2 N<sup>o</sup> 4, PP 323-332, 1980.
- [11] Pratt W. W, Faugeraso and Gagalowics A, Visual Discrimination of Statistic Texture Fields, IEEE Trans, On systems, Man and Sybernetics, Vol.8, N<sup>o</sup> 11, PP 796-804, 1978.
- [12] Bajcsy. R and Liebermann. L, Texture Gradient as a depth cue, computer Graphics and Image Processing, Vol. 8, N<sup>o</sup> 1, PP 52-67, 1976.
- [13] Gagalowics A, Vers un modèle de texture, Thèse d'état , Paris VI, 1983.
- [14] Kormick. B and Jaramamurthy. Y, Time Series Model For Texture Synthesis, 1974.
- [15] Tou. J. T, Kao and D. B. Chang Y. S, Pictorial Texture Analysis an Synthesis, 3<sup>rd</sup> International conference on Pattern Recognition, 1976.

[16] Gagalowicz A, A new method for Texture Fields Synthesis, Some Applications to the study of human vision, IEEE Trans, On pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. Pami-3, N<sup>o</sup> 5, 1981.

[17] Haralick R. M, Statistical and Structural Approaches to Texture, Proc. IEEE, Vol. 67, N<sup>o</sup>5, 1979.