

# Décomposition d'images: principes et application à la détection de réseau routier

**Séminaire Laboratoire SIC - Poitiers (15/03/2007)**

**Jérôme Gilles**

**[jerome.gilles@etca.fr](mailto:jerome.gilles@etca.fr)**

# Plan de l'exposé

- Introduction,
- Décomposition d'image  $u + v$ ,
- Extension au cas bruité,
- Evaluation des algorithmes,
- Application: détection de réseaux routiers,
- Conclusions - Perspectives.

## Problématique

### Détection de cibles camouflées

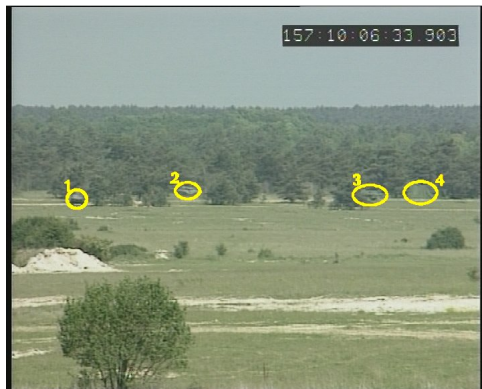
## Problématique

### Détection de cibles camouflées

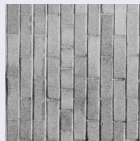
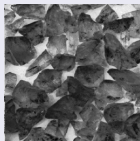
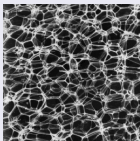
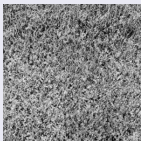


## Problématique

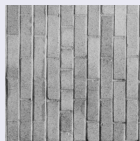
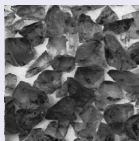
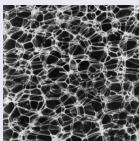
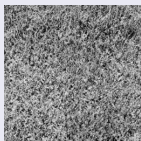
### Détection de cibles camouflées



## Exemple de textures



## Exemple de textures



## Caractéristiques des textures

- notion d'échelle,
- répétition de motifs.

- Introduction,
- Décomposition d'image  $u + v$ ,
- Extension au cas bruité,
- Evaluation des algorithmes,
- Application: détection de réseaux routiers,
- Conclusions - Perspectives.



# Décomposition d'image

## Décomposition «bas niveau»

Principe: décomposer  $f$  en une somme de  $f_i$  «élémentaires».

- Fourier: décomposition à l'aide de sinus et cosinus,
- Ondelettes: utilisation de fonctions «localisée» (espace de Besov),
- Autres espaces fonctionnels (Sobolev,...).

# Décomposition d'image

## Décomposition «bas niveau»

Principe: décomposer  $f$  en une somme de  $f_i$  «élémentaires».

- Fourier: décomposition à l'aide de sinus et cosinus,
- Ondelettes: utilisation de fonctions «localisée» (espace de Besov),
- Autres espaces fonctionnels (Sobolev,...).

# Décomposition d'image

## Décomposition «bas niveau»

Principe: décomposer  $f$  en une somme de  $f_i$  «élémentaires».

- Fourier: décomposition à l'aide de sinus et cosinus,
- Ondelettes: utilisation de fonctions «localisée» (espace de Besov),
- Autres espaces fonctionnels (Sobolev,...).

# Décomposition d'image

## Décomposition «bas niveau»

Principe: décomposer  $f$  en une somme de  $f_i$  «élémentaires».

- Fourier: décomposition à l'aide de sinus et cosinus,
- Ondelettes: utilisation de fonctions «localisée» (espace de Besov),
- Autres espaces fonctionnels (Sobolev,...).

# Décomposition d'image

## Décomposition «bas niveau»

Principe: décomposer  $f$  en une somme de  $f_i$  «élémentaires».

- Fourier: décomposition à l'aide de sinus et cosinus,
- Ondelettes: utilisation de fonctions «localisée» (espace de Besov),
- Autres espaces fonctionnels (Sobolev,...).

## Décomposition «haut niveau»



# L'algorithme de Rudin-Osher-Fatemi (ROF)

## Restauration des objets

- But: retrouver l'image d'intérêt ( $u$ ) dans une image bruitée ( $f$ ),
- Choix de l'espace:  $BV$  (*Bounded Variation*)

# L'algorithme de Rudin-Osher-Fatemi (ROF)

## Restauration des objets

- But: retrouver l'image d'intérêt ( $u$ ) dans une image bruitée ( $f$ ),
- Choix de l'espace:  $BV$  (*Bounded Variation*)

# L'algorithme de Rudin-Osher-Fatemi (ROF)

## Restauration des objets

- But: retrouver l'image d'intérêt ( $u$ ) dans une image bruitée ( $f$ ),
- Choix de l'espace:  $BV$  (*Bounded Variation*)

## Fonctionnelle ROF

$$F_{\lambda}^{ROF}(u) = J(u) + \lambda \|f - u\|_{L^2}^2$$

où  $f \in L^2(\mathbb{R})$ ,  $u \in BV$  et  $J(u) = \|u\|_{BV}$ .



## Reformulation

Contrainte:  $f = u + v$

$$\implies F_{\lambda}^{ROF}(u) = J(u) + \lambda \|v\|_{L^2}^2$$

# Point de vue de la décomposition

## Reformulation

Contrainte:  $f = u + v$

$$\implies F_{\lambda}^{ROF}(u) = J(u) + \lambda \|v\|_{L^2}^2$$

## Propriétés

Soit  $g_N(x) = \cos(Nx_1)\theta(x)$  alors

$$\|g_N\|_{L^2} \approx \frac{1}{\sqrt{2}} \|\theta\|_{L^2} \text{ et } J(g_N) = \frac{N}{2\pi} \|\theta\|_{L^1}$$

# Point de vue de la décomposition

## Reformulation

Contrainte:  $f = u + v$

$$\implies F_{\lambda}^{ROF}(u) = J(u) + \lambda \|v\|_{L^2}^2$$

## Propriétés

Soit  $g_N(x) = \cos(Nx_1)\theta(x)$  alors

$$\|g_N\|_{L^2} \approx \frac{1}{\sqrt{2}} \|\theta\|_{L^2} \text{ et } J(g_N) = \frac{N}{2\pi} \|\theta\|_{L^1}$$

## Inadapté!

$\implies$  ne gère pas les textures en tant que composante à part entière.

## Algorithme de Y.Meyer

$$F_{\lambda}^{YM}(u, v) = J(u) + \lambda \|v\|_G$$

où  $f = u + v$ ,  $f \in G$ ,  $u \in BV$ ,  $v \in G$ .

# Modèle de décomposition

## Algorithme de Y.Meyer

$$F_{\lambda}^{YM}(u, v) = J(u) + \lambda \|v\|_G$$

où  $f = u + v$ ,  $f \in G$ ,  $u \in BV$ ,  $v \in G$ .

## Propriété de $\|\cdot\|_G$



# Modèle de décomposition

## Algorithme de Y.Meyer

$$F_{\lambda}^{YM}(u, v) = J(u) + \lambda \|v\|_G$$

où  $f = u + v$ ,  $f \in G$ ,  $u \in BV$ ,  $v \in G$ .

## Propriété de $\|\cdot\|_G$



## Problème!

$$\|v\|_G = \inf_g \left\| \left( |g_1|^2 + |g_2|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \right\|_{L^\infty}$$

où  $g = (g_1, g_2) \in L^\infty \times L^\infty$ , avec  $v = \text{div } g$

## Approche de Osher-Vese (2002)

Propriété:  $\forall f \in L^\infty, \|f\|_{L^\infty} = \lim_{p \rightarrow \infty} \|f\|_{L^p}$ .

$$F_{\lambda, \mu, \rho}^{OV}(u, g) = J(u) + \lambda \|f - (u + \operatorname{div} g)\|_{L^2}^2 + \mu \left\| \sqrt{g_1^2 + g_2^2} \right\|_{L^p}$$

$\implies$  trois EDP couplées.

## Approche de Osher-Vese (2002)

Propriété:  $\forall f \in L^\infty, \|f\|_{L^\infty} = \lim_{p \rightarrow \infty} \|f\|_{L^p}$ .

$$F_{\lambda, \mu, \rho}^{OV}(u, g) = J(u) + \lambda \|f - (u + \operatorname{div} g)\|_{L^2}^2 + \mu \left\| \sqrt{g_1^2 + g_2^2} \right\|_{L^p}$$

$\implies$  trois EDP couplées.

Hypothèse non respectée et instabilités numériques



Approche de JF. Aujol

Idée: restriction à  $G_\mu = \{v \in G / \|v\|_G \leq \mu\}$



## Approche de JF. Aujol

Idée: restriction à  $G_\mu = \{v \in G / \|v\|_G \leq \mu\}$



## Fonctionnelle

$$F_{\lambda, \mu}^{AU}(u, v) = J(u) + J^* \left( \frac{v}{\mu} \right) + (2\lambda)^{-1} \|f - u - v\|_{L^2}^2$$

où  $(u, v) \in BV(\Omega) \times G_\mu(\Omega)$ .

## Approche de JF. Aujol

Idée: restriction à  $G_\mu = \{v \in G / \|v\|_G \leq \mu\}$



## Fonctionnelle

$$F_{\lambda, \mu}^{AU}(u, v) = J(u) + J^* \left( \frac{v}{\mu} \right) + (2\lambda)^{-1} \|f - u - v\|_{L^2}^2$$

où  $(u, v) \in BV(\Omega) \times G_\mu(\Omega)$ .

⇒ Utilisation des projecteurs non-linéaires de Chambolle:

$$\hat{u} = f - \hat{v} - P_{G_\lambda}(f - \hat{v})$$

$$\hat{v} = P_{G_\mu}(f - \hat{u})$$

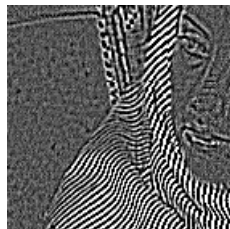
## Théorème

*Si  $\tau < \frac{1}{8}$  alors  $\lambda \operatorname{div}(p^n)$  converge vers  $P_{G_\lambda}(g)$  quand  $n \rightarrow +\infty$*

où

$$p_{i,j}^{n+1} = \frac{p_{i,j}^n + \tau \left( \nabla \left( \operatorname{div}(p^n) - \frac{g}{\lambda} \right) \right)_{i,j}}{1 + \tau \left| \left( \nabla \left( \operatorname{div}(p^n) - \frac{g}{\lambda} \right) \right)_{i,j} \right|}$$

# Exemple



BV- $L^1$

$$F_\lambda(u, v) = J(u) + \lambda \|v\|_{L^1}$$

BV-Hilbert

$$F_\lambda(u, v) = J(u) + \lambda \|v\|_{\mathcal{H}}$$

BV-Besov

$$F_\lambda(u, v) = J(u) + \lambda \|v\|_{\dot{B}_{-1, \infty}^\infty}$$

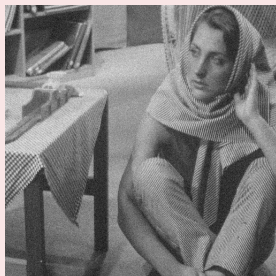
Cas des espaces de Besov

Voir les travaux de L.Triet et L.Vese (UCLA)

- Introduction,
- Décomposition d'image  $u + v$ ,
- **Extension au cas bruité**,
- Evaluation des algorithmes,
- Application: détection de réseaux routiers,
- Conclusions - Perspectives.

# Cas des images bruitées

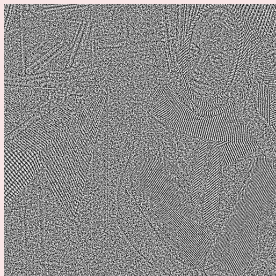
Le bruit est vu comme un phénomène oscillant!





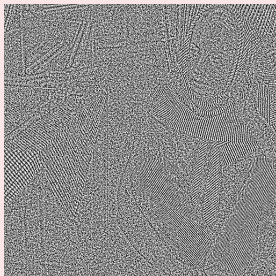
# Cas des images bruitées

Le bruit est vu comme un phénomène oscillant!



# Cas des images bruitées

Le bruit est vu comme un phénomène oscillant!

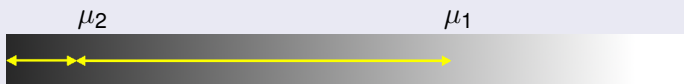


⇒ nécessite un modèle du type  $u + v + w$ .

# Modèle $u + v + w$ adaptatif: principe

## Hypothèses

- textures  $\in G_{\mu_1}$  et bruit  $\in G_{\mu_2}$  où  $\mu_1 \gg \mu_2$ ,



# Modèle $u + v + w$ adaptatif: principe

## Hypothèses

- textures  $\in G_{\mu_1}$  et bruit  $\in G_{\mu_2}$  où  $\mu_1 \gg \mu_2$ ,



- adaptabilité locale au contenu de l'image.
- renforcer la régularisation en l'absence de textures,

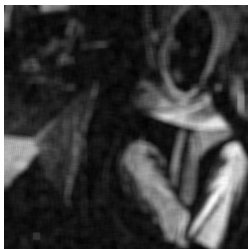
# Modèle $u + v + w$ adaptatif: principe

## Hypothèses

- textures  $\in G_{\mu_1}$  et bruit  $\in G_{\mu_2}$  où  $\mu_1 \gg \mu_2$ ,



- adaptabilité locale au contenu de l'image.
- renforcer la régularisation en l'absence de textures,
- $\implies \nu(i, j) \in ]0; 1[$  (carte des régions),



# Modèle $u + v + w$ adaptatif: formulation

## Algorithme adaptatif

$$F_{\lambda, \mu_1, \mu_2}^{JG}(u, v, w) = J(u) + J^* \left( \frac{v}{\mu_1} \right) + J^* \left( \frac{w}{\mu_2} \right) \\ + (2\lambda)^{-1} \|f - u - \nu_1 v - \nu_2 w\|_{L^2}^2$$

où  $\nu_1 = 1 - \nu_2$  (cartes locales)

# Modèle $u + v + w$ adaptatif: formulation

## Algorithme adaptatif

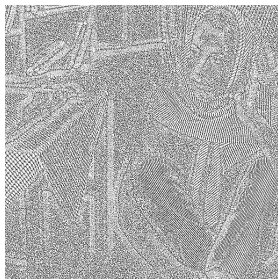
$$F_{\lambda, \mu_1, \mu_2}^{JG}(u, v, w) = J(u) + J^* \left( \frac{v}{\mu_1} \right) + J^* \left( \frac{w}{\mu_2} \right) \\ + (2\lambda)^{-1} \|f - u - \nu_1 v - \nu_2 w\|_{L^2}^2$$

où  $\nu_1 = 1 - \nu_2$  (cartes locales)

## Algorithme numérique

$$\hat{u} = f - \nu_1 \hat{v} - \nu_2 \hat{w} - P_{G_\lambda}(f - \nu_1 \hat{v} - \nu_2 \hat{w}) \\ \hat{v} = P_{G_{\mu_1}} \left( \frac{f - \hat{u} - \nu_2 \hat{w}}{\nu_1} \right) \\ \hat{w} = P_{G_{\mu_2}} \left( \frac{f - \hat{u} - \nu_1 \hat{v}}{\nu_2} \right)$$

# Modèle $u + v + w$ adaptatif: résultat





# Modèle $u + v + w$ de Besov

## Modèle

Bruit  $\iff$  distribution  $\in E_\delta = \left\{ w \in \dot{B}_{-1,\infty}^\infty / \|w\|_{\dot{B}_{-1,\infty}^\infty} \leq \delta \right\}$

$$F_{\lambda,\mu,\delta}^{AG2}(u,v,w) = J(u) + J^* \left( \frac{v}{\mu} \right) + B^* \left( \frac{w}{\delta} \right) + (2\lambda)^{-1} \|f - u - v - w\|_{L^2}^2$$

## Algorithme numérique

$$\hat{u} = f - \hat{v} - \hat{w} - P_{G_\lambda}(f - \hat{v} - \hat{w})$$

$$\hat{v} = P_{G_\mu}(f - \hat{u} - \hat{w})$$

$$\hat{w} = P_{E_\delta}(f - \hat{u} - \hat{v}) = f - \hat{u} - \hat{v} - WST(f - \hat{u} - \hat{v}, 2\delta)$$

# Modèle $u + v + w$ de Besov

## Modèle

Bruit  $\iff$  distribution  $\in E_\delta = \left\{ w \in \dot{B}_{-1,\infty}^\infty / \|w\|_{\dot{B}_{-1,\infty}^\infty} \leq \delta \right\}$

$$F_{\lambda,\mu,\delta}^{AC2}(u, v, w) = J(u) + J^* \left( \frac{v}{\mu} \right) + B^* \left( \frac{w}{\delta} \right) + (2\lambda)^{-1} \|f - u - v - w\|_{L^2}^2$$

## Algorithme numérique

$$\hat{u} = f - \hat{v} - \hat{w} - P_{G_\lambda}(f - \hat{v} - \hat{w})$$

$$\hat{v} = P_{G_\mu}(f - \hat{u} - \hat{w})$$

$$\hat{w} = P_{E_\delta}(f - \hat{u} - \hat{v}) = f - \hat{u} - \hat{v} - WST(f - \hat{u} - \hat{v}, 2\delta)$$

# Modèle $u + v + w$ de Besov

## Modèle

Bruit  $\iff$  distribution  $\in E_\delta = \left\{ w \in \dot{B}_{-1,\infty}^\infty / \|w\|_{\dot{B}_{-1,\infty}^-} \leq \delta \right\}$

$$F_{\lambda,\mu,\delta}^{AC2}(u, v, w) = J(u) + J^* \left( \frac{v}{\mu} \right) + B^* \left( \frac{w}{\delta} \right) + (2\lambda)^{-1} \|f - u - v - w\|_{L^2}^2$$

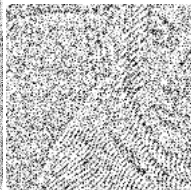
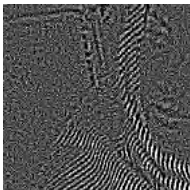
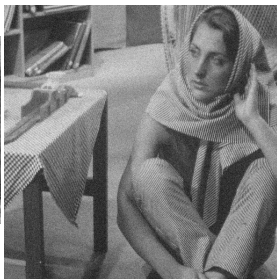
## Algorithme numérique

$$\hat{u} = f - \hat{v} - \hat{w} - P_{G_\lambda}(f - \hat{v} - \hat{w})$$

$$\hat{v} = P_{G_\mu}(f - \hat{u} - \hat{w})$$

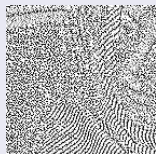
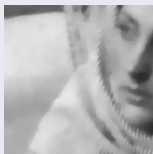
$$\hat{w} = P_{E_\delta}(f - \hat{u} - \hat{v}) = f - \hat{u} - \hat{v} - WST(f - \hat{u} - \hat{v}, 2\delta)$$

# Modèle $u + v + w$ de Besov: résultat

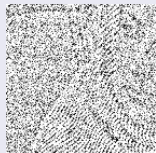
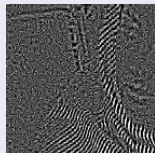
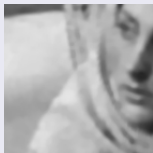


# Comparaison visuelle

Adaptatif



Besov



## Comparaison

- textures mieux débruitées dans le modèle de Aujol et Chambolle,
- plus de résidu dans le bruit du modèle de Aujol et Chambolle,
- les contours “abîmés” dans le modèle de Aujol et Chambolle.

## Aujourd'hui...

- apport de la géométrie en analyse multi-résolution,
- résultats de débruitage prometteurs avec les *curvelets* de Candès et Donoho,
- implémentation numérique difficile.

## Aujourd'hui...

- apport de la géométrie en analyse multi-résolution,
- résultats de débruitage prometteurs avec les *curvelets* de Candès et Donoho,
- implémentation numérique difficile.

## Aujourd'hui...

- apport de la géométrie en analyse multi-résolution,
- résultats de débruitage prometteurs avec les *curvelets* de Candès et Donoho,
- implémentation numérique difficile.



## Aujourd'hui...

- apport de la géométrie en analyse multi-résolution,
- résultats de débruitage prometteurs avec les *curvelets* de Candès et Donoho,
- implémentation numérique difficile.

## Point de vue numérique

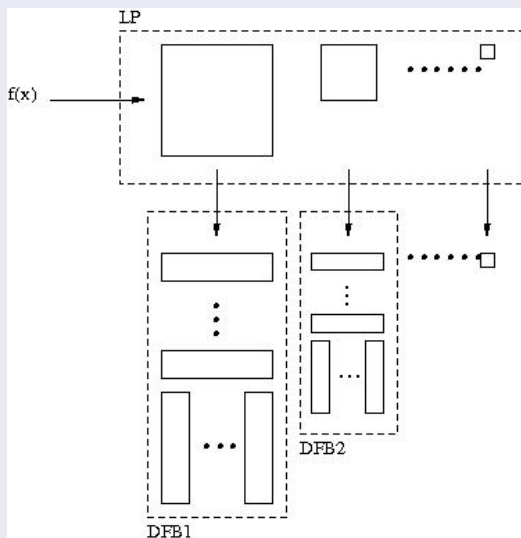
Minh Do et Vetterli proposent l'utilisation de:

- la théorie des bancs de filtres
- la théorie des *frames*

⇒ *Pyramidal Directionnal Filter Bank (PDFB)*

# Principe des *contourlets*

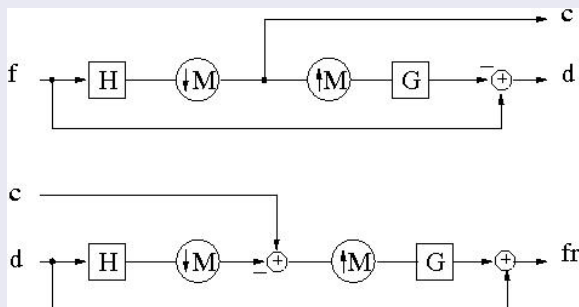
## Pyramide Laplacienne + Filtrage Directionnel



# Décomposition pyramidale

## Avantages

- banc de filtre,
- filtres orthogonaux  $\Rightarrow$  *frame* ajustée,
- reconstruction basée sur l'opérateur dual.

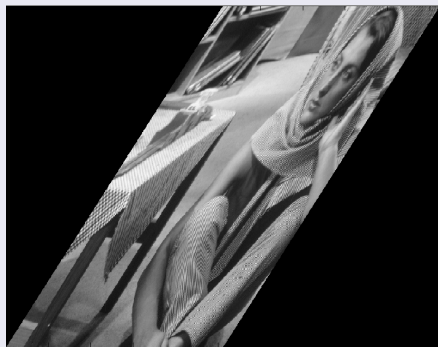


# Filtrage directionnel

## Principe

- filtre *quincunx* 2 canaux,
- opérateur de “réarrangement” (déformation de l’image)

## Exemple

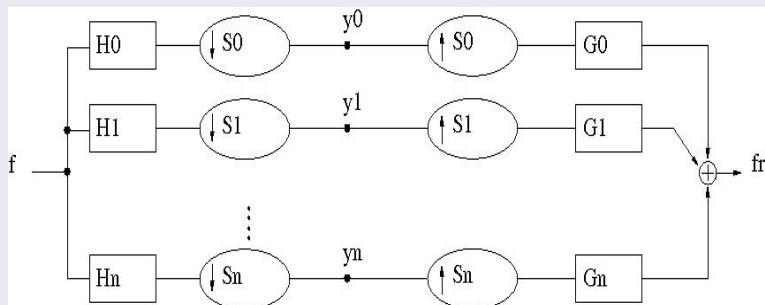


# Filtrage directionnel

## Principe

- filtre *quincunx* 2 canaux,
- opérateur de “réarrangement” (déformation de l'image)

## Banc de filtre

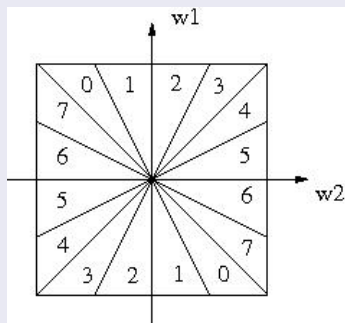


# Filtrage directionnel

## Principe

- filtre *quincunx* 2 canaux,
- opérateur de “réarrangement” (déformation de l'image)

## Pavage fréquentiel



## Théorème

$\forall \{l_j\}_{j \leq j_0}$  la famille

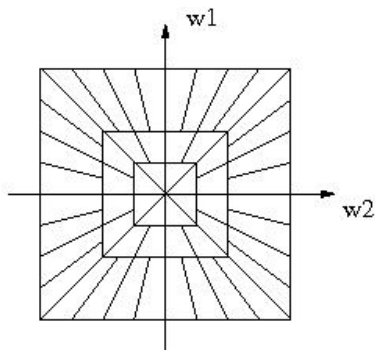
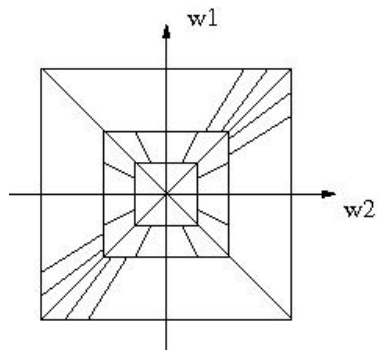
$$\left\{ \phi_{j_0,n}(t); \rho_{j,k,n}^{(l)}(t) \right\}_{j \leq j_0, 0 \leq k \leq 2^j - 1, n \in \mathbb{Z}^2}$$

est une *frame* ajustée de  $L_2(\mathbb{R}^2)$  de borne 1.

Et l'on a

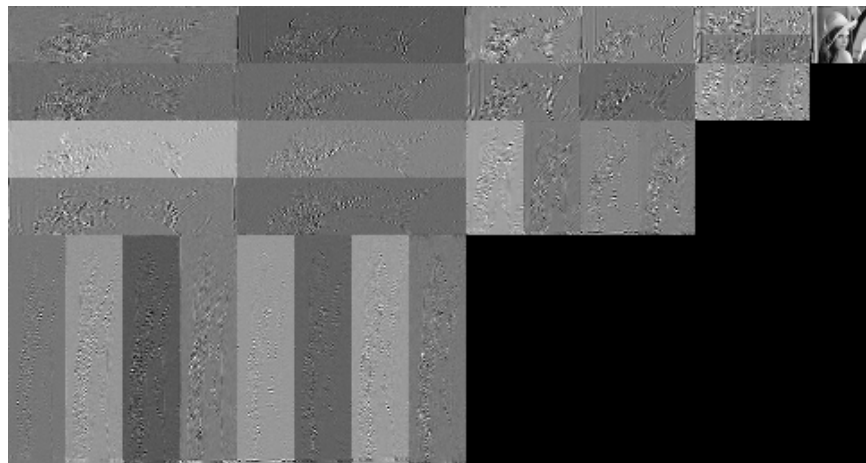
$$L_2(\mathbb{R}^2) = V_{j_0} \oplus \left( \bigoplus_{j \leq j_0} W_j^{(l)} \right)$$

# Pavage du domaine fréquentiel





# Exemple de transformée



# Exemple d'approximation

*Soft thresholding*: 5% des coefficients



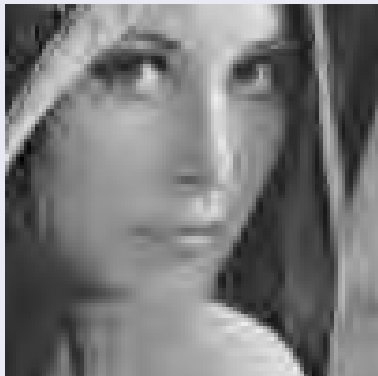
Ondelettes



Contourlettes

# Exemple d'approximation

*Soft thresholding*: 5% des coefficients



Ondelettes



Contourlettes

# Utilisation pour la décomposition

Apport de la géométrie

Remplacement: ondelettes  $\implies$  contourlettes

## Apport de la géométrie

Remplacement: ondelettes  $\implies$  contourlettes

- Espaces de contourlettes  $CT_{p,q}^s$  et  $\|\cdot\|_{CT_{p,q}^s}$

• Seuillage doux  $\iff$  projection sur

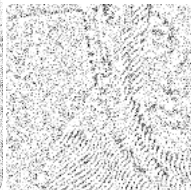
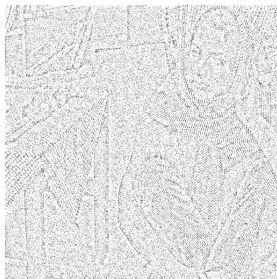
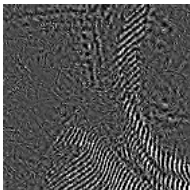
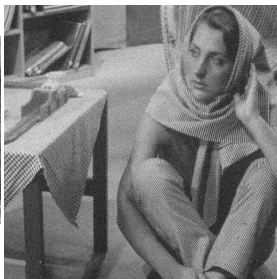
$$CT_\delta = \left\{ f \in CT_{-1,\infty}^s / \|f\|_{CT_{-1,\infty}^s} \leq \delta \right\}.$$

## Apport de la géométrie

Remplacement: ondelettes  $\implies$  contourlettes

- Espaces de contourlettes  $CT_{p,q}^s$  et  $\|\cdot\|_{CT_{p,q}^s}$
- Seuillage doux  $\iff$  projection sur  
 $CT_\delta = \left\{ f \in CT_{-1,\infty}^\infty / \|f\|_{CT_{-1,\infty}^\infty} \leq \delta \right\}$ .

# Modèle $u + v + w$ avec contourlettes: résultat



- Introduction,
- Décomposition d'image  $u + v$ ,
- Extension au cas bruité,
- **Evaluation des algorithmes**,
- Application: détection de réseaux routiers,
- Conclusions - Perspectives.



## Evaluation des algorithmes

- comparaison par mesure quantitative,

- chaque composante compte,

⇒ nécessité de métriques adaptées.

Images de test:  $I_{ref} = U_{ref} + V_{ref} + W_{ref}$

## Evaluation des algorithmes

- comparaison par mesure quantitative,
- chaque composante compte,

⇒ nécessité de métriques adaptées.

Images de test:  $f_{ref} = U_{ref} + V_{ref} + W_{ref}$

# Méthodologie d'évaluation

## Evaluation des algorithmes

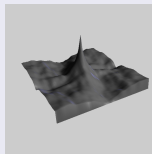
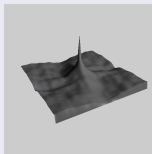
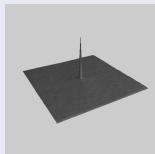
- comparaison par mesure quantitative,
- chaque composante compte,

⇒ nécessité de métriques adaptées.

Images de test:  $f_{ref} = u_{ref} + v_{ref} + w_{ref}$

## Choix des métriques

- composante  $u$ :  $\|u - u_{ref}\|_{L^2}$ ,
- composante  $v$ :  $\|v - v_{ref}\|_{L^2}$ ,
- composante  $w$ :  $\|\gamma_w - \gamma_{w_{ref}}\|_{L^2}$



## Références



## Résultats

Algorithme	$F_{JG}$	$F_{AC2}$	$F_{JG3}$
$\ \tilde{u} - u_{ref}\ _{L^2}$	0.80	0.88	1
$\ \tilde{v} - v_{ref}\ _{L^2}$	0.65	1	0.56
$\ \gamma_w - \gamma_{w_{ref}}\ _{L^2}$	0.99	1	0.60

- Introduction,
- Décomposition d'image  $u + v$ ,
- Extension au cas bruité,
- Evaluation des algorithmes,
- **Application: détection de réseaux routiers,**
- Conclusions - Perspectives.

## Lemme

### **Réhaussement d'objets longilignes**

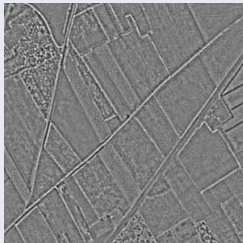
Soit  $f$  la fonction indicatrice de l'ensemble  $E_N$  défini par

$$E_N = [0, 1] \times [0, N]$$

quand  $N$  est grand  $f$  correspondra à un objet longiligne dans l'image. On a alors

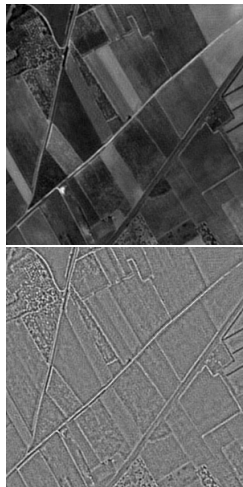
$$\|f\|_G \in \left[ \left(2 + \frac{2}{N}\right)^{-1}, \frac{1}{2} \right]$$

## Exemple



## Algorithme de détection

- Extraction des textures,
  - Détecteur d'alignements + règles de fusion  
⇒ liste de segments,
  - Contour actif statistique  
⇒ liste de courbes  
[scale=0.5]snake

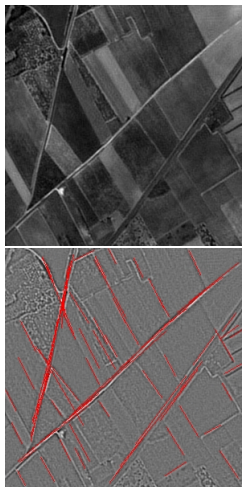




# Extraction des routes

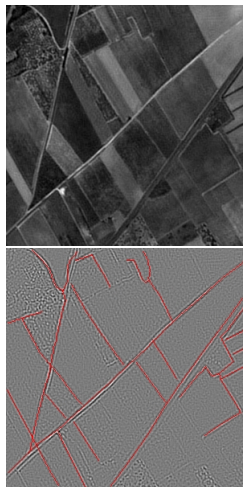
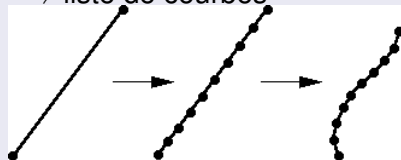
## Algorithme de détection

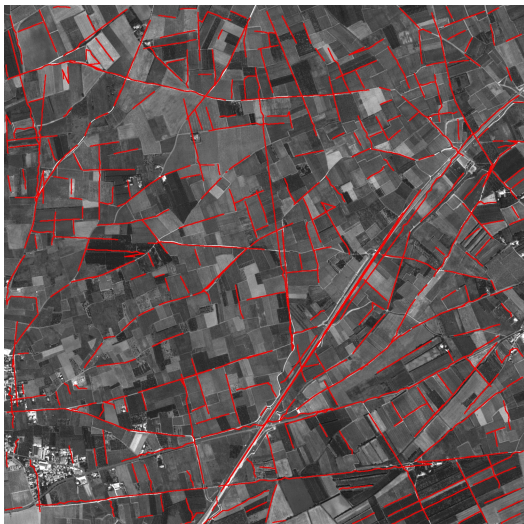
- Extraction des textures,
- Détecteur d'alignements + règles de fusion  
⇒ liste de segments,
- Contour actif statistique  
⇒ liste de courbes  
[scale=0.5]snake



## Algorithme de détection

- Extraction des textures,
- Détecteur d'alignements + règles de fusion  
⇒ liste de segments,
- Contour actif statistique  
⇒ liste de courbes





- Introduction,
- Décomposition d'image  $u + v$ ,
- Extension au cas bruité,
- Evaluation des algorithmes,
- Application: détection de réseaux routiers,
- **Conclusions - Perspectives.**

## Conclusions

- Modèles de décomposition «objets + textures»,
  - Modèles de décomposition «objets + textures + bruit»,
  - Inclusion de la géométrie des images (contourlettes),
  - Métriques adaptées pour évaluer les algorithmes,
  - Propriété de réhaussement des objets longilignes.

## Conclusions

- Modèles de décomposition «objets + textures»,
- Modèles de décomposition «objets + textures + bruit»,
- Inclusion de la géométrie des images (contourlettes),
- Métriques adaptées pour évaluer les algorithmes,
- Propriété de réhaussement des objets longilignes.

## Conclusions

- Modèles de décomposition «objets + textures»,
- Modèles de décomposition «objets + textures + bruit»,
- Inclusion de la géométrie des images (contourlettes),
- Métriques adaptées pour évaluer les algorithmes,
- Propriété de réhaussement des objets longilignes.

## Conclusions

- Modèles de décomposition «objets + textures»,
- Modèles de décomposition «objets + textures + bruit»,
- Inclusion de la géométrie des images (contourlettes),
- Métriques adaptées pour évaluer les algorithmes,
- Propriété de réhaussement des objets longilignes.



## Conclusions

- Modèles de décomposition «objets + textures»,
- Modèles de décomposition «objets + textures + bruit»,
- Inclusion de la géométrie des images (contourlettes),
- Métriques adaptées pour évaluer les algorithmes,
- Propriété de réhaussement des objets longilignes.

## Perspectives

- Extension au cas multi-dimensionnel,
- Bruit multiplicatif :  $f = (u + v)w$ ,
- Etude des propriétés des fonctions de l'espace de textures,
- Etude du choix des paramètres et adaptativité de l'algorithme.

## Perspectives

- Extension au cas multi-dimensionnel,
- Bruit multiplicatif :  $f = (u + v)w$ ,
- Etude des propriétés des fonctions de l'espace de textures,
- Etude du choix des paramètres et adaptativité de l'algorithme.

## Perspectives

- Extension au cas multi-dimensionnel,
- Bruit multiplicatif :  $f = (u + v)w$ ,
- Etude des propriétés des fonctions de l'espace de textures,
- Etude du choix des paramètres et adaptativité de l'algorithme.

## Perspectives

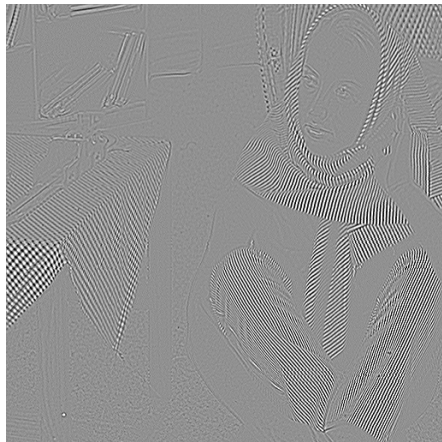
- Extension au cas multi-dimensionnel,
- Bruit multiplicatif :  $f = (u + v)w$ ,
- Etude des propriétés des fonctions de l'espace de textures,
- Etude du choix des paramètres et adaptativité de l'algorithme.

## But

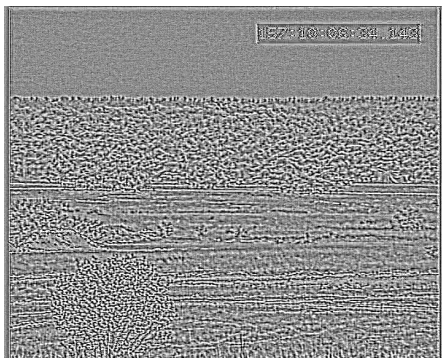
Isoler les zones de textures

- calcul de l'entropie des coefficients d'ondelette,
- estimation "des variations" de la géométrie,
- construction d'un  $\lambda(x, y)$  permettant d'avoir le caractère adaptatif de l'algorithme.

# Adaptativité : premier test



# Analyse des textures





**QUESTIONS?**

**<http://jerome.gilles91.free.fr>**