

*Modèles statistiques de processus spatiaux  
ponctuels marqués de Cox log-Gaussien pour  
la reconnaissance invariante d'images.*

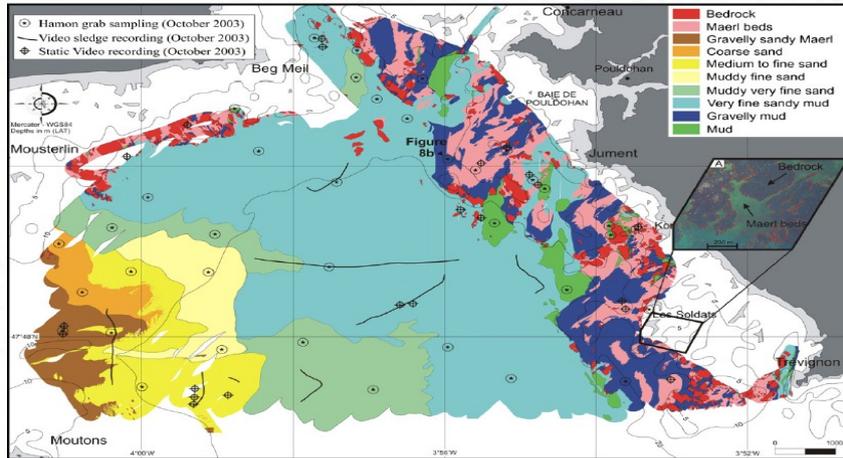
Huu Giao NGUYEN

Post-doctorant

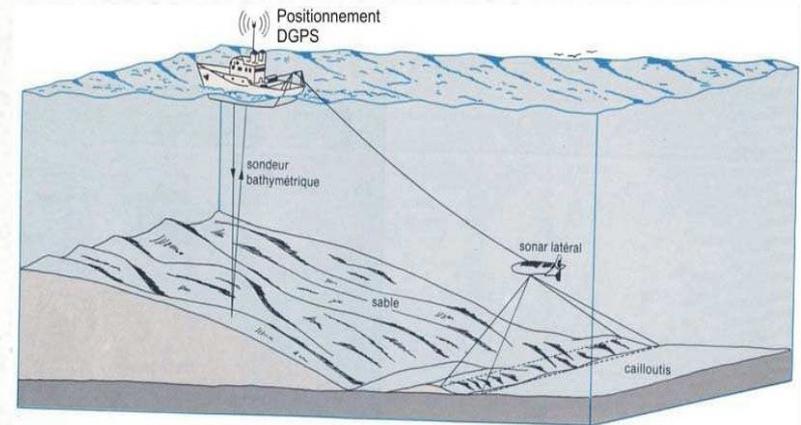
Equipe MISTIS – Inria Grenoble Rhône-Alpes

# Introduction

- Analyse d'images sonars de fonds marin



Les habitats benthiques côtiers dans un secteur de 200km<sup>2</sup> dans la baie Concarneau en 2003 (Projet Rebet-Ifrermer).



Sonar à Balayage Latéral (DF1000)



Vase sableuse



Sable fin à moyen



Maërl sablo-graveleux

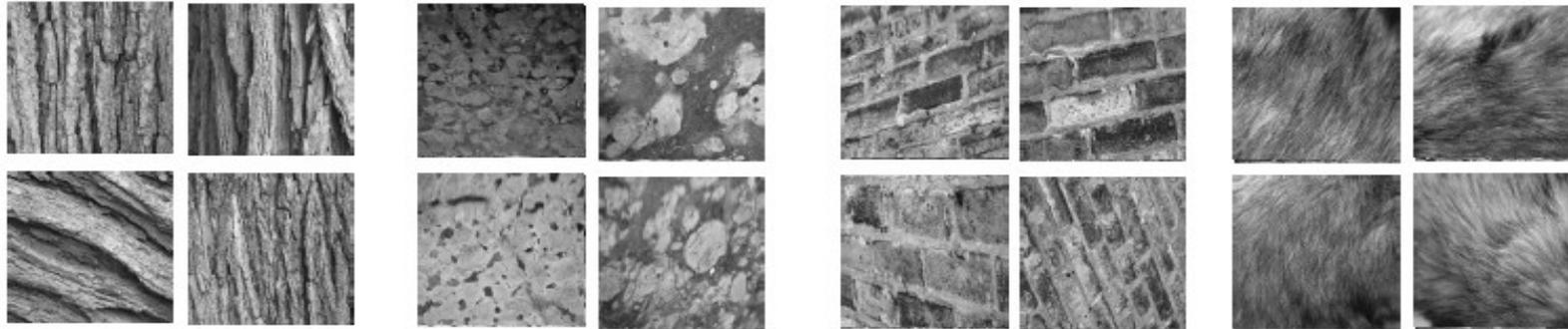


Sédiments mélangés



# Introduction

- Classification des textures naturelles



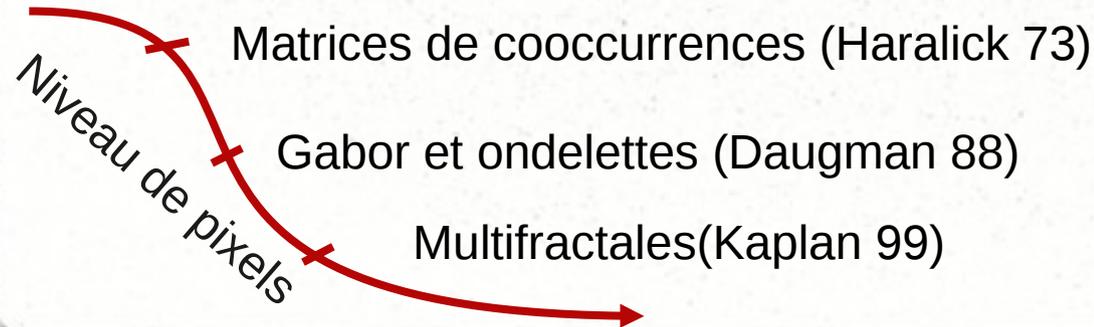
UIUC dataset  
[Lazebnik05]

- Reconnaissance des catégories d'images de scène naturelle



15 scènes naturelles  
[Lazebnik05]

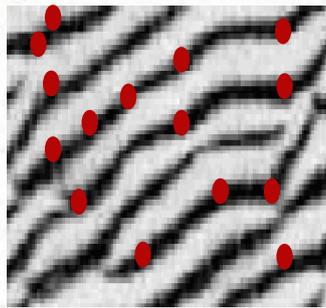
## Des méthodes classiques :



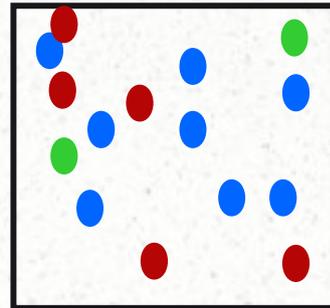
Un vecteur descripteur pour chaque image

# Introduction

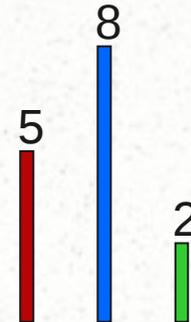
- Caractérisation d'une image par ses signatures locales



Détection des points d'intérêt :  
SIFT[Lowe04], SURF[Bay06]

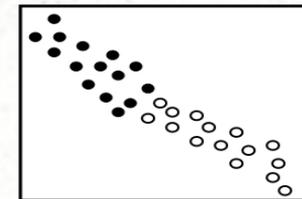
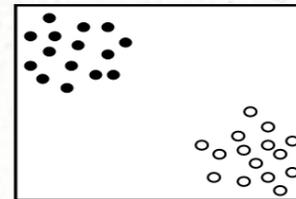
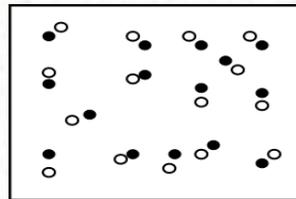
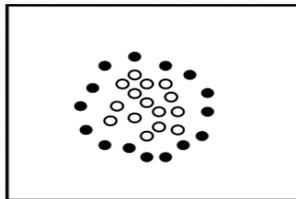


Catégorisation



Estimation les occurrences des catégories  
[Sac de mots -- Sivic 03]

- La non prise en compte de l'information spatiale



Différents semis de points marqués dans l'image

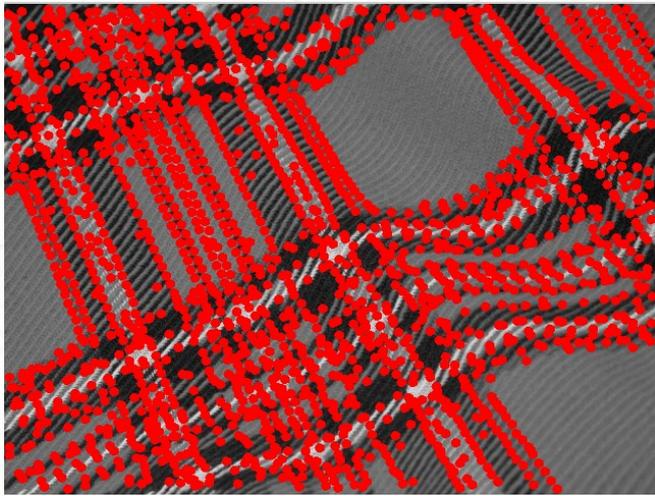
# *Contributions*

- Prise en compte de l'information spatiale dans la description de la distribution des signatures locales d'une image
  - **Statistiques descriptives cooccurrences d'ordre 2 [ECCV2010]**
  - **Modèles statistiques de Cox log-Gaussien [TGRS2011]**
- Les applications à la classification d'images :
  - **Textures naturelles : [CVPR 2011]**
  - **Scènes naturelles [ICIP2011]**
  - **Sonars de fonds marins [ICASSP2010, ICASSP2011]**

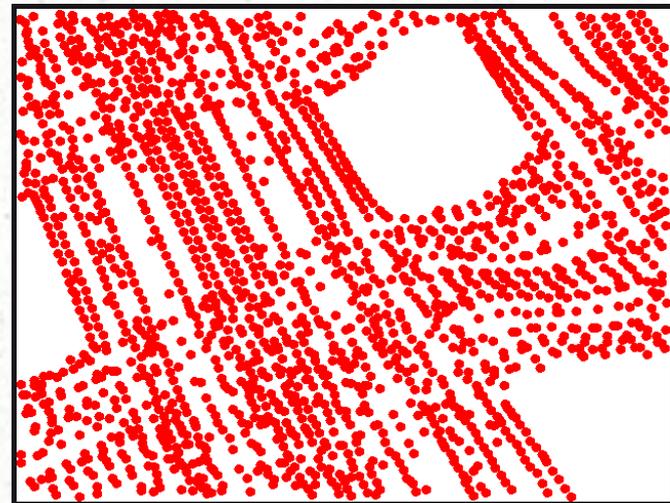
# *Plan*

- Les images vues comme des ensembles de signatures locales  
« spatialisées »
  - Statistiques descriptives et modèles de processus ponctuels marqués
  - Caractérisation d'une image à partir de ses signatures locales
- Application à la classification d'images
  - Textures naturelles, scènes naturelles
  - Images sonars de fonds marins

# *Les images vues comme des ensembles de signatures locales « spatialisées »*



L'ensemble de signatures locales dans l'image **I**



L'ensemble de points  $\{s_i\}$  dans une région **B**

Chaque point  $\{s_i\}$  :

- Position spatiale  $s_i(x,y)$
- Information visuelle  $V_{s_i}(u_1, \dots, u_n)$

# *Plan*

- Les images vues comme des ensembles de signatures locales  
« spatialisées »
  - Statistiques descriptives et modèles de processus ponctuels marqués
  - Caractérisation d'une image à partir de ses signatures locales
- Application à la classification d'images
  - Textures naturelles, scènes naturelles
  - Images sonars de fonds marins

# Processus ponctuels spatiaux

Un *processus ponctuel*  $S$  sur un ensemble spatial  $B \subset \mathbb{R}^2$  est la donnée d'une réalisation aléatoire  $\{s_i\} \subset S$  localement finie telle que pour tout borélien borné  $B_i$ , le nombre de points tombant dans  $B_i$  est une variable aléatoire. [Diggle83,Stoyan87]

$$\mu^{(p)}(B_1 \times \dots \times B_p) = E[N(B_1) \dots N(B_p)]$$

❖ Le moment d'ordre 1 ( $p=1$ ):

$$\mu(B) = E\left[\sum_{s \in S} I_B(s)\right]$$

❖ Le moment d'ordre 2 ( $p=2$ ):

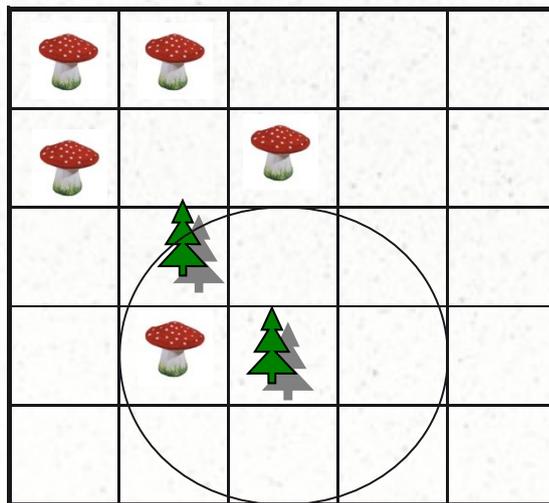
$$\mu^{(2)}(B_1 \times B_2) = E\left[\sum_{s_1 \in S} \sum_{s_2 \in S} I_{B_1}(s_1) I_{B_2}(s_2)\right]$$

# Processus ponctuels spatiaux multimarqués

Considérant un processus ponctuel marqué  $\psi = \{s_i, m_i\}$ , où chaque point  $s_i$  est associé à une marque  $m_i = \{m_1, \dots, m_k\}$  :

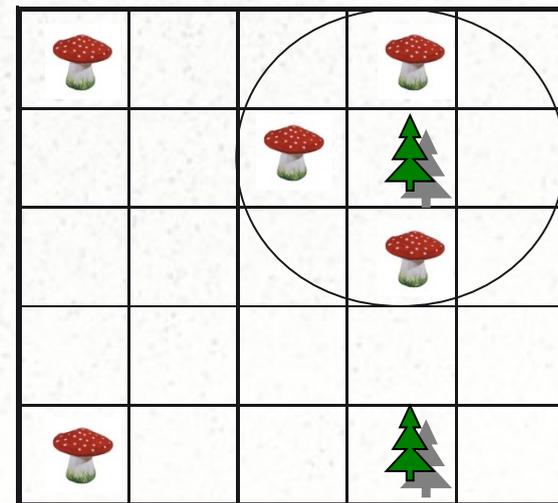
❖ Le moment d'ordre 1 :  $\mu_i(B) = E \left[ \sum \delta_i(m_t) I_B(s_t) \right]$   
 (Sac de mots)

❖ Le moment factoriel d'ordre 2 :  $\alpha_{ij}^{(2)}(r) = E \left[ \sum_h \sum_{l \neq h} \delta_i(m_h) \delta_j(m_l) I(\|s_h - s_l\| \leq r) \right]$



  $\mu_1 = 2$   
  $\mu_2 = 5$

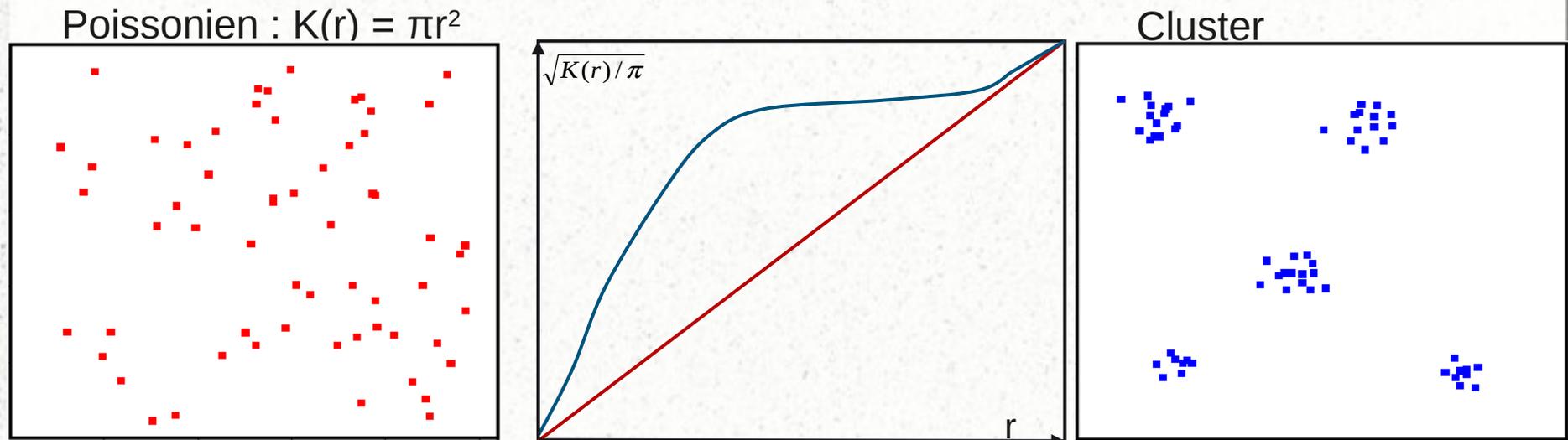
$$\alpha_{11}^{(2)} = 2 ; \alpha_{12}^{(2)}(3) = 4 ; \alpha_{22}^{(2)}(3) = 8$$



$$\alpha_{11}^{(2)} = 0 ; \alpha_{12}^{(2)}(3) = 3 ; \alpha_{22}^{(2)}(3) = 4$$

# Statistiques descriptives second-ordre

- ❖ *Fonction K de Ripley* : (Ripley81)  $K_{ij}(r) = (\lambda_i \lambda_j)^{-1} \alpha_{ij}^{(2)}(r)$   
où la densité moyenne  $\lambda = \mu(B) / |B|$



Vecteur descripteur proposé : Statistiques descriptives Spatiales de Cooccurrences (SSC) permettent de mesurer le semis de points de type  $j$  dans une boule d'étude de rayon  $r$  centrée en un point de type  $i$ .

$$\Gamma_{ij}(r) = \lambda_j K_{ij}(r)$$

# Modèles de processus ponctuels

Mesure sur les observations aléatoires

Estimer les paramètres du modèle

Description empirique

$$\Lambda = f(Y(s))$$

Modèle théorique

{ l'ordre1:  $\mu(B)$   
l'ordre2 :  $\alpha_{ij}^{(2)}(r), K_{ij}(r)$

Modèle de Cox log-Gaussien

(Moller98)

Définition : Le processus de Cox multivarié  $X=\{X_i\}$  gouverné par les fonctions d'intensités aléatoires  $\Lambda=\{\Lambda_i(s):s\in R^2\}$ , conditionnellement à  $\Lambda_i(s)$ ,  $X_i$  est une généralisation du processus ponctuel de Poisson (PPP) où l'intensité est aléatoire.

$\Lambda_i(s)=\exp(Y_i(s))$  : processus de Cox log-Gaussien (LGCP) où  $Y_i(s)$  un champ Gaussien

# Estimation & simulation de modèles de Cox log-Gaussiens

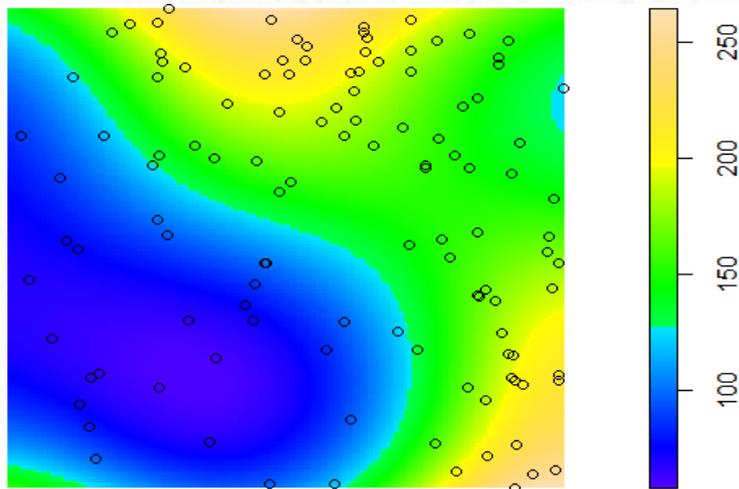
❖ La mesure d'ordre 1 :

$$\lambda_i = \exp\left(\mu_i + \frac{\sigma_i^2}{2}\right)$$

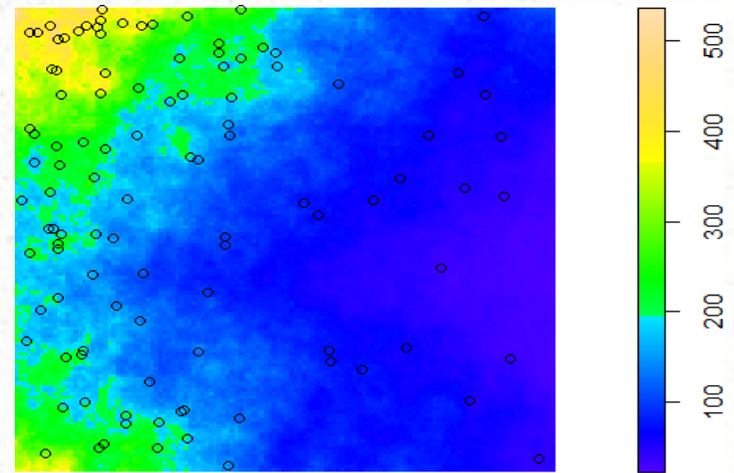
❖ La mesure d'ordre 2 :

$$K_{ij}(R) = 2\pi \int_0^R r \exp(c_{ij}(r)) dr$$

❖ Simulation de LGCP sur les différentes formes de covariance  $c_{ij}(r) = \sigma_{ij}L(\beta, r)$  :



Gaussien :  $\exp(-(r/\beta)^2)$



Hyperbolique :  $(1+r/\beta)^{-1}$

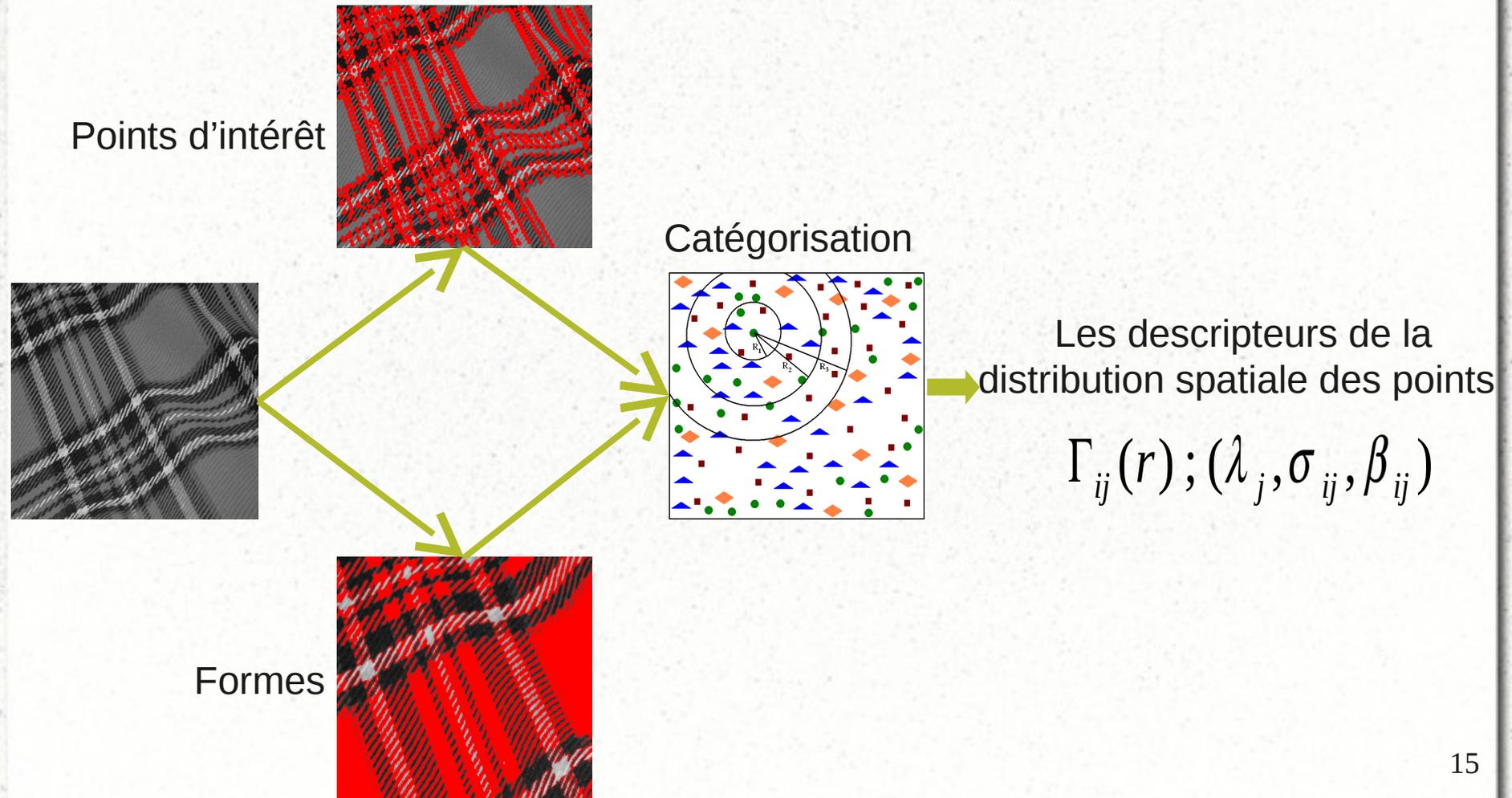
Vecteur descripteur proposé :

l'estimation paramétrique de modèles de Cox log-Gaussiens (LGCM) :  $(\lambda_i, \sigma_{ij}, \beta_{ij})$  <sup>13</sup>

# *Plan*

- Les images vues comme des ensembles de signatures locales  
« spatialisées »
  - Statistiques descriptives et modèles de processus ponctuels marqués
  - Caractérisation d'une image à partir de ses signatures locales
- Application à la classification d'images
  - Textures naturelles, scènes naturelles
  - Images sonars de fonds marins

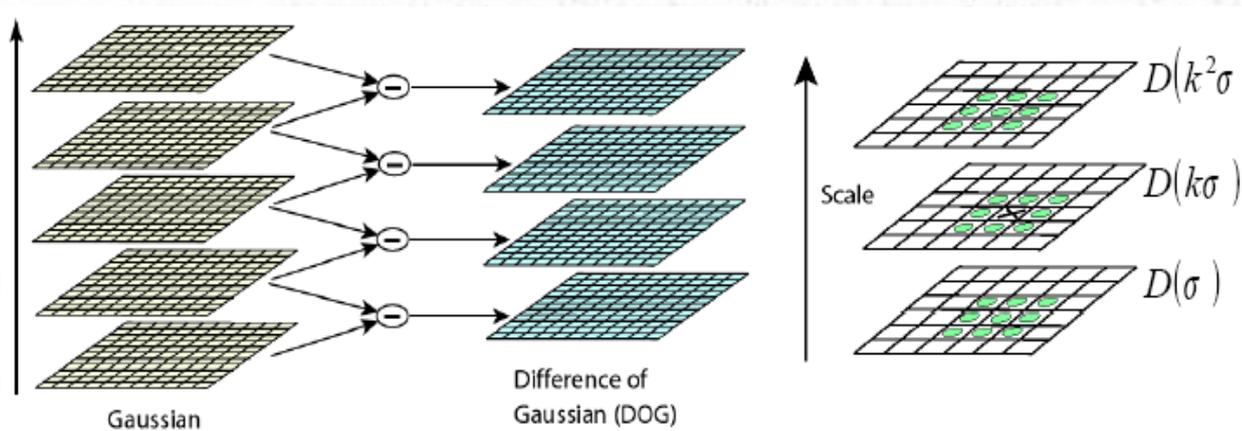
# Caractérisation d'une image à partir de ses signatures locales



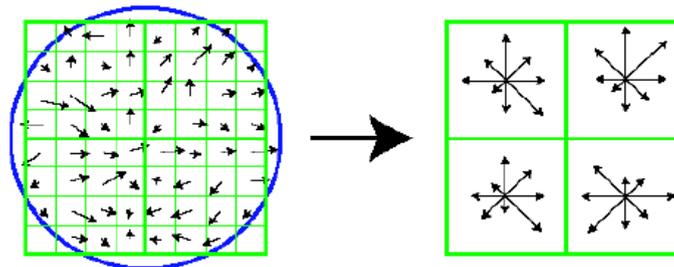
# Points d'intérêt

Détecteur	DoG	Fast-Hes	Fast-Hes	Hes-Lap	Har-Lap
Descripteur	Sift	Surf	Brief	Daisy	Sift-Spin
Réf.	Lowe04	Bay06	Calonder10	Tola10	Zhang07

- Exemple : Détection de points d'intérêt

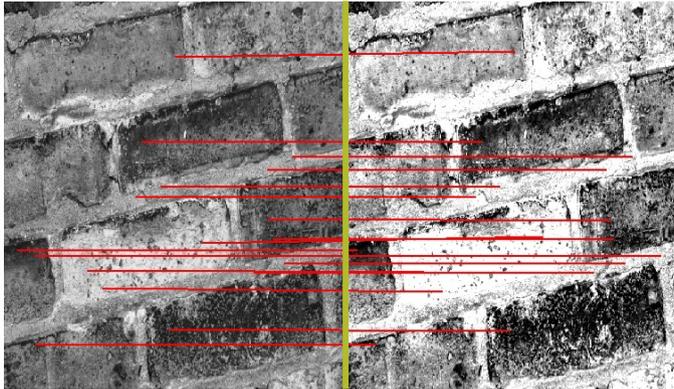


## Descriptions invariantes de points d'intérêt

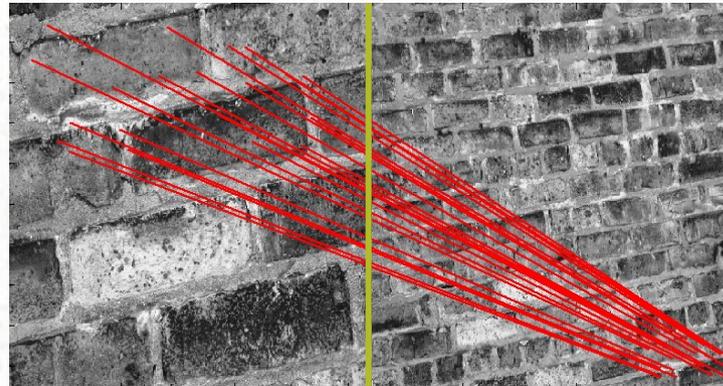


Scale-invariant feature transform [Lowe 04]

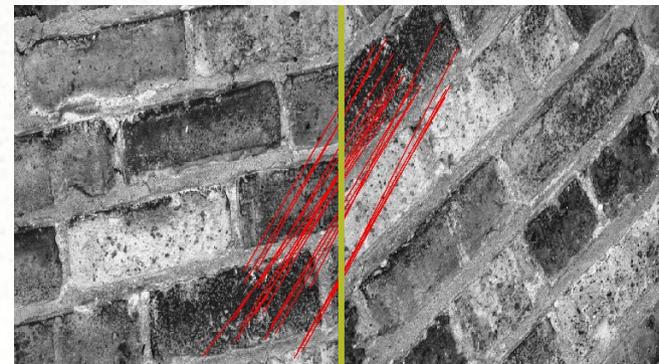
# Propriétés d'invariance de points d'intérêt



Contraste



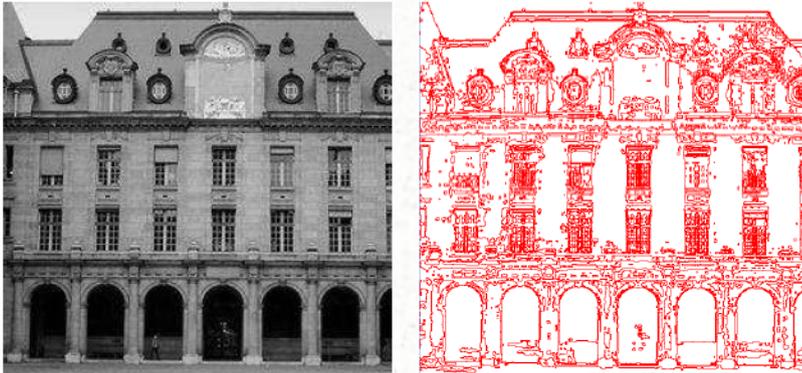
Echelle



Rotation

# Formes

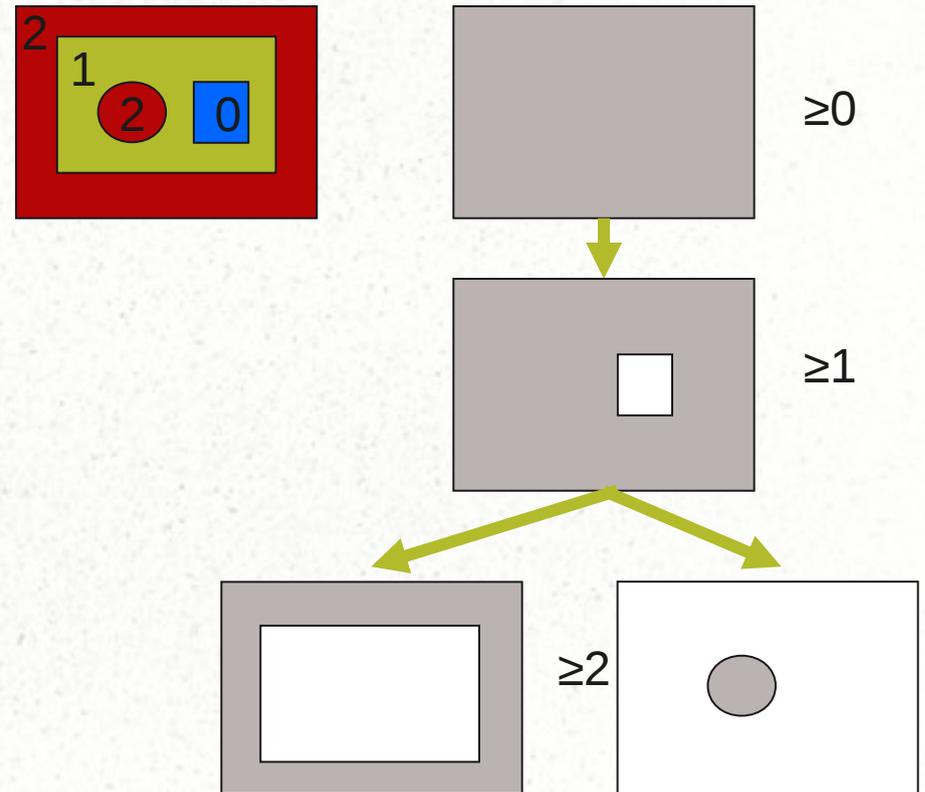
## Détection de formes



Représentation d'une image  
par les lignes de niveau

$$\begin{cases} \chi^{\geq \lambda}(u) = \{x \in X, u(x) \geq \lambda\} \\ \chi_{\leq \mu}(u) = \{x \in X, u(x) \leq \mu\} \end{cases}$$

Ensembles de niveaux inférieurs & supérieurs



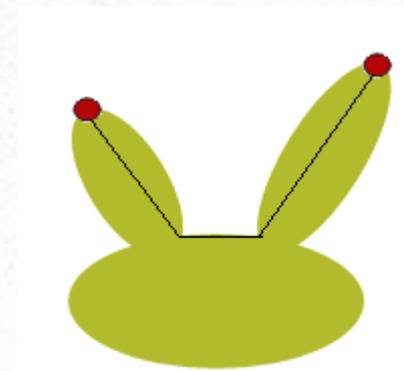
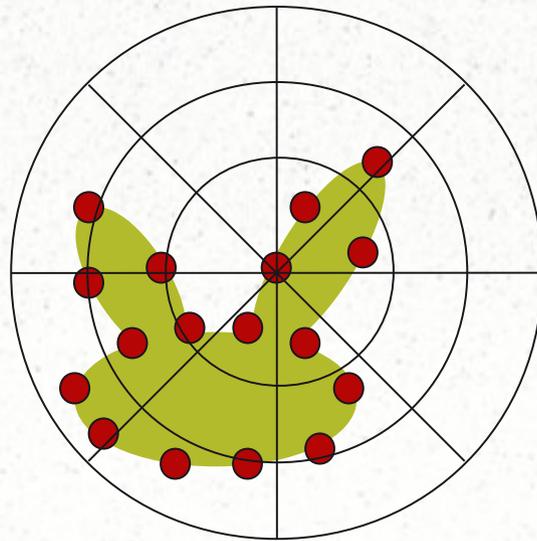
Un arbre de l'ensemble de niveaux supérieurs  
Fast Level-Set Transform -FLST [Caselles99]

# Formes

## Description invariante de formes

Le descripteur « inner-distance shape context » IDSC [Ling05] :

$$h_i(k) = E_{j \neq i} \left\{ x_j : \langle d(x_j, x_i), \theta(x_j, x_i) \rangle \in \text{bin}(k) \right\}$$

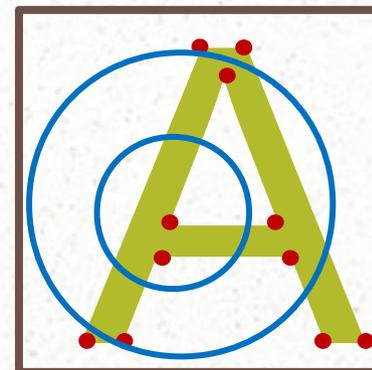
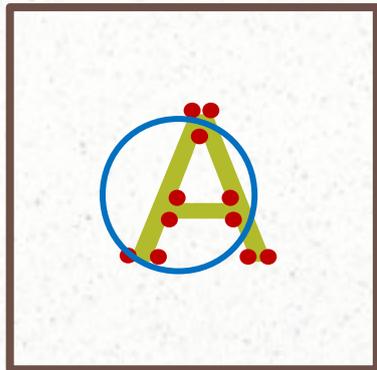


inner-distance  $d(x_j, x_i)$

# Propriétés d'invariances et Complexité

- ❖ Les descripteurs ont hérité les qualités d'invariances de signatures locales par changement de contraste, de rotation, et partiel en affine.

R1;  $\mu=6$



R1;  $\mu=2$

$\eta$ R1;  $\mu=6$

Adaptation des effets d'échelle : le facteur d'échelle de l'image  $\eta$  est calculé.

- ❖ La complexité de descripteurs proposés :

	Sac de mot	Statistique descriptive SSC	Modèle Cox log-Gaussien
	k	$N_r k^2$	$k(k+2)$
Réduction		$N_r k^*$	$3k^*$

Réduction



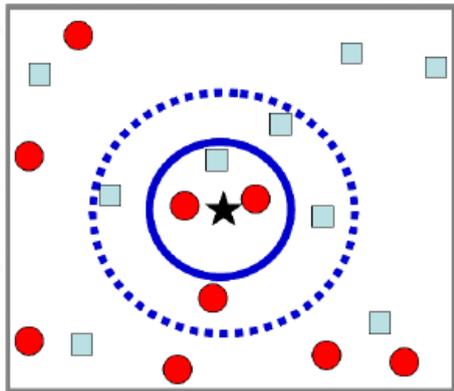
# *Plan*

- Les images vues comme des ensembles de signatures locales « spatialisées »
  - Statistiques descriptives et modèles de processus ponctuels marqués
  - Caractérisation d'une image à partir de ses signatures locales
- Application à la classification d'images
  - Textures naturelles, scènes naturelles
  - Images sonars de fonds marins

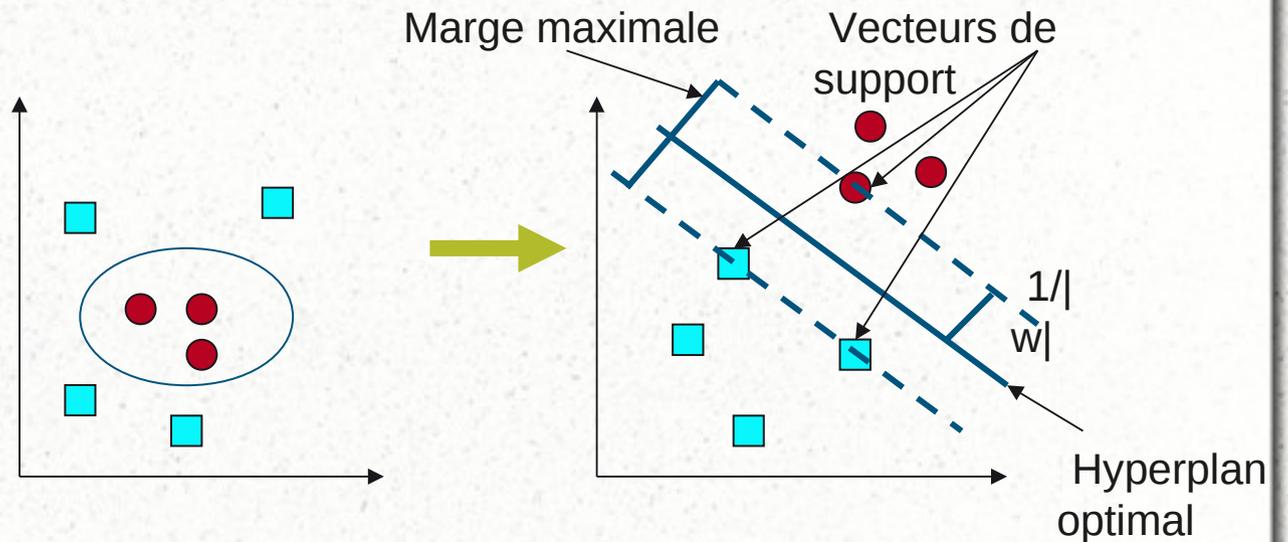


# Classification supervisée

k-plus proches voisins  
(k-NN)



Machine à vecteurs de support  
(SVM)



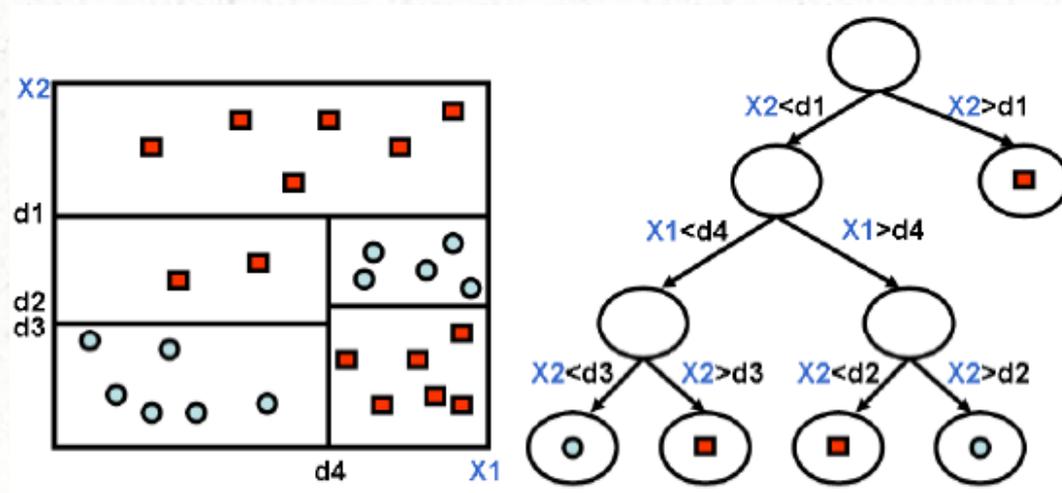
Pour le k-NN et le SVM, les mesures de similarité entre des vecteurs d'entrée sont : la distance Euclidienne,  $\chi^2$  et la divergence de Jensen-Shannon.

# Classification supervisée

Forêt aléatoire (RF):

- Tirer un échantillon aléatoire pour construire un arbre de décision binaire
- Choisir quelques variables pour former la décision associée au nœud .

La class est attribué par vote majorité entre les arbres dans la forêt.



Un arbre de décision binaire

# Résultats des performances de classification

## Textures UIUCtex

$N_t$	1	10	20
Filtre de Gabor [7]	31.22±3.14	57.37±1.93	67.78±1.28
Matrice de Cooc. [8]	45.33±3.03	70.67±1.72	80.12±1.30
SDM[9]	67.25±2.75	81.12±1.45	91.28±1.15
Ling[10]	67.62±2.93	84.14±1.72	91.87±1.38
Zhang[12]	72.53±2.45	93.17±1.15	96.67±0.93
SSC[104]	<b>75.66±1.65</b>	94.33±0.78	97.34±0.25
LGCM	75.21±1.75	<b>95.42±0.71</b>	<b>97.84±0.32</b>

Taux moyens et écarts types de bonne classification

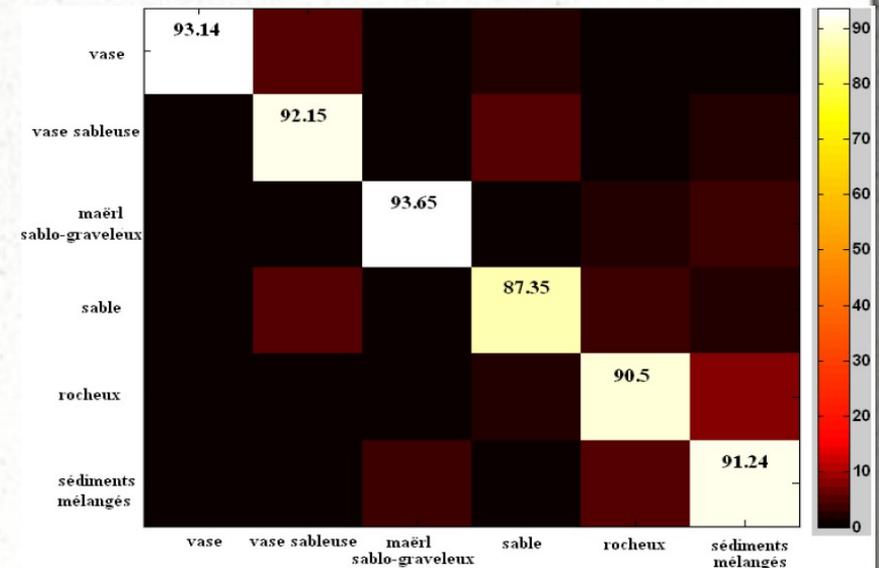
## Scènes naturelles

bedroom 75.6±2.1	coast 85.3±1.7	forest 91.1±1.2	highway 84.3±1.8	inside city 85.1±1.6
kitchen 76.0±1.5	living room 70.9±2.7	mountain 90.1±1.2	office 89.7±2.2	open country 76.7±1.8
industrial 66.8±2.3	tall building 88.9±1.3	store 82.2±2.0	street 87.6±1.5	suburb 93.3±1.4

Taux moyens et écarts types de bonne classification de chaque classe ( $N_t = 100$ ). Moyen des performances 82.9%±1.7 à comparer avec :

Modèle hiérarchique bayésien (Fei-Fei 05)	74,8%
Pyramide spatiale de mots visuels (Lazebnik06)	81,4%
Corrélogramme spatial (Liu 07)	81,72%

## Textures Sonars



Matrice de confusion de la classification de textures sonars,  $N_t = 5$ .

# *Principales contributions*

- Caractérisation invariante des images
  - Les images vues comme des ensembles aléatoires de signatures locales
  - Prise en compte conjointe des informations visuelles et spatiales
  - Mise en évidence de la pertinence des modèles de processus ponctuel de type Cox log-Gaussiens
  - Application à la reconnaissance d'images
- Applications à l'imagerie sonar des fonds marins
  - Mise en évidence des méthodes de points d'intérêt
  - Fort gain en termes de performances de reconnaissance des fonds marins
  - Introduction d'une base de référence pour l'évaluation des méthodes de reconnaissance des textures sonars

# *Perspectives*

- Les images vues comme des ensembles aléatoires de signatures locales :
  - Explorer d'autres modèles statistiques spatiaux (Neyman-Scott, Cox shot-noise, Gibbs-Strauss).
  - Potentiel des outils statistiques associés aux modèles de processus ponctuels (simulation, significativité, goodness-of-fit, distance entre modèles).
  - Potentiel du formalisme pour la combinaison de différents types de signatures.
  - Application à la segmentation basée texture, à la synthèse de textures.

# *Perspectives*

- La caractérisation et l'interprétation du contenu des images sonars :
  - Fusion d'informations spatialisées de différents capteurs (éventuellement à différentes résolutions).
  - Développement des méthodes de points d'intérêt pour l'imagerie sonar (recalage, positionnement AUV).
  - Applications potentielles : détection d'objets enfouis, suivi des changements/évolutions des fonds marins.

# *Publications*

- H-G Nguyen et al. "Keypoint-based analysis of sonar images : application to seabed recognition." IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing TGRS'2011.
- H-G Nguyen et al."Multivariate log-Gaussian Cox models of elementary shapes for recognizing natural scene categories". IEEE International Conference on Image Processing, ICIP'2011.
- H-G Nguyen et al." Visual textures as realizations of multivariate log-Gaussian Cox processes." IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.2945-2952, CVPR'2011.
- H-G Nguyen et al." Log Gaussian Cox Processes of visual keypoints for sonar texture recognition." IEEE Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, pp.1005-1008, ICASSP'2011.
- H-G Nguyen et al." Spatial statistics of visual keypoints for texture recognition." European Conference on Computer Vision, Vol.6314, pp.764-777, ECCV'2010.
- H-G Nguyen et al." Invariant descriptors of sonar textures from spatial statistics of local features." IEEE Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, pp. 1674-1677, ICASSP'2010.
- H-G Nguyen et al." Statistiques spatiales de points d'intérêt pour la reconnaissance invariante de textures.", 5ème Congrès Francophone AFRIF-AFIA de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, RFIA'2010.

***MERCI***

