

Traitement d'images
Image Processing

Méthodes de haut niveau en traitement d'images

High-level image processing

recherche de motifs, classification de données
pattern detection, data classification

DANIEL RACOCEANU

PROFESSEUR, SORBONNE UNIVERSITÉ
daniel.racoceanu@sorbonne-universite.fr



1

Plan

Introduction

La recherche de motifs

La classification de données

- Attributs de formes
- Attributs de couleur
- Attributs de texture

2



2

Introduction

Les traitements haut-niveau ont pour but de donner une représentation symbolique de l'image où un lien existe avec la scène observée.

Ils s'appliquent sur :

- Le pixel,
- Le voisinage du pixel,
- Une fenêtre locale de l'image,
- Une région (ou contours) extraite d'une phase de segmentation,
- L'image elle-même.

3

Introduction

Recherche de motifs (*Template matching*)

- Corrélation bidimensionnelle
- Corrélation normalisée
- La recherche géométrique

Classification de données

- Extraction de caractéristiques
 - ◆ Prise de mesures sur l'image et génération d'un vecteur d'attributs
- Outils de classification
 - ◆ Définition de critères concernant les mesures et l'élaboration d'un classifieur

5

1

RECHERCHE DE MOTIFS TEMPLATE MATCHING

6

Méthodes de haut niveau de Traitement d'Images



6

Recherche de motifs (template matching)

- La recherche de motifs est une technique de traitement d'images destinée à trouver de petites parties d'une image qui correspondent à une image-modèle.
- Elle peut être utilisée dans les systèmes de production - dans le cadre du contrôle qualité, pour le protocole de navigation (reconnaissance d'environnement / d'obstacles) d'un robot mobile ou comme un moyen de détecter les contours dans une image.
- Les principaux **vérus** / **défis technologiques** de la recherche de motifs :
 - L'occlusion,
 - La détection de transformations non rigides,
 - Les changements de l'éclairage et de fond,
 - L'encombrement du fond,
 - Les changements d'échelle.

7



7

La recherche de motifs (template matching)

Etapes de la recherche de motifs

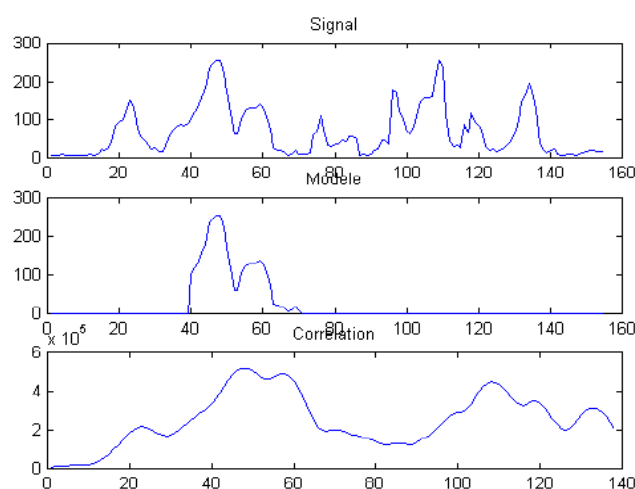
- Le but de la recherche de motifs est de localiser, dans une image, des formes représentées par un motif préalablement **appris**.
- L'approche par corrélation consiste à déplacer le motif appris sur l'image et calculer une fonction de ressemblance au voisinage de chaque pixel.
- L'image de corrélation ainsi obtenue est ensuite analysée afin de détecter les **maximums locaux** supérieurs à un seuil de ressemblance prédéfini.
- Cette approche peut être précédée d'une étape de segmentation où les formes à reconnaître sont d'abord détectées.

9

9

La recherche de motifs

• Corrélation 1D

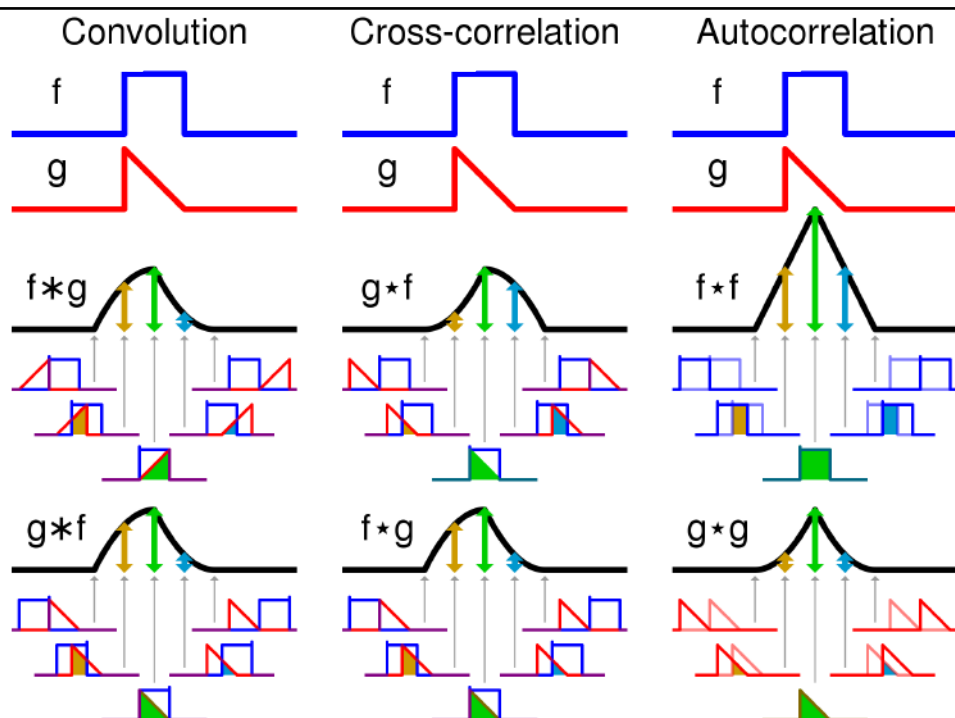


11

11

La recherche de motifs

- Corrélation 1D

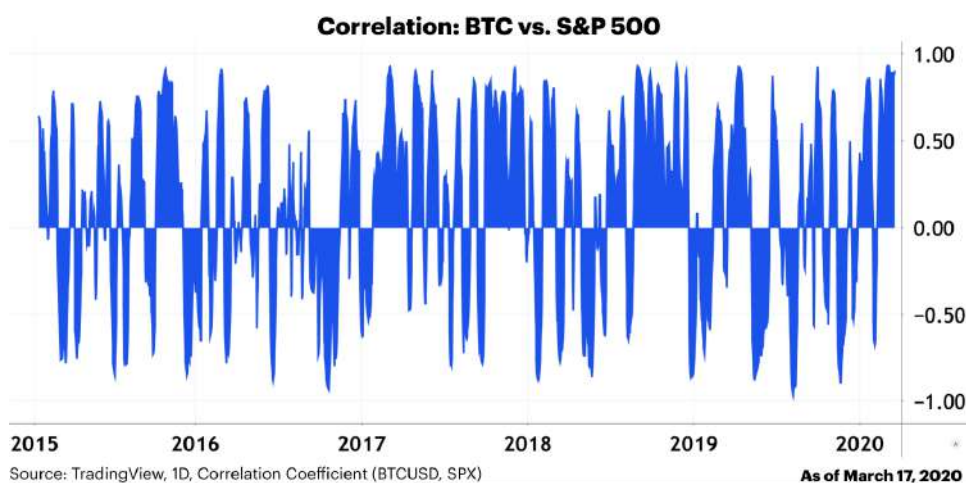


12

12

La recherche de motifs

- Corrélation 1D – BTC vs. S&P 500



13

13

We show that sentiment polarity of Twitter peaks implies the direction of cumulative abnormal returns.



RESEARCH ARTICLE

The Effects of Twitter Sentiment on Stock Price Returns

Gabriele Ranco¹, Darko Aleksovski^{2*}, Guido Caldarelli^{1,3,4}, Miha Grčar², Igor Mozetič²

¹ IMT Institute for Advanced Studies, Piazza San Francesco 19, 55100 Lucca, Italy, ² Jožef Stefan Institute, Jamova 39, 1000 Ljubljana, Slovenia, ³ Istituto dei Sistemi Complessi (ISC), Via dei Taurini 19, 00185 Rome, Italy, ⁴ London Institute for Mathematical Sciences, 35a South St. Mayfair, London W1K 2XF, United Kingdom

* darko.aleksovski@ijs.si

Abstract

Social media are increasingly reflecting and influencing behavior of other complex systems. In this paper we investigate the relations between a well-known micro-blogging platform Twitter and financial markets. In particular, we consider, in a period of 15 months, the Twitter volume and sentiment about the 30 stock companies that form the Dow Jones Industrial

 OPEN ACCESS

14

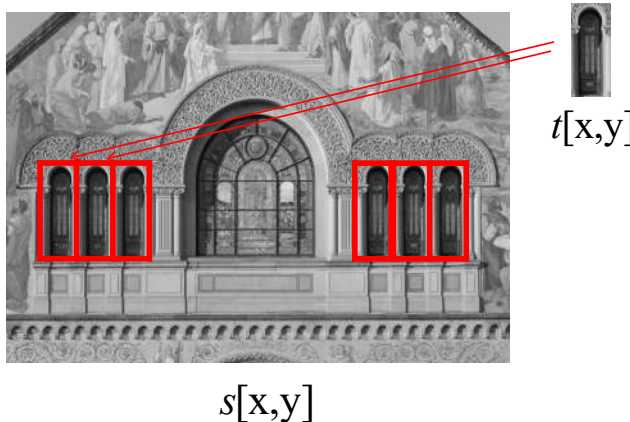
Citation: Ranco G, Aleksovski D, Caldarelli G, Grčar

14

La recherche de motifs (template matching)

Problème : localiser un objet, décrit par un motif $t[x,y]$, dans l'image $s[x,y]$

Exemple :



18

18

La recherche de motifs

Recherche de la meilleure correspondance en minimisant l'erreur quadratique moyenne :

$$\begin{aligned}
 E[p,q] &= \sum_{x=-\infty}^{\infty} \sum_{y=-\infty}^{\infty} [s[x,y] - t[x-p, y-q]]^2 \\
 &= \sum_{x=-\infty}^{\infty} \sum_{y=-\infty}^{\infty} |s[x,y]|^2 + \sum_{x=-\infty}^{\infty} \sum_{y=-\infty}^{\infty} |t[x,y]|^2 - 2 \sum_{x=-\infty}^{\infty} \sum_{y=-\infty}^{\infty} s[x,y] \cdot t[x-p, y-q]
 \end{aligned}$$

cela correspond à maximiser la zone de *correlation* :

$$r[p,q] = \sum_{x=-\infty}^{\infty} \sum_{y=-\infty}^{\infty} s[x,y] \cdot t[x-p, y-q] = s[p,q] * t[-p, -q]$$

La zone de correlation est équivalente à une convolution de l'image $s[x,y]$ par la réponse impulsionnelle $t[-x, -y]$

20



20

La recherche de motifs

Selon l'inégalité Cauchy-Schwarz

$$r[p,q] = \sum_{x=-\infty}^{\infty} \sum_{y=-\infty}^{\infty} s[x,y] \cdot t[x-p, y-q] \leq \sqrt{\left(\sum_{x=-\infty}^{\infty} \sum_{y=-\infty}^{\infty} |s[x,y]|^2 \right) \left(\sum_{x=-\infty}^{\infty} \sum_{y=-\infty}^{\infty} |t[x,y]|^2 \right)}$$



Egalité, ssi $s[x,y] = \alpha \cdot t[x-p, y-q]$ avec $\alpha \geq 0$

Méthodologie de recherche d'adéquation de motifs :



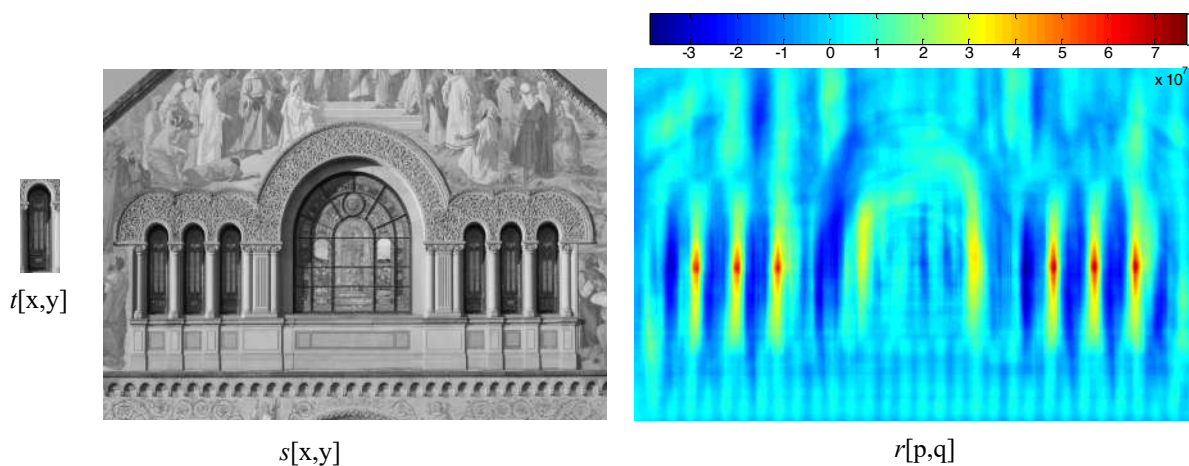
Supprimer la moyenne avant la recherche de motifs afin d'éviter un biais vers des zones brillantes de l'image

22



22

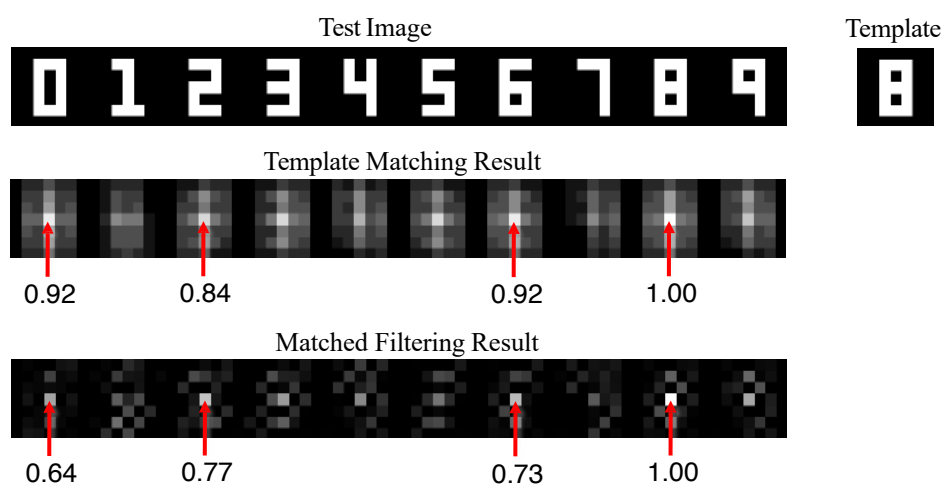
Template matching example



24

24

Template matching example

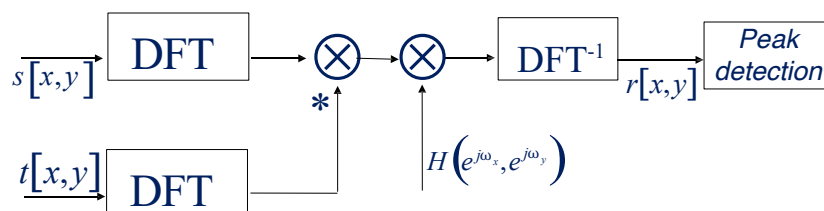


32

32

Correlation de phase

Implémentation efficace utilisant la transformée de Fourier discrète (DFT)



Corrélation de phase

$$H(e^{j\omega_x}, e^{j\omega_y}) = \frac{1}{|S(e^{j\omega_x}, e^{j\omega_y})| |T(e^{j\omega_x}, e^{j\omega_y})|}$$

34

34



Original image



Magnitude only

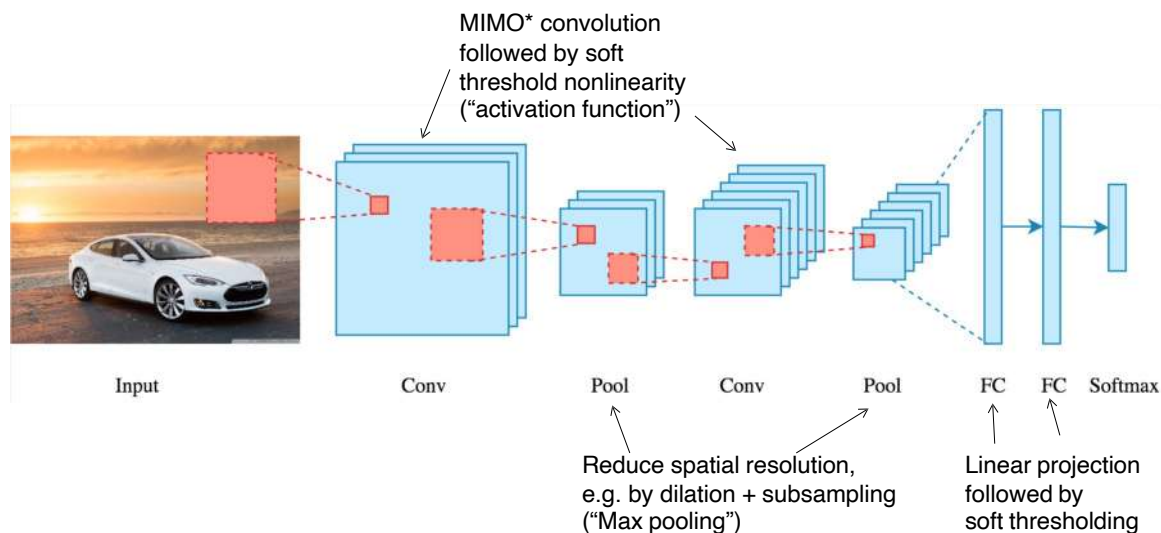


Phase only

36

36

Convolutional neural networks (CNN)



37 *MIMO = Multiple Input Multiple Output



37

MIMO convolution

Single-input-single-output: $f[x,y]$ and $g[x,y]$ are arrays of scalar values

$$g[x,y] = \sum_{x'=0}^{N-1} \sum_{y'=0}^{L-1} f[x',y'] \cdot h[x-x',y-y']$$

Multiple-input-multiple-output convolution:

$$\mathbf{g}[x,y] = \sum_{x'=0}^{N-1} \sum_{y'=0}^{L-1} \mathbf{f}[x',y'] \cdot \mathbf{h}[x-x',y-y']$$

$\mathbf{g}[x,y] = \begin{pmatrix} g_1[x,y] \\ \vdots \\ g_G[x,y] \end{pmatrix}$
 $\mathbf{f}[x,y] = \begin{pmatrix} f_1[x,y] \\ \vdots \\ f_F[x,y] \end{pmatrix}$

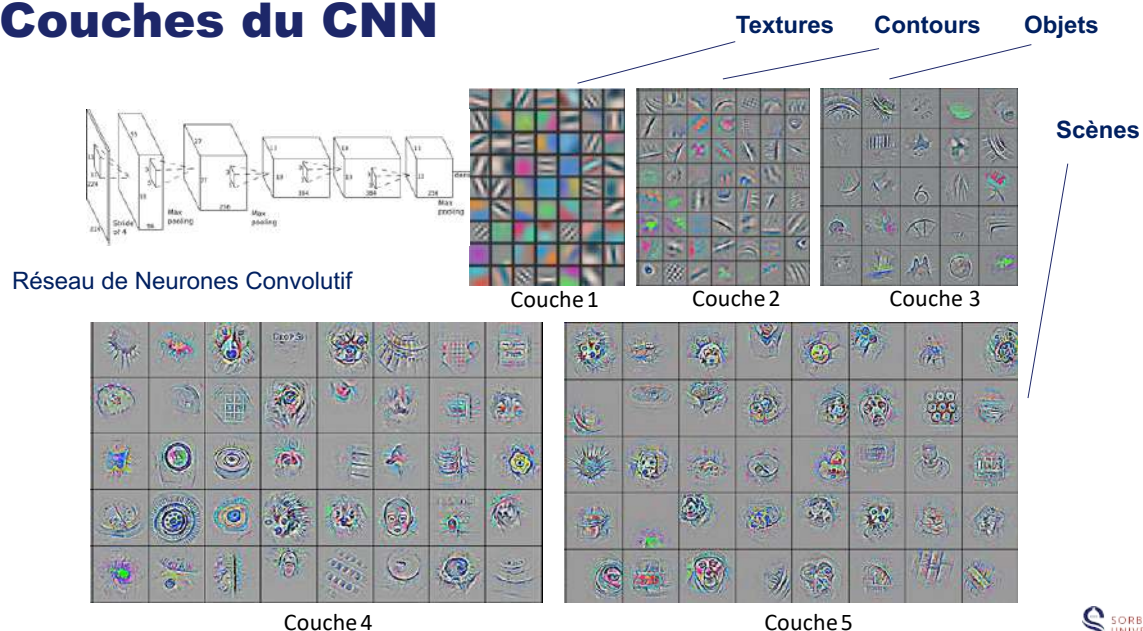
L (number of input/output channels)
 N (spatial dimension)
 G (number of output channels)
 F (number of input channels)

38



38

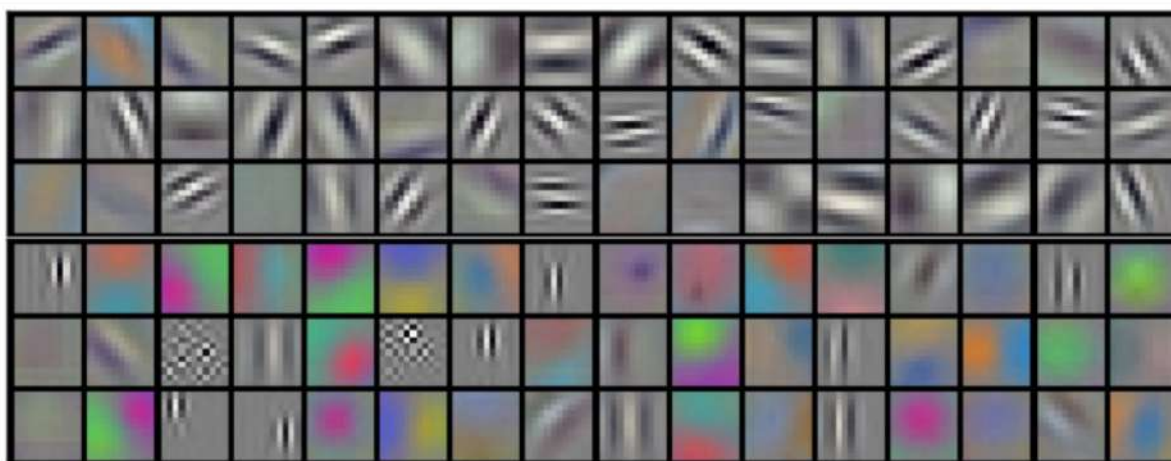
Couches du CNN



41

Example templates of first convolutional layer

AlexNet, $F=3$, $G=96$



42

[Krizhevsky et al., 2012]

SORBONNE
UNIVERSITÉ

42

AlexNet Image Classification Results



[Krizhevsky et al., 2012]

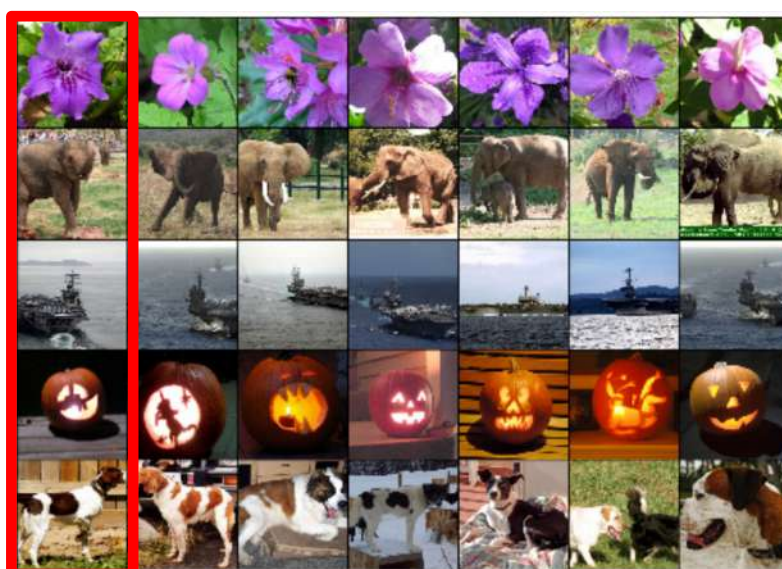


43

43

AlexNet Image-based Retrieval Results

Query



Most
similar
images
in database

44

[Krizhevsky et al., 2012]

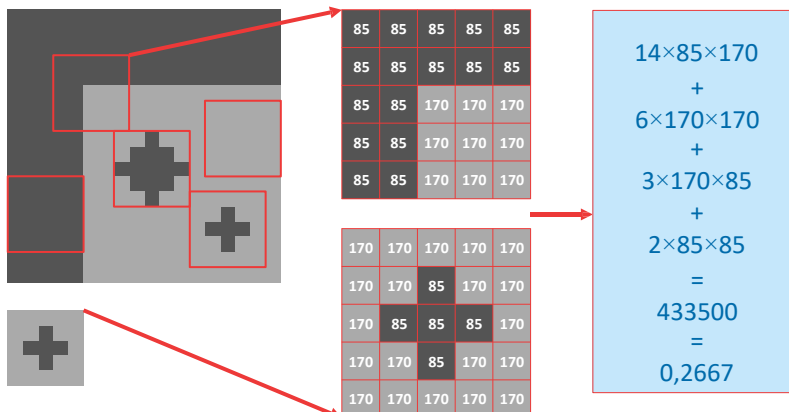


44

La recherche de motifs

Remarques

- ♦ Les données doivent être à la même échelle



45

45

La recherche de motifs

Normalisation :

- On suppose que le modèle de taille $M \times N$ possède les valeurs maximales
- Si la valeur maximale est 255, la valeur maximale de la corrélation est
 $C_{\max} = M \times N \times 255 \times 255$
- Afin d'obtenir une corrélation normalisée entre 0 et 1, il suffit de diviser par C_{\max}
- Exemple : $C_{\max} = 5 \times 5 \times 255 \times 255 = 1625625$ et $C = 433500 / 1625625 = 0,267$

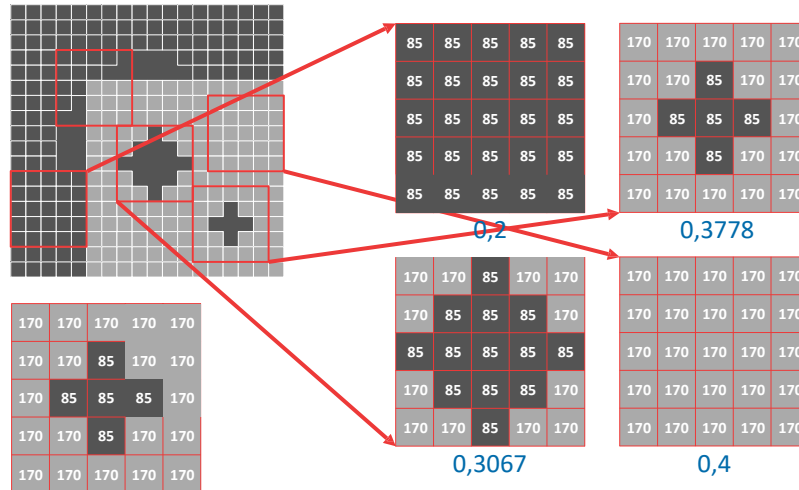
Normalisation par rapport au modèle :

- $C_{\max} = 255 \times \sum_i \sum_j h(i,j)$
- Exemple : $C_{\max} = 255 \times (5 \times 85 + 20 \times 170) = 975375$ et $C = 433500 / 975375 = 0,444$

46

46

La recherche de motifs



47

47

La recherche de motifs

Corrélation normalisée

$$g(p, q) = \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j \frac{(f(p + i, q + j) - \mu_f(p, q)) \times (h(i, j) - \mu_h)}{\sigma_f(p, q) \times \sigma_h}$$

$$\mu_f(p, q) = \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j f(p + i, q + j)$$

$$\sigma_f(p, q) = \left(\frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j (f(p + i, q + j) - \mu_f(p, q))^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$\mu_h = \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j h(i, j) \quad \sigma_h = \left(\frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j (h(i, j) - \mu_h)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

48

48

La recherche de motifs

Application

170	170	170	170	170
170	170	85	170	170
170	85	85	85	170
170	170	85	170	170
170	170	170	170	170

$$\mu_h = 153$$

$$\sigma_h = 34$$

17	17	17	17	17
17	17	-68	17	17
17	-68	-68	-68	17
17	17	-68	17	17
17	17	17	17	17

$$h - \mu_h$$

85	85	85	85	85
85	85	85	85	85
85	85	170	170	170
85	85	170	170	170
85	85	170	170	170

$$\mu_f(p,q) = 115,6$$

$$\sigma_f(p,q) = 40,8$$

-30,6	-30,6	-30,6	-30,6	-30,6
-30,6	-30,6	-30,6	-30,6	-30,6
-30,6	-30,6	54,4	54,4	54,4
-30,6	-30,6	54,4	54,4	54,4
-30,6	-30,6	54,4	54,4	54,4

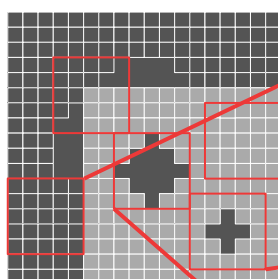
$$f - \mu_f$$

$$\begin{aligned} & (14 \times 17 \times -30,6 \\ & + \\ & 6 \times 17 \times 54,4 \\ & + \\ & 3 \times -68 \times 54,4 \\ & + \\ & 2 \times -68 \times -30,6) \\ & / \\ & (34 \times 40,8) \\ & = \\ & -6,25 \\ & = \\ & -0,25 \end{aligned}$$

49

49

La recherche de motifs



85	85	85	85	85
85	85	85	85	85
85	85	85	85	85
85	85	85	85	85
85	85	85	85	85

170	170	170	170	170
170	170	85	170	170
170	85	85	85	170
170	170	85	170	170
170	170	170	170	170

0

1

170	170	170	170	170
170	170	85	170	170
170	85	85	85	170
170	170	85	170	170
170	170	170	170	170

170	170	85	170	170
170	85	85	85	170
85	85	85	85	85
170	85	85	85	170
170	170	85	170	170

0,48

170	170	170	170	170
170	170	170	170	170
170	170	170	170	170
170	170	170	170	170
170	170	170	170	170

0

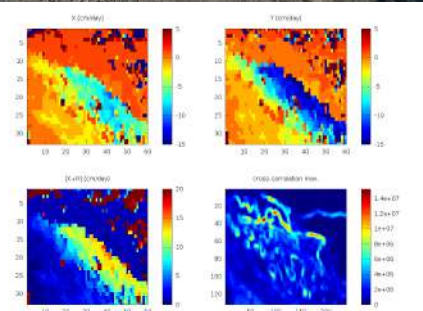
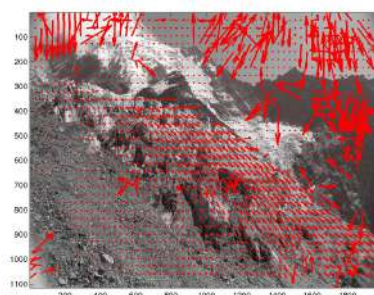
50

50

Exemple : étude du mouvement des glaciers

Deux images séparées de une semaine du glacier de Bionassay.

En bas, inter-corrélation pour la détection de mouvement.
La position du maximum d'intercorrélacion sur des zones de 32 x 32 pixels est analysée sur chaque zone de l'image à droite.



51

51

Ex : Recherche de pattern dans un paysage



Template



Result Image

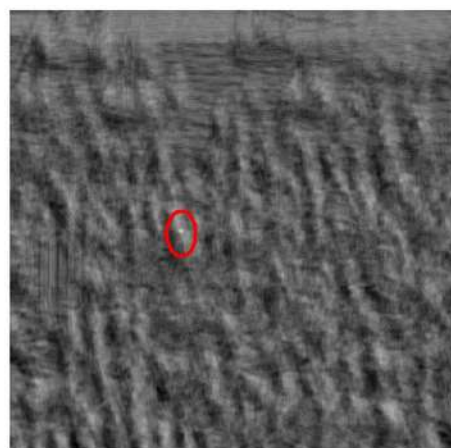
52

52

Ex : Trouver Charlie ...



=



53

53

Ex : Recalage



L'image ci-dessus au-dessus de Colorado Springs est tournée et décalée par rapport à l'image de gauche.

54

54

Ex : Recalage (Registration)



1975



2000

56

Satellite images of Dead Sea, United Nations Environment Programme (UNEP) website



56

Ex : Recalage (Registration)



19 May, 2001



13 January, 2002

IKONOS images of Iran's Bushehr nuclear plant, GlobalSecurity.org

57



57

Ex : Recalage (Registration)



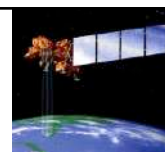
Satellite imagery of Sendai Airport before and after the 2011 earthquake

58

SORBONNE
UNIVERSITÉ

58

Landsat-7 Satellite System



New Orleans, before and after Katrina 2005 (from the USGS Landsat website)

59

SORBONNE
UNIVERSITÉ

59

Automatic Image Registration Components

0. Pre-processing

- Image enhancement, cloud detection, region of interest masking

1. Feature extraction (control points)

- Corners, edges, wavelet coefficients, segments, regions, contours

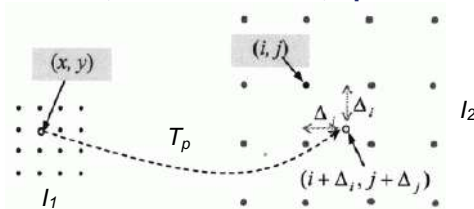
2. Feature matching

2.1. Spatial transformation (prior knowledge)

2.2. Similarity metric (correlation, mutual information, Hausdorff distance, discrete Gaussian mismatch)

2.3. Search strategy (global vs. local, multi-resolution, optimization)

3. Resampling



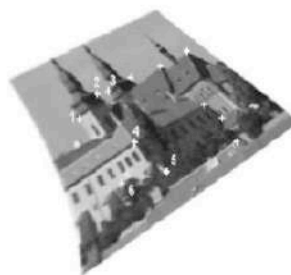
60

60

Example of Image Registration Steps



Feature extraction

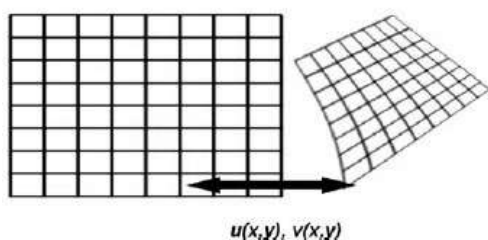


Feature matching

61

61

Example of Image Registration Steps



Resampling



Registered images after transformation

Zitova, B. and Flusser, J. (2003) *Image Registration Methods A Survey*. *Image and Vision Computing*

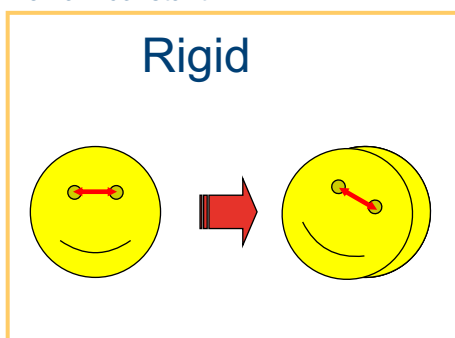
62



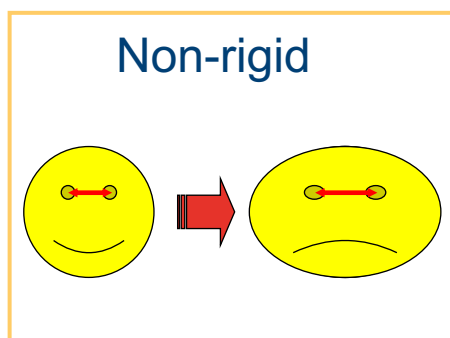
62

Rigid Transformation

Distances between all points remain constant.



6 degrees of freedom

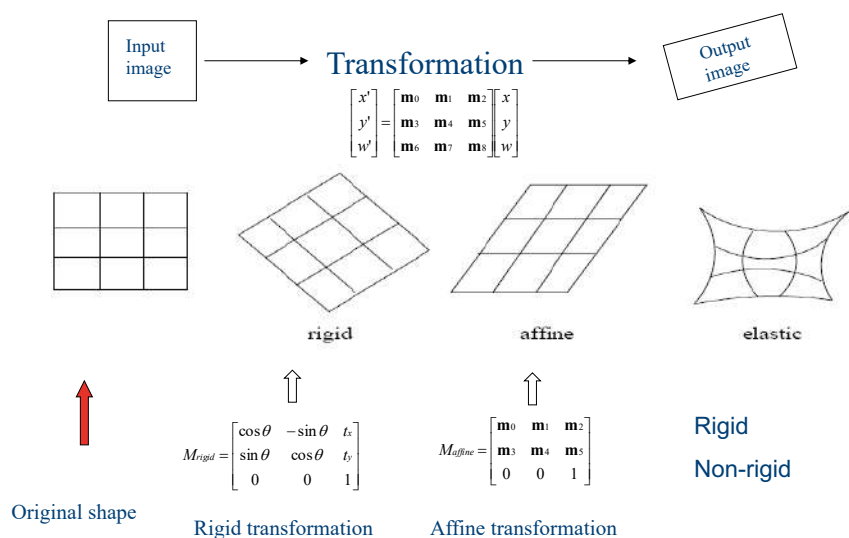


63



63

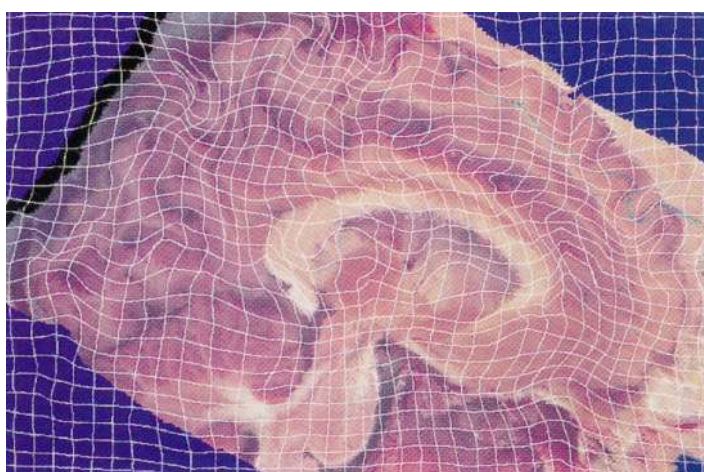
Image transformations



64

64

Nonrigid Transformations can be very complex!

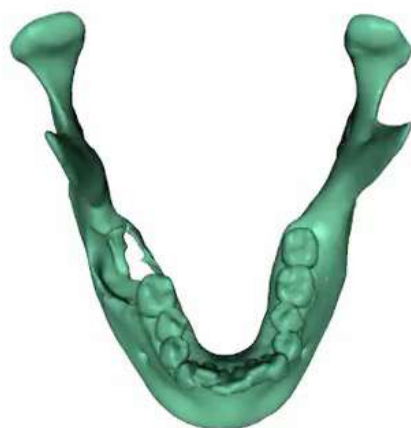


[Thompson, 1996]

65

65

Non-rigid registration example



<https://www.youtube.com/watch?v=X3zBmBCGa5k>

66



66

2

CLASSIFICATION

Méthodes de haut niveau de Traitement d'Images

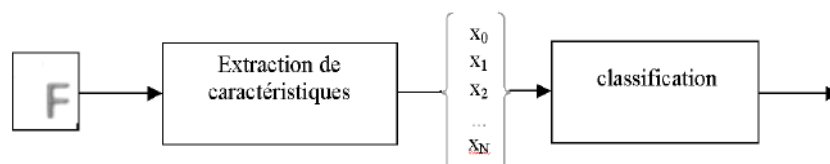
67



67

La classification de données

Schéma général



- Extraction de caractéristiques (génération d'attributs ou primitives)
 - ♦ Attributs de forme, de couleur, de texture, de mouvement...
- Méthodes de classification

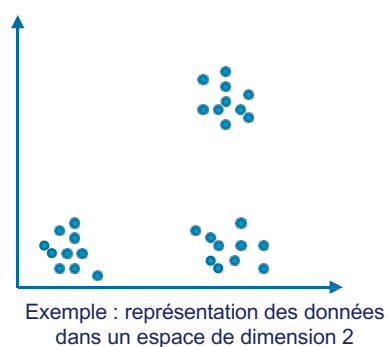
68

68

La classification de données

Espace de représentation

- Données à classifier



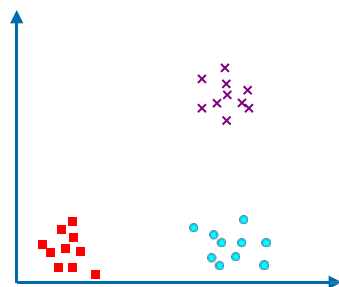
69

69

La classification de données

Espace de représentation

- Classe 1
- × Classe 2
- Classe 3



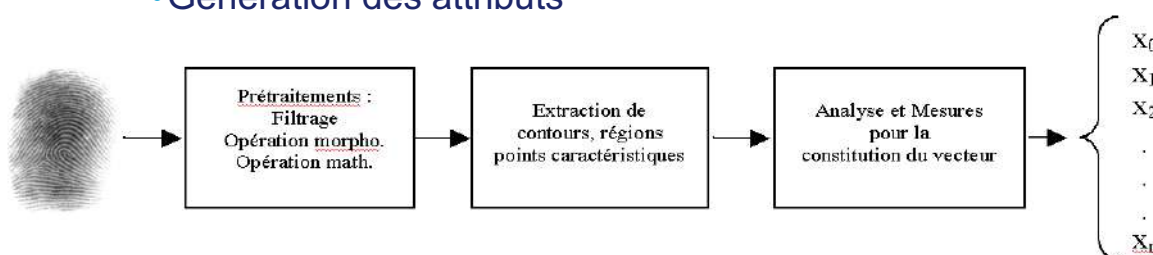
Exemple : représentation des données dans un espace de dimension 2

70

70

La classification de données

• Génération des attributs



- Attributs de formes (régions ou contours)
 - Mesures métriques
 - Caractéristiques topologiques
 - Caractéristiques locales
- Attributs de couleur
- Attributs de texture

71

71

La classification de données

Méthodes de classification

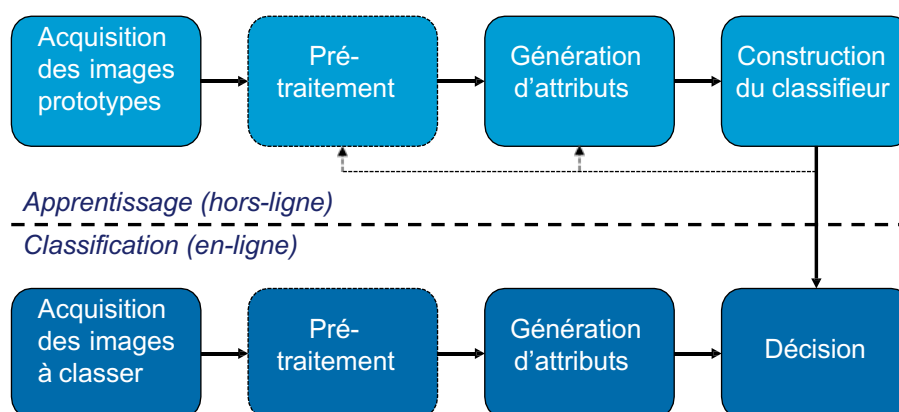
- Partitionner un ensemble de données en groupes ou **classes**, grâce à l'exploitation de leur similarité
- Phase d'apprentissage
 - Prise de connaissance : organisation en modèles puis en classes
 - Différents types d'apprentissage
 - Supervisé : définition des différentes classes entièrement basée sur des prototypes, qui sont des échantillons de classe connue on donne par chaque exemple sa classe
 - Non supervisé : aucune connaissance a priori sur les classes, le classifieur est autonome
 - Semi supervisé : connaissance partielle
- Phase de décision
 - Le système identifie la classe du vecteur présenté

72

72

La classification de données

Classification supervisée

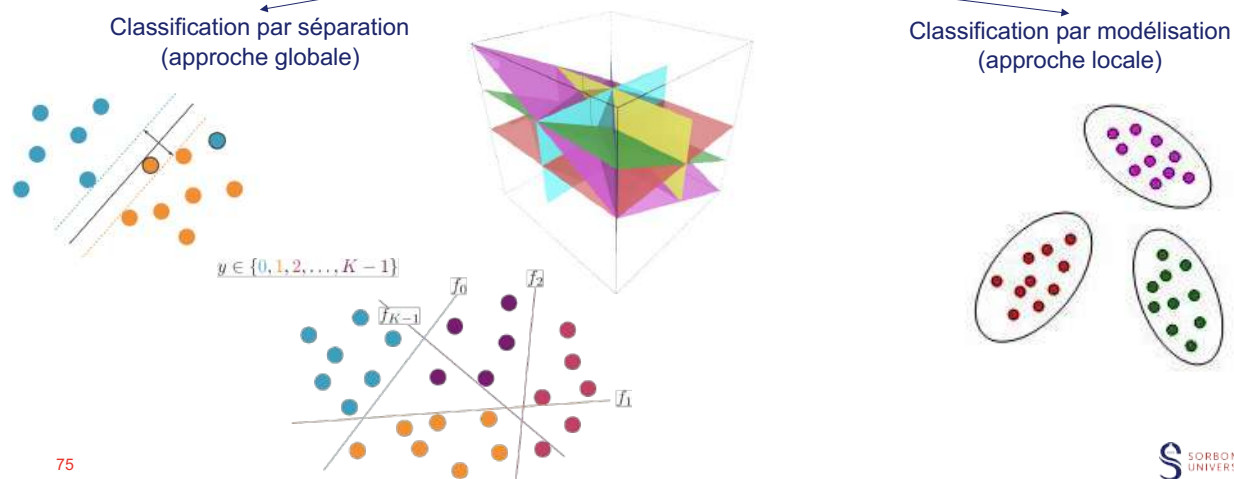


73

73

La classification de données

L'espace de décision (ou de représentation)



75

La classification de données

Rôle du classifieur :

le système doit être capable de déterminer si le vecteur :

- ✓ appartient à une classe
- ✓ n'est pas parfaitement conforme
- ✓ est à la frontière
- ✓ n'appartient pas à des classes connues
- ✓ appartient à plusieurs classes
- ✓ impossible à traiter

76

76

La classification de données

Les différentes approches :

- ♦ Approche structurelle
 - Arbre ou graphe de décision
 - Critère de distance
- ♦ Approche syntaxique
 - Utilisation d'une « grammaire »
- ♦ **Approche statistique**
 - Les plus utilisées de nos jours
 - Basée sur la règle de Bayes

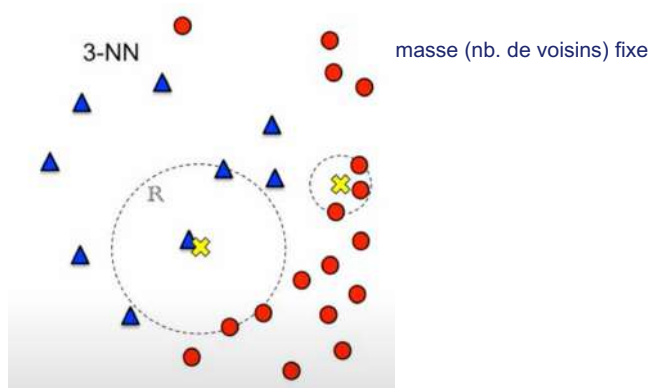
77

77

La classification de données

Exemples

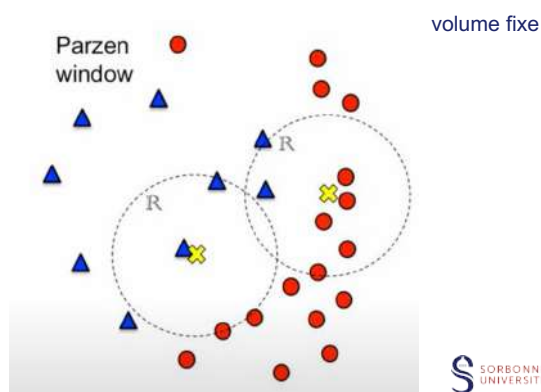
- ♦ Règle du k-ppv : les plus proches voisins sont recherchés parmi k
 - ♦ (K-Nearest Neighbors (KNN))



79

https://www.youtube.com/watch?v=UPXldi_aTEg

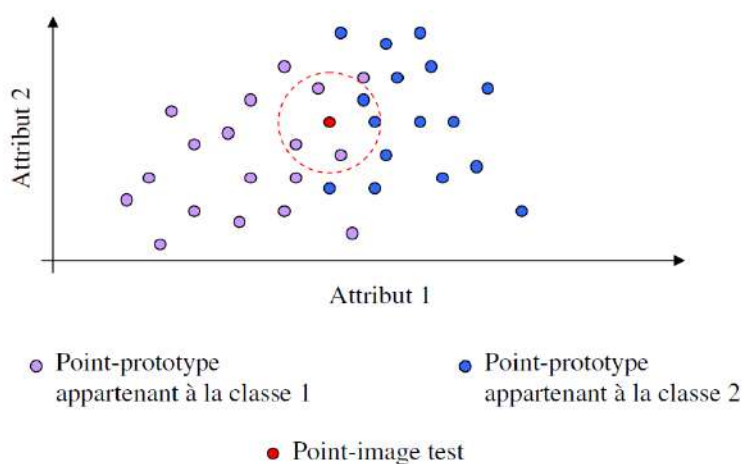
- ♦ Algorithme de Parzen : les distances sont mesurées dans une fenêtre



79

La classification de données

K-ppv avec $k=5$

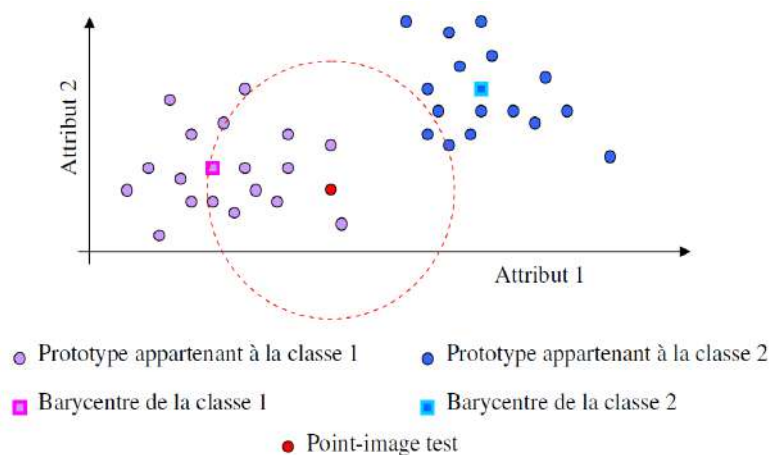


80

80

La classification de données

Plus proche barycentre

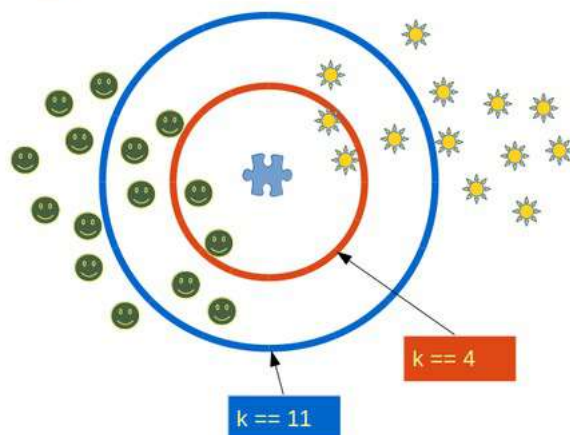


81

81

K-ppv / K-NN

🧩 == 😊 or 🧩 == ☀ ?



82

82

Attributs de formes

Mesures métriques effectuées sur des **régions** ou des **contours**

- Mesure de distance
- Mesure de périmètre
- Calcul de surface
- Moments invariants
- Moments d'ordre 2
 - ♦ Largeur et hauteur de la forme
- Mesures invariantes
 - ♦ Compacité
 - ♦ Elongation



83

83

Attributs de formes

■ Segmentation en régions

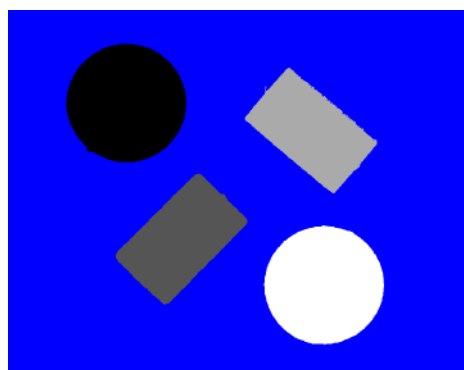


Image segmentée

84

84

Attributs de formes

■ Calcul des attributs

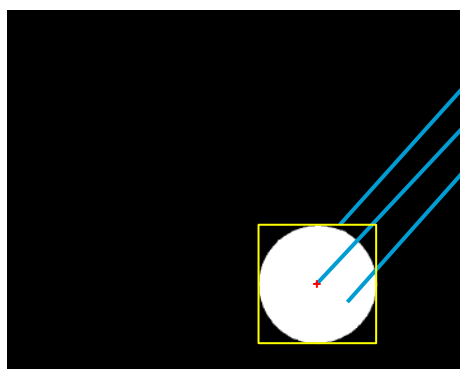


Image binaire d'une région

Boîte encadrante,
Centre de gravité,
Surface,
Périmètre,
Longueur et largeur (axe d'inertie),
Angle de l'axe principal d'inertie,
Excentricité,
Niveau moyen...

85

85

Attributs de forme

Exemple

4 objets



86

86

Attributs de formes

- Caractéristiques topologiques
 - Exemple : primitives de Coueignoux

I ₁	└┐	┌┐┐	-.
Troncs	Extrémités horizontales	Courbes	Traits-Points
))	┌┐	~ 8 \	c
Arcs	Extrémités Courbes	Queue	Ventre

- Approche structurale

Une cavité droite : D →
 Une courbe : C →
 Une liane horizontale : H →
 Une cavité gauche : G →

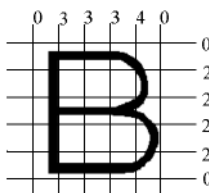
87

87

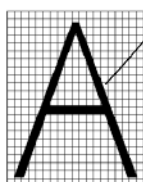
Attributs de formes

Caractéristiques locales

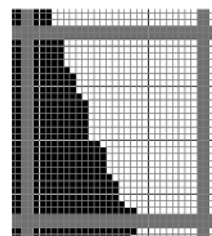
- Intersections avec des droites



- Densité locale



Zone permettant le calcul de la densité des niveaux de gris moyen



88

S SORBONNE
UNIVERSITÉ

88

Attributs de formes

• Exemple

- Lecture d'un code postal



Code postal à lire



Binarisation



Traitement morphologique



Analyse en composante connexes

89

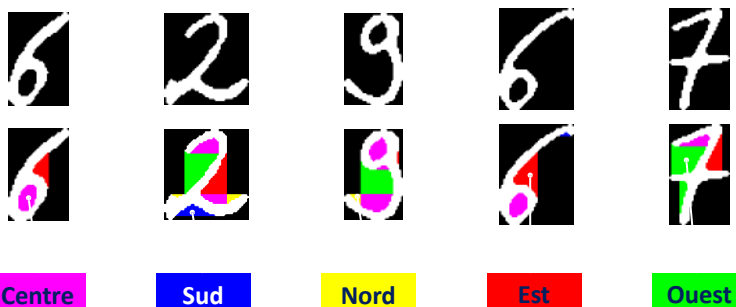
210

S SORBONNE
UNIVERSITÉ

89

Attributs de formes

- Extraction des cavités nord, sud, est, ouest et centre



Un pixel P appartient à une cavité de direction ϑ (est, ouest, sud, nord ou centre) si P n'appartient pas au tracé et si, en partant de P , on ne rencontre pas le tracé dans la direction ϑ mais dans les autres directions.

90

90

Attributs de formes

- Calcul du pourcentage de cavité

$$\theta_{\%} = \frac{\sum_{\theta}}{\sum_{centre} + \sum_{nord} + \sum_{sud} + \sum_{est} + \sum_{ouest}}$$



Centre = 0,2349

Ouest = 0,3583

Est = 0,2407

Nord = 0,0485

Sud = 0,1176

91

91

Attributs de formes

■ Vecteurs d'attributs

♦ $V = [\text{Est} \ \text{Ouest} \ \text{Sud} \ \text{Nord} \ \text{Centre}]$

♦ Vecteur d'attributs du "6" :

$[0,4393 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0,5603]$

♦ Vecteur d'attributs du "2" :

$[0,2407 \ 0,3583 \ 0,1176 \ 0,0485 \ 0,2349]$

♦ Vecteur d'attributs du "9" :

$[0,0147 \ 0,4772 \ 0 \ 0,0369 \ 0,4711]$

♦ Vecteur d'attributs du "6" :

$[0,6102 \ 0 \ 0,0307 \ 0 \ 0,3588]$

♦ Vecteur d'attributs du "7" :

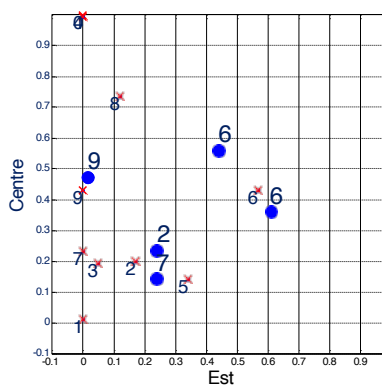
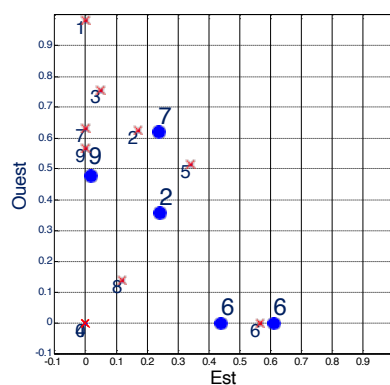
$[0,2376 \ 0,6205 \ 0 \ 0 \ 0,1418]$

92

92

Attributs de formes

■ Espace de décision



93

93

Attributs de couleur

- Représentation de la couleur

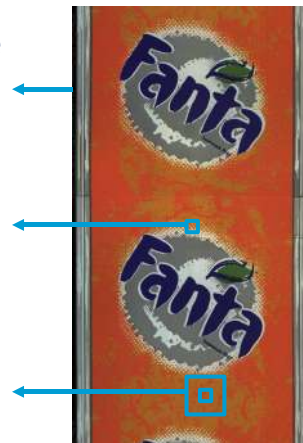
- Une image numérique couleur est un ensemble de pixels organisés sous la forme d'une matrice.

- Chaque pixel est caractérisé par :

- ♦ Ses coordonnées dans l'image
 - ♦ Ses niveaux de composantes couleur

- Autres caractéristiques

- ♦ Attributs calculés dans un voisinage du pixel (moyenne, variance, attribut statistiques, attributs de texture)



94

94

Attributs de couleur

- Représentation de la couleur

- Les images numériques couleur sont acquises par des dispositifs qui codent la couleur dans l'espace (R,G,B) .

- Les pixels de l'image donnent naissance à des points qui sont représentés dans un espace tridimensionnel et dont les coordonnées sont les niveaux des trois composantes couleur correspondantes.

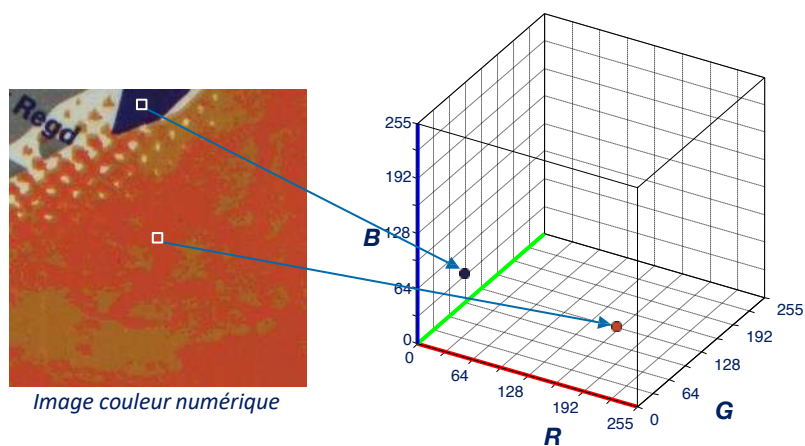
- L'image numérique couleur donne naissance à des nuages de points dans cet espace.

95

95

Attributs de couleur

- Représentation de la couleur



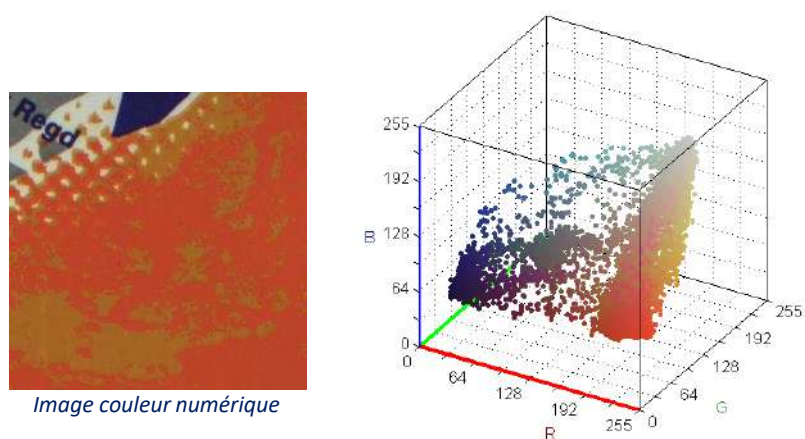
96

SORBONNE
UNIVERSITÉ

96

Attributs de couleur

- Représentation de la couleur



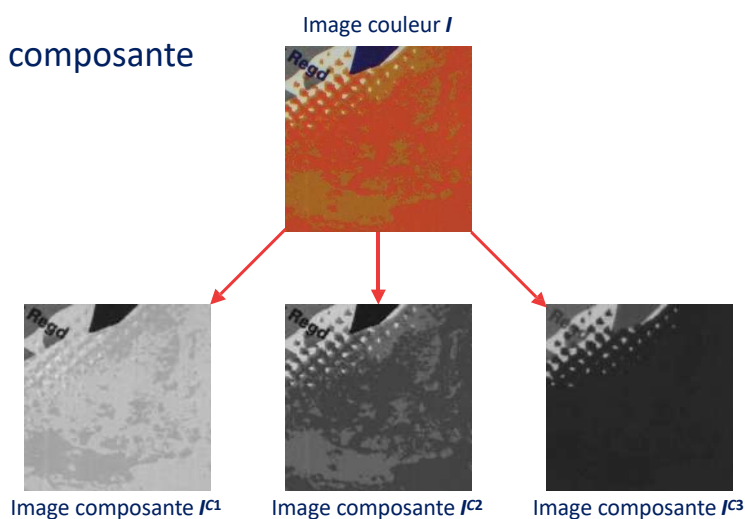
97

SORBONNE
UNIVERSITÉ

97

Attributs de couleur

- Image composante



98

98

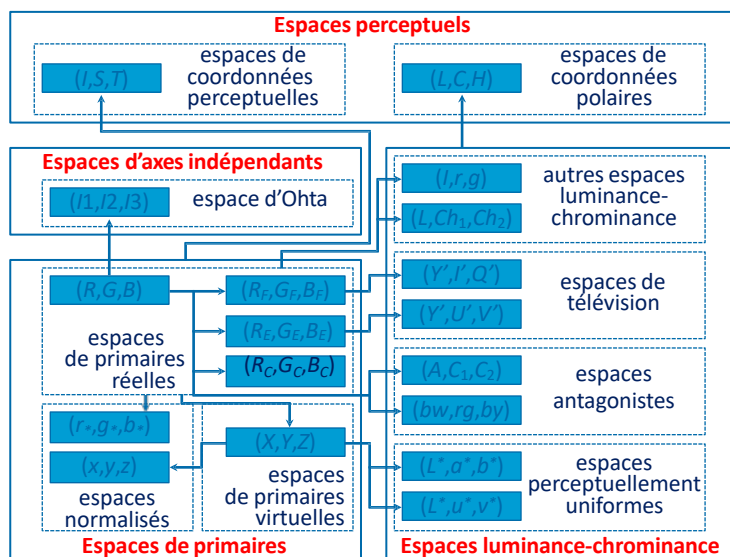
Attributs de couleur

- Les espaces couleur
 - Il existe un grand nombre d'espaces couleur autre que l'espace d'acquisition (R, G, B).
 - Le choix d'un espace couleur est une étape importante dans la réussite d'une application.
 - Aucun espace ne permet d'obtenir toujours les meilleurs résultats.
 - La multitude et la diversité des espaces couleur impliquant des présentations différentes rend difficile le choix d'un espace.

99

99

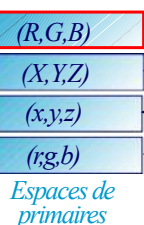
Familles d'espaces couleur



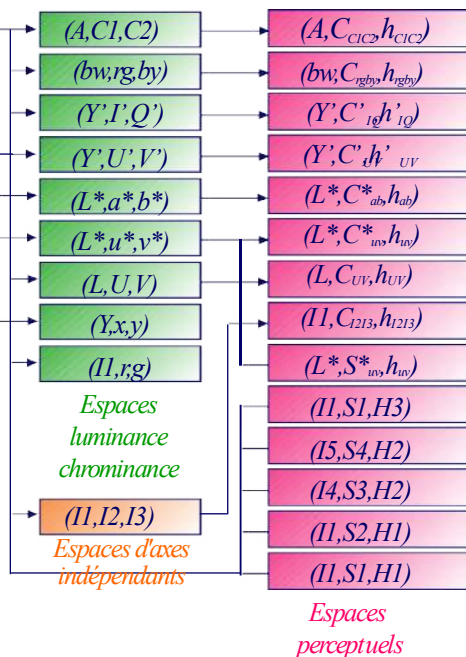
100

100

Espace d'acquisition des images par la caméra



Familles d'espaces couleur



102

102

Attributs de couleur

Beaucoup d'autres espace existent

Contexte du traitement d'image

- Les espaces couleur sont vus comme des transformations (linéaires ou non) permettant une représentation différente des couleurs et conduisant à une amélioration des résultats des traitements.
- Les espaces couleur ne sont pas toujours exploités de façon rigoureuse et reposent souvent sur des hypothèses simplificatrices permettant leur utilisation.

103



103

Attributs de couleur

Quelques précautions d'utilisation

- Respecter les règles d'utilisation (matrices de passage, illuminant, primaires, correction gamma, ...).
- Pas nécessaire de coder ces espaces si on analyse directement les valeurs transformées.
- Lorsqu'un codage est nécessaire (mémorisation, affichage, histogramme, ...), il faut l'effectuer tout en respectant les propriétés de ces espaces.

104



104

Attributs de couleur



Image à segmenter



Image segmentée dans l'espace (R,G,B)



Sélection automatique d'espaces couleur



Image segmentée dans l'espace (L^*,a^*,b^*)

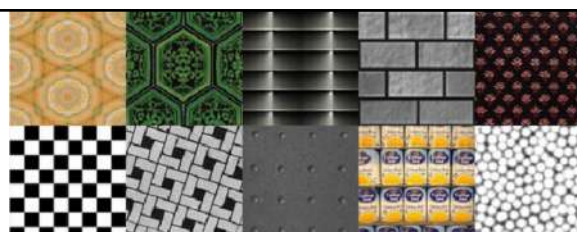
105

105



Examples of natural textures.

Texture



Examples of natural regular textures

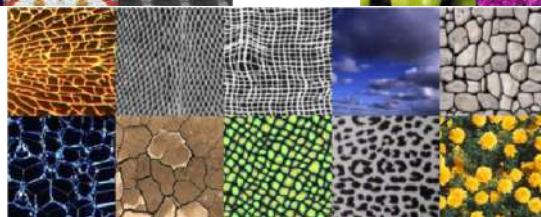


Examples of artificial regular textures



Examples of stochastic textures

Examples of weakly-homogeneous textures



106

106

Texture ...

Dictionnaire Larousse

Qu'est-ce qu'une texture ?

Dans les arts visuels, la texture est la qualité de surface perçue d'une œuvre d'art.

1. Mode d'entrecroisement des fils de tissage.

2. État d'une étoffe ou d'un matériau qui est tissé.

3. Constitution générale d'un matériau solide.

SYNONYME :

[structure](#)

4. **Littéraire.** Arrangement, disposition des parties d'un ouvrage : La texture d'une pièce de théâtre.

SYNONYMES :

[armature](#) - [ossature](#) - [trame](#)

Géologie

5. Ensemble des caractères définissant l'agencement et les relations volumiques et spatiales des minéraux d'une roche.

Histologie

6. Entrelacement des fibres qui composent une partie du corps (par exemple la texture de la peau).

SYNONYME :

consistance

Informatique

7. Représentation graphique d'une matière, d'une surface, dont le rendu en volume est effectué par placage sur un modèle en trois dimensions. (L'effet de matière [bois, pierre, etc.] est permis grâce à des procédés de numérisation d'images photographiées ou dessinées.)

Pédologie

8. Nature et agencement des particules élémentaires d'un sol, définies par leurs dimensions (argiles, limons, sables et graviers), qui commandent l'ensemble de ses propriétés physiques.

107

107

What is Texture?

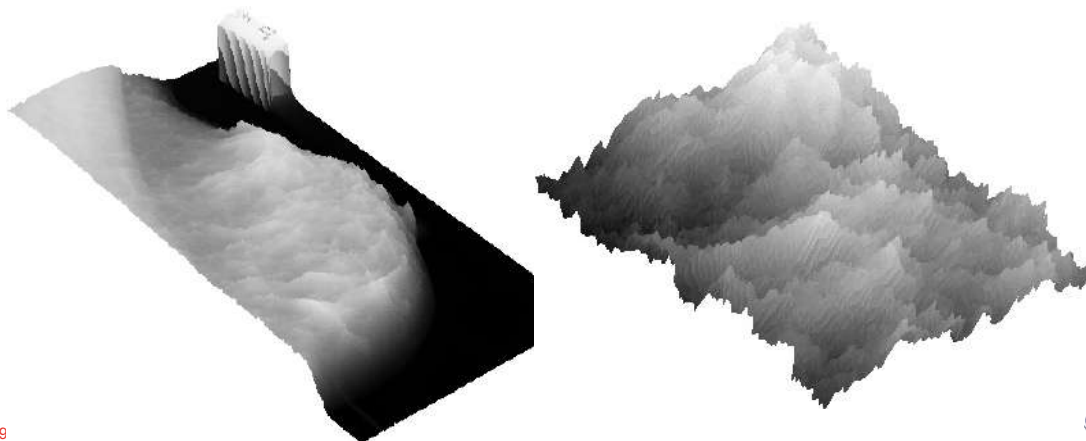
- Texture is a feature used to partition images into regions of interest and to classify those regions.
- Texture provides information in the spatial arrangement of colours or intensities in an image.
- Texture is characterized by the spatial distribution of intensity levels in a neighborhood.

108

108

What is Texture?

- Texture is a repeating pattern of local variations in image intensity:
 - Texture cannot be defined for a single pixel



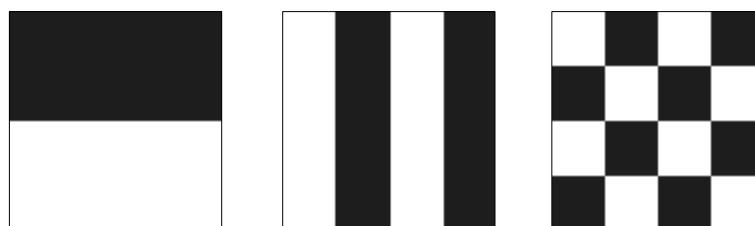
109

S SORBONNE
UNIVERSITÉ

109

What is Texture?

- For example, an image has a 50% black and 50% white distribution of pixels.



- Three different images with the same intensity distribution, but with different textures.

110

S SORBONNE
UNIVERSITÉ

11

110

Texture

- Texture consists of texture *primitives* or *texture elements*, sometimes called **texels**.
 - Texture can be described as fine, coarse, grained, smooth, etc.
 - Such features are found in the *tone* and *structure* of a texture.
 - Tone is based on pixel intensity properties in the texel, whilst structure represents the spatial relationship between texels.

111



111

Texture

- If texels are small and tonal differences between texels are large a **fine** texture results.
- If texels are large and consist of several pixels, a **coarse** texture results.

112



112

Texture Analysis

- There are two primary issues in texture analysis:
 - texture classification
 - texture segmentation
- **Texture segmentation** is concerned with automatically determining the boundaries between various texture regions in an image.

• Reed, T.R. and J.M.H. Dubuf, *CVGIP: Image Understanding*, **57**: pp. 359-372. 1993.

113



113

Texture Classification

- **Texture classification** is concerned with identifying a given textured region from a given set of texture classes.
 - Each of these regions has unique texture characteristics.
 - Statistical methods are extensively used.
e.g. GLCM, contrast, entropy, homogeneity

* GLCM = Gray-Level Co-occurrence Matrix

114



114

Defining Texture

- There are three approaches to defining exactly what texture is:
 - **Structural:** texture is a set of primitive texels in some regular or repeated relationship.
 - **Statistical:** texture is a quantitative measure of the arrangement of intensities in a region. This set of measurements is called a *feature vector*.
 - **Modelling:** texture modelling techniques involve constructing models to specify textures.

115

115

Defining Texture

- Statistical methods are particularly useful when the texture primitives are small, resulting in **microtextures**.



- When the size of the texture primitive is large, first determine the shape and properties of the basic primitive and the rules which govern the placement of these primitives, forming **macrotextures**.



116

116

Attributs de texture

Description visuelle d'une texture

- Agencement spatial, plus ou moins régulier, d'éléments qui constituent un ensemble
- Informations visuelles permettant une description qualitative à l'aide d'adjectifs tels que contrastée, grossière, fine, lisse, tachetée, zébrée, granuleuse, marbrée, régulière ou irrégulière...
- Assez aisée pour l'homme
- Un grand nombre de définition mais pas de définition universelle
- Difficile à définir (diversité, complexité)

117



117

Attributs de texture

Quelques propriétés...

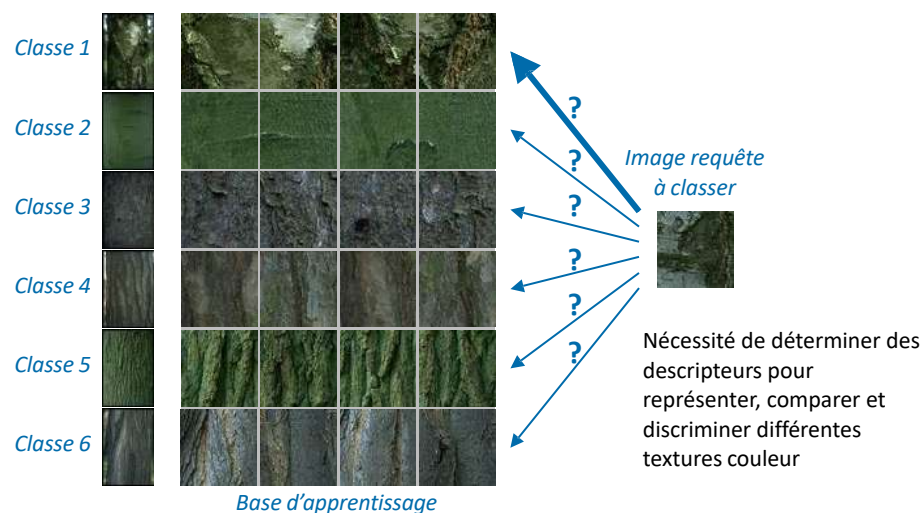
- Propriété de région
 - ♦ Nécessité d'un voisinage spatial (image, fenêtre, région, voisinage direct)
 - ♦ La taille de ce voisinage dépend du type de texture ou de la surface occupée par le motif définissant cette dernière
- Résolution
 - ♦ Nombre de pixels par unité de longueur
 - ♦ Une résolution spatiale faible permet de mettre en valeur les traits grossiers
 - ♦ Une résolution spatiale plus importante fait apparaître les détails
- Répétition, périodicité
 - ♦ Une image ou une région est considérée comme texturée si elle présente un nombre suffisant de motifs la définissant
- Texture couleur : Arrangement spatial des couleurs

118



118

La classification de textures



119

228



119

Attributs / Descripteurs de texture

- Attributs géométriques
 - [Zheng 2007]
- Attributs basés sur la modélisation spatiale des textures
 - [Permuter 2006, Qazi 2009]
 - Champs de Markov, modèles autorégressifs multispectraux
- Attributs spatio-fréquentiels
 - [Hiremath 2006, Sengur 2008]
 - Filtres de Gabor, ondelettes
- **Attributs statistiques**
 - [Arvis 2004, Muselet 2005]
 - Matrices de cooccurrences chromatiques

120

229



120

Attributs de texture

• Attributs statistiques

- Objectif : formaliser les relations entre les pixels et leur voisins et définir la texture en terme de variation de couleur



▪ Principaux descripteurs statistiques

- ♦ Attributs statistiques du **premier ordre**
 - Les statistiques d'image
 - Les histogrammes d'image
- ♦ Attributs statistiques du **second ordre**
 - Matrices de cooccurrences chromatiques
 - Motifs binaires locaux couleur
 - Histogrammes des sommes et des différences
 - Indices d'Haralick
- ♦ Attributs statistiques **d'ordre supérieur**
 - Matrices de longueurs de plages

✓ Autres attributs :

- ✓ **Caractéristiques de Laws** : caractérisent les bords, les vagues, les ondulations.
- ✓ **Filtres de Gabor** : Réponses des filtres multi-échelles et multi-orientations

122

122

Attributs de texture

Attributs statistiques du **premier ordre**

▪ Statistique d'image

- ♦ Moyenne
- ♦ Variance
- ♦ Dissymétrie (Skewness)
- ♦ Aplatissement (Kurtosis)
- ♦ Entropie
- ♦ ...

▪ Statistique d'histogramme

- ♦ Médiane
- ♦ Mode
- ♦ Intervalle interquartile
- ♦ ...

123

123

Attributs de texture

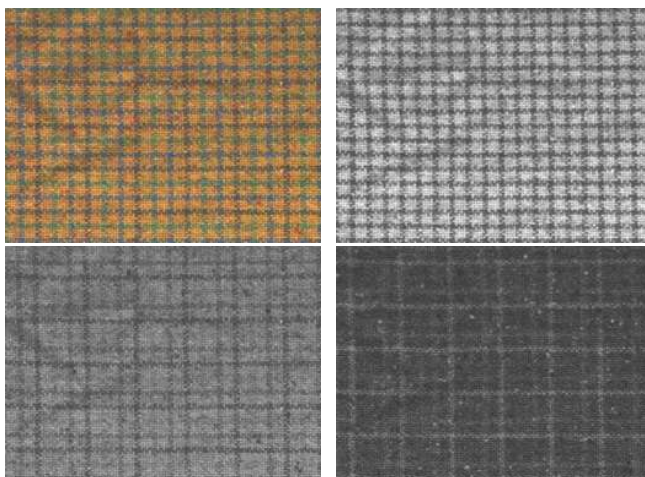
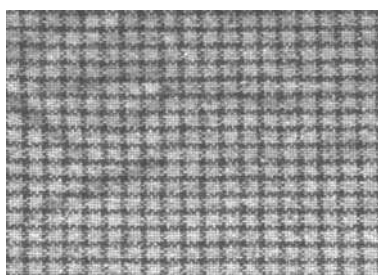


Image couleur et images des composantes R, G et B
[image OuTex 746x538]

124

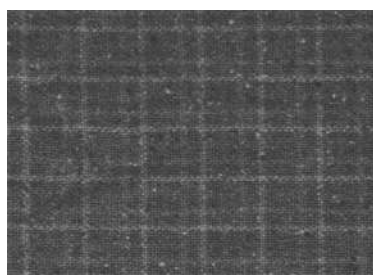
124

Attributs de texture



Composante R

- Moyenne = 74.8278
- Variance = 25.0964
- Entropie = 6.5275
 - Médiane = 73
 - Mode = 45



Composante B

- Moyenne = 37.5990
- Variance = 7.3674
- Entropie = 4.7923
 - Médiane = 36
 - Mode = 34

125

125

Attributs de texture

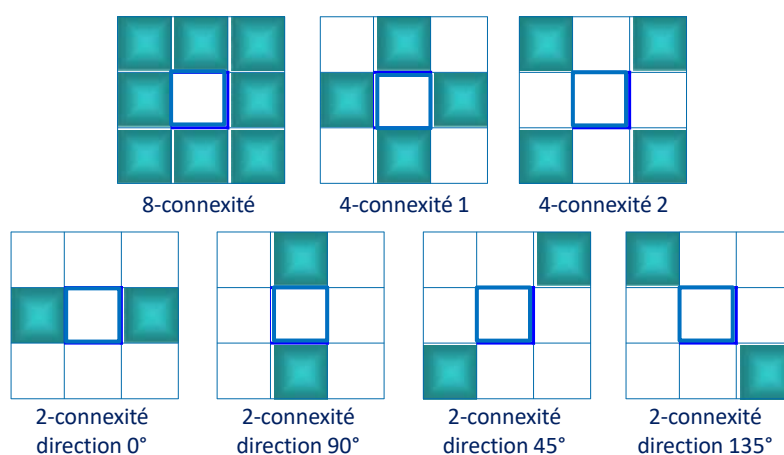
- Attributs statistiques du **second ordre**
 - Matrices de cooccurrences chromatiques
 - ♦ Chaque image couleur (représentée dans l'espace $(C1, C2, C3)$) est caractérisée par 6 matrices :
 - 3 Matrices intra-composante : M^{C1C1} , M^{C2C2} , M^{C3C3}
 - 3 Matrices inter-composante : M^{C1C2} , M^{C1C3} , M^{C2C3}
 - ♦ Ces matrices mesurent les interactions spatiales entre les composantes couleurs des pixels dans un voisinage donné défini par :
 - Une direction d'orientation ϑ
 - Une distance d

126



126

Attributs de texture

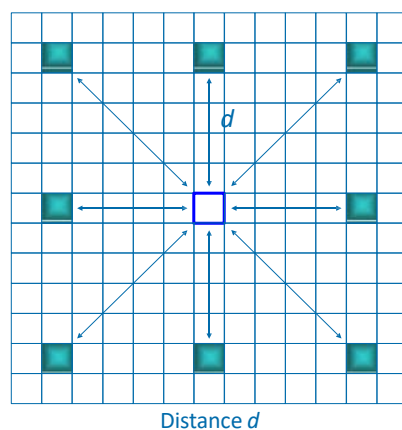


127



127

Attributs de texture



128

128

Attributs de texture

2	2	3	1
0	1	2	0
0	0	1	0
2	0	3	0
2	1	2	1
2	2	1	3
0	0	0	2
3	0	0	3

Image couleur représentée
dans l'espace (c_1, c_2, c_3)

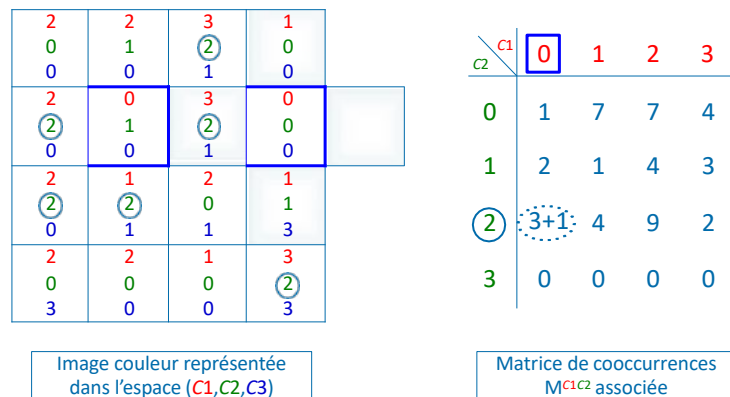
$c_2 \backslash c_1$	0	1	2	3
0	0			
1				
2	3			
3				

Matrice de cooccurrences
 $M^{c_1 c_2}$ associée

129

129

Attributs de texture



130

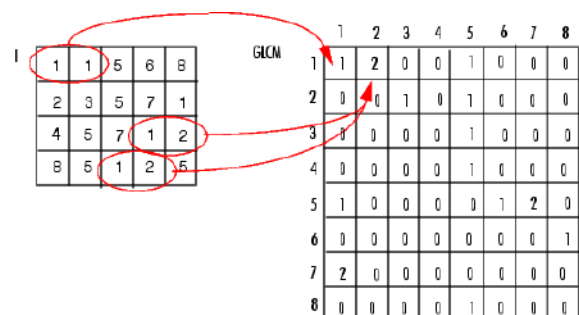
130

Haralick Features (1979)

- Based on co-occurrence matrix (GLCM)
- Element C_{ij} represents, for a fixed distance and direction, the probability to have two pixels in the image at that distance, with grey level Z_i and Z_j , respectively.
- Haralick features extracted from C_{ij} /(number of pairs)

Contrast	$m = \sum_i \sum_j (i - j)^2 C_{i,j}$
Energy	$\sum_i \sum_j C_{i,j}^2$
Entropy	$-\sum_i \sum_j C_{i,j} \log C_{i,j}$
Correlation	$\frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_i)(j - \mu_j) C_{i,j}}{\sigma_i \sigma_j}$

131



Haralick, R.M., K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural features for image classification". IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics: pp. 610-621. 1973.



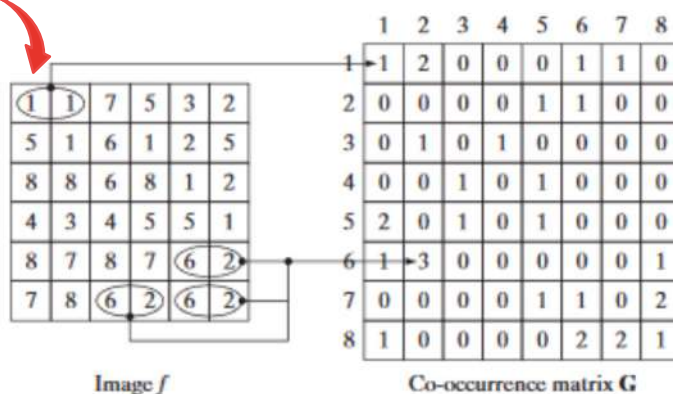
Robert Haralick

131

La base de ces caractéristiques est la **matrice de cooccurrence des niveaux de gris** (G). Cette matrice est carrée et de dimension N_g , où N_g est le nombre de niveaux de gris de l'image. L'élément $[i,j]$ de la matrice est généré en comptant le nombre de fois qu'un pixel de valeur i est adjacent à un pixel de valeur j , puis en divisant la matrice entière par le nombre total de ces comparaisons effectuées. Chaque entrée est donc considérée comme la probabilité qu'un pixel de valeur i soit trouvé adjacent à un pixel de valeur j .

$$G = \begin{bmatrix} p(1,1) & p(1,2) & \dots & p(1,N_g) \\ p(2,1) & p(2,2) & \dots & p(2,N_g) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p(N_g,1) & p(N_g,2) & \dots & p(N_g,N_g) \end{bmatrix}$$

Quatre directions de contiguïté sont définies pour le calcul des caractéristiques de texture de Haralick. Les statistiques de Haralick sont calculées pour les matrices de cooccurrence générées en utilisant chacune de ces directions d'adjacence.



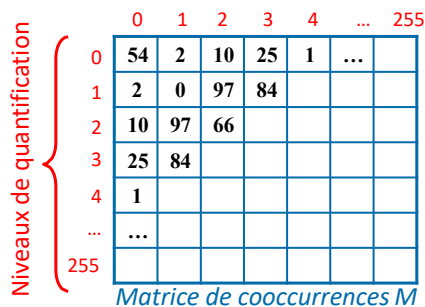
NB : 6 puis 2 apparaissent 3 fois dans l'image f , par conséquent dans la matrice de co-occurrence G le pixel à l'ordonnée 6 et à l'abscisse 2 aura pour valeur 3. A contrario 1 puis 1 apparaît une seule fois.

132

132

Indices d'Haralick

Attributs d'Haralick extraits des matrices de cooccurrences



f_1 : énergie (second moment angulaire)

$$f_1 = \sum \sum [M(i,j)]^2$$

f_2 : contraste

f_3 : corrélation

f_4 : variance

f_5 : homogénéité

... f_{14}

134

134

Indices d'Haralick

- matrice de cooccurrence

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} p(1,1) & p(1,2) & \cdots & p(1, N_g) \\ p(2,1) & p(2,2) & \cdots & p(2, N_g) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p(N_g, 1) & p(N_g, 2) & \cdots & p(N_g, N_g) \end{bmatrix}$$

- 14 indices statistiques extraits de la matrice de cooccurrence

Haralick, R.M., K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural features for image classification". IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics: pp. 610-621. 1973.

Angular Second Moment	$\sum_i \sum_j p(i,j)^2$
Contrast	$\sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) \}, i-j =n$
Correlation	$\frac{\sum_i \sum_j (i-j)p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$ where μ_x , μ_y , σ_x , and σ_y are the means and std. deviation of p_x and p_y , the partial probability density function
Sum of Squares: Variance	$\sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i,j)$
Inverse Difference Moment	$\sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i-j)^2} p(i,j)$
Sum Average	$\sum_{i=1}^{2N_g} i p_{x+y}(i)$ where x and y are the coordinates (row and column) of an entry in the co-occurrence matrix and $p_{x+y}(i)$ is the probability of co-occurrence matrix coordinates summing to $x+y$
Sum Variance	$\sum_{i=1}^{2N_g} (i - f_s)^2 p_{x+y}(i)$
Sum Entropy	$-\sum_{i=1}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log\{p_{x+y}(i)\} = f_s$
Entropy	$-\sum_i \sum_j p(i,j) \log\{p(i,j)\}$
Difference Variance	$\sum_{i=0}^{N_g-1} i^2 p_{x-y}(i)$
Difference Entropy	$-\sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \log\{p_{x-y}(i)\}$
Info. Measure of Correlation 1	$\frac{HXY - HXY1}{\max\{HX, HY\}}$
Info. Measure of Correlation 2	$(1 - \exp[-2(HXY2 - HXY)])^{\frac{1}{2}}$ where $HXY = -\sum_i \sum_j p(i,j) \log\{p(i,j)\}$, HX , HY are the entropies of p_x and p_y , $HXY1 = -\sum_i \sum_j p(i,j) \log\{p_x(i)p_y(j)\}$, $HXY2 = -\sum_i \sum_j p_x(i)p_y(j) \log\{p_x(i)p_y(j)\}$
Max. Correlation Coeff.	Square root of the second largest eigenvalue of \mathbf{C} where $\mathbf{Q}(i,j) = \sum_k p(i,k)p(k,j)$

135

Attributs de texture

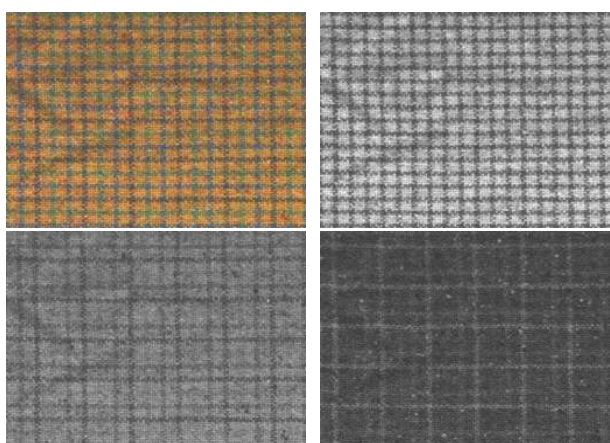
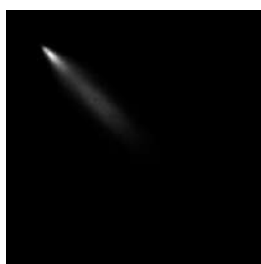


Image couleur et images des composantes R, G et B [image OuTex 746x538]

136

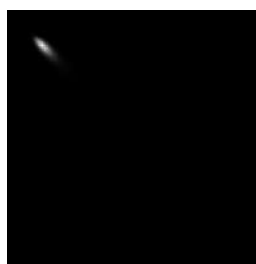
136

Attributs de texture



Matrice de cooccurrences M^{RR}
(4-connexité 1, $d=1$)

- Contraste = 87.0194
- Corrélacion = 0.9309
- Energie = 0.00050370
- Homogénéité = 0.2365



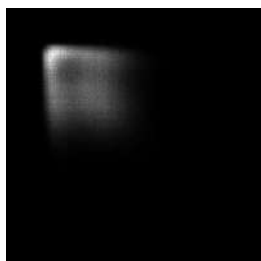
Matrice de cooccurrences M^{BB}
(4-connexité 1, $d=1$)

- Contraste = 19.4845
- Corrélacion = 0.8202
- Energie = 0.0034
- Homogénéité = 0.3445

137

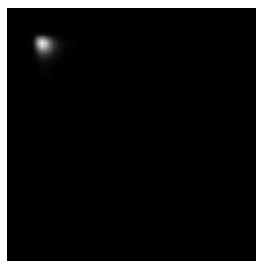
137

Attributs de texture



Matrice de cooccurrences M^{RR}
(4-connexité 1, $d=20$)

- Contraste = 1068.5
- Corrélacion = 0.1502
- Energie = 0.00014986
- Homogénéité = 0.0908



Matrice de cooccurrences M^{BB}
(4-connexité 1, $d=20$)

- Contraste = 91.9281
- Corrélacion = 0.1439
- Energie = 0.0020
- Homogénéité = 0.2258

138

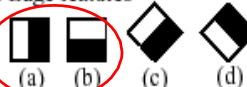
138

Haar-like Features (2001)

- Each Haar-like variable involves 2 or 3 interconnected black and white rectangles (masks or templates).
- Values of each feature are obtained by sliding masks on the image and calculating:

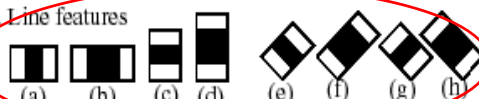
$$f = \sum_{\text{black rectangle}} (\text{grey level image pixel}) - \sum_{\text{white rectangle}} (\text{grey level image pixel})$$

1. Edge features



used templates

2. Line features



3. Center-surround features



Alfred Haar



139

139

Haar-like Features (2001)

- Some Haar-Features: the first two are “**edge features**”, used to detect edges. The third is a “**line feature**”, while the fourth is a “**four rectangle feature**”, most likely used to detect a slanted line.

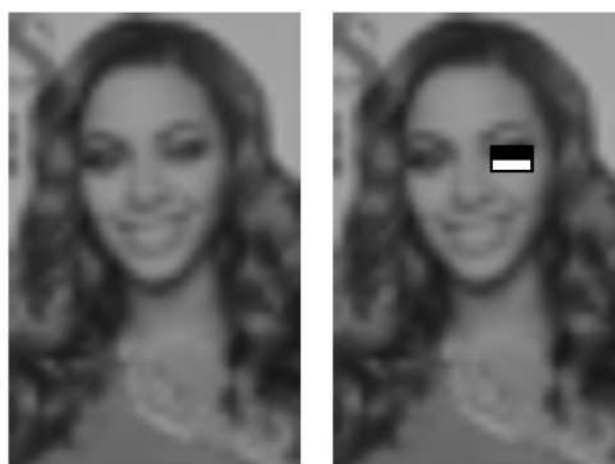


- Numerically, they might look something like this:

-1	-1	5	5	5	-1	5	-1	5	-1	-1
-1	-1	5	-1	-1	-1	5	-1	-1	5	-1
-1	-1	5	-1	-1	-1	-1	5	-1	-1	5

140

Haar-features can be used to detect facial landmarks, such as the shadow of an eye



140

Statistical Features

For each pixel, the following features are calculated in a centered window:

- Gradients (horizontal, vertical, main diagonal, secondary diagonal)
- Mean, standard deviation, skewness, kurtosis, entropy, range

Moreover, the pixel value is considered as a Statistical Feature too

141



141

Type	Parameters			Features	Max. Num.
Haar-like	Name	Template	Values	Difference between “black” and “white” rectangles	158
	Black rectangle dimensions		from 2x2 to 24x24		
	Black rectangle dimensions		from 2x4 to 12x24		
	Number of black rectangles		1-2		
	Black rectangle dimensions		from 1 to 24		
Haralick	$ \vec{d} = 1, 2, 3, 4$ directions = 0°, 45°, 90°, 135° windows = 5x5 – 7x7 – 9x9			Contrast, Energy, Entropy, Correlation	192
Statistical	windows = 3x3 – 5x5 – 7x7 – 9x9			Gradients (vertical, horizontal, diagonal) Mean – Std Skewness - Kurtosis Entropy – Range	41
	windows = 1x1			Pixel Value	

142

Attributs de texture

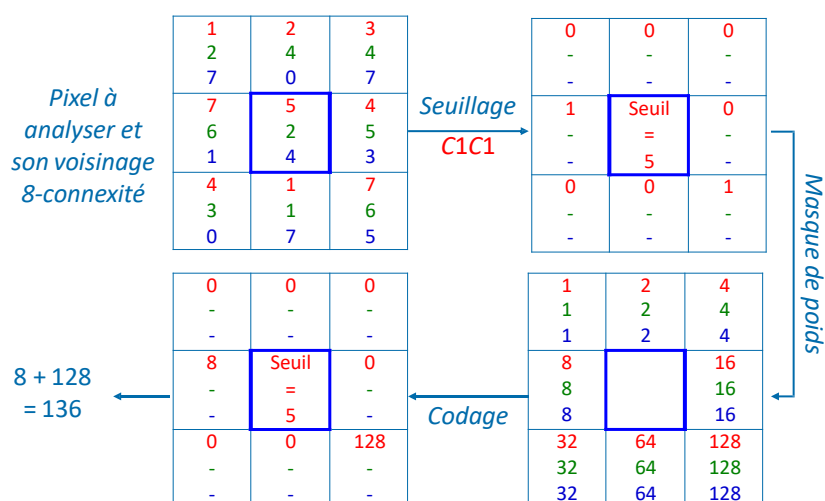
Motifs binaires locaux (LBP)

- ◆ Un motif local à chaque pixel est déterminé par comparaison entre les composantes couleur de ce pixel et celles de ses voisins
- ◆ Chaque motif est codé par une valeur
- ◆ Les attributs de textures sont les histogrammes des valeurs ainsi codées
- ◆ 9 motifs locaux binaires par pixel :
 - 3 motifs locaux intra-composantes
 - 6 motifs locaux inter-composantes

143

143

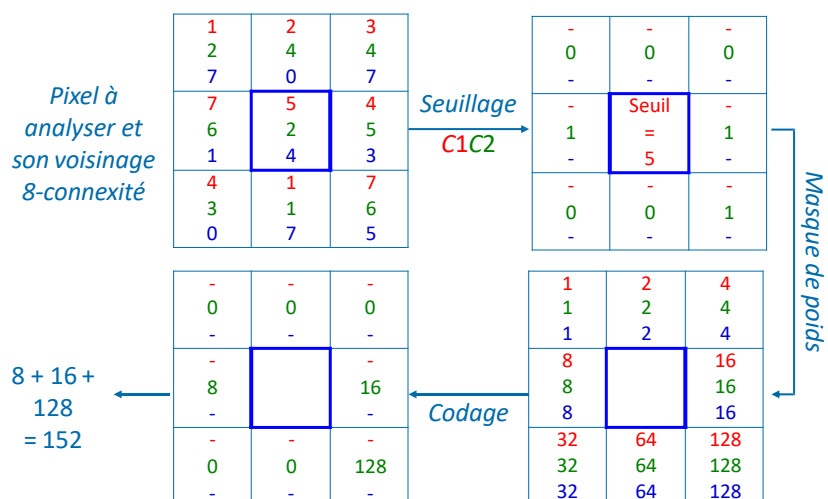
Attributs de texture



144

144

Attributs de texture

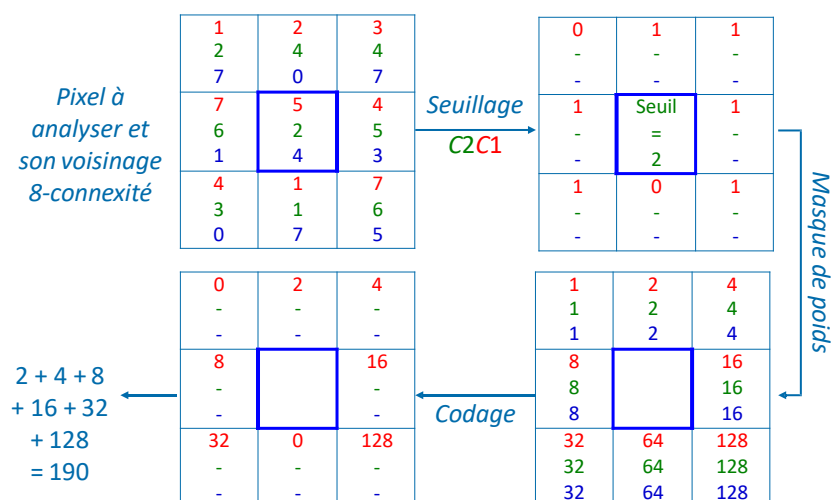


145



145

Attributs de texture



146



146

Attributs de texture

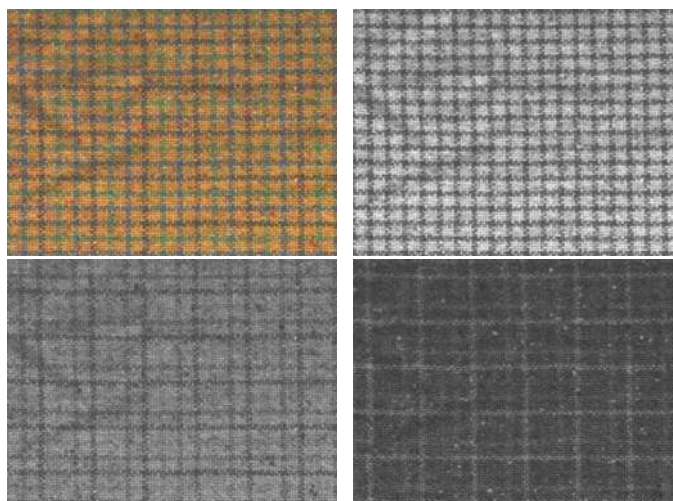


Image couleur et images des composantes R, G et B [image OuTex 746×538]

147

147

Attributs de texture

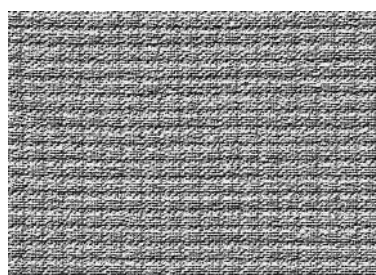


Image LBP^{RR}

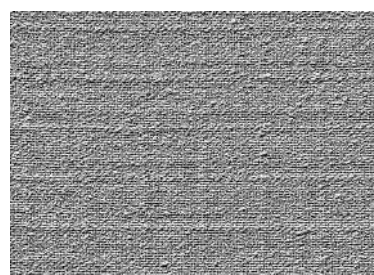
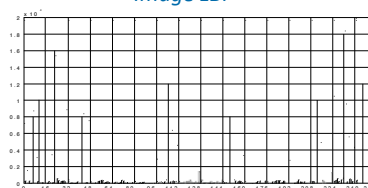
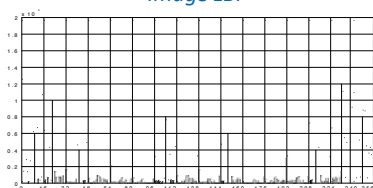


Image LBP^{BB}



148

148

Texture : filtres de Gabor

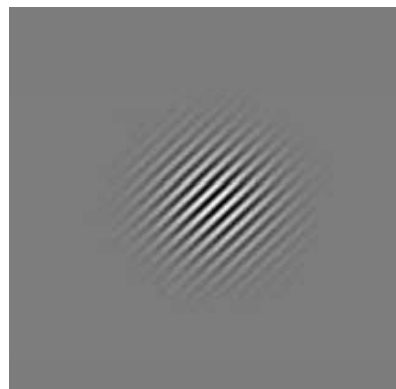
2-D Gabor Filter

$$f(x, y, \omega, \theta, \sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{\left\{ -\frac{1}{2} \left[\left(\frac{x}{\sigma_x} \right)^2 + \left(\frac{y}{\sigma_y} \right)^2 \right] + j\omega(x \cos \theta + y \sin \theta) \right\}}$$

σ spatial spread
 ω frequency
 θ orientation



A typical Gaussian filter with $\sigma=30$



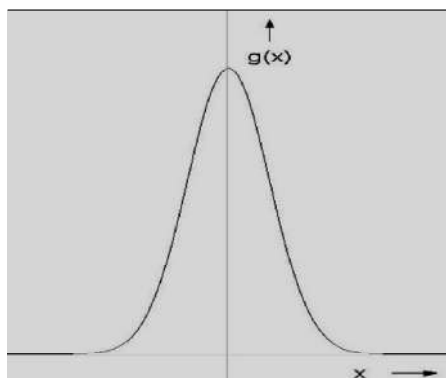
A typical Gabor filter with $\sigma=30$, $\omega=3.14$ and $\theta=45^\circ$

1D - Gabor filter

1D - Gabor filter

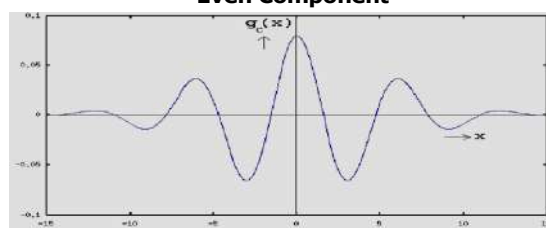
1D - Gaussian filter

$$g(x, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{\left\{ -\frac{x^2}{2\sigma^2} \right\}}$$

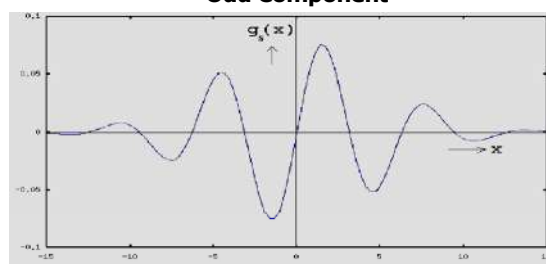


$$f(x, \omega, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{\left\{ -\frac{x^2}{2\sigma^2} + j\omega x \right\}}$$

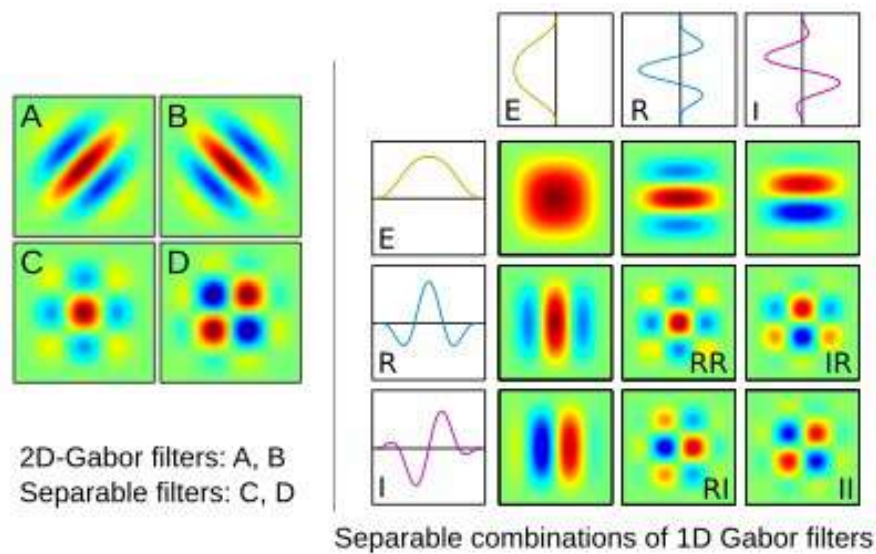
Even Component



Odd Component



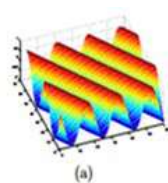
1D-Gabor filter



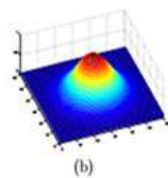
151

151

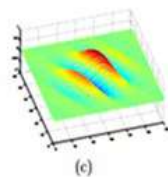
2D – Gabor filter



A Sinusoid oriented 30° with X-axis



A 2-D Gaussian

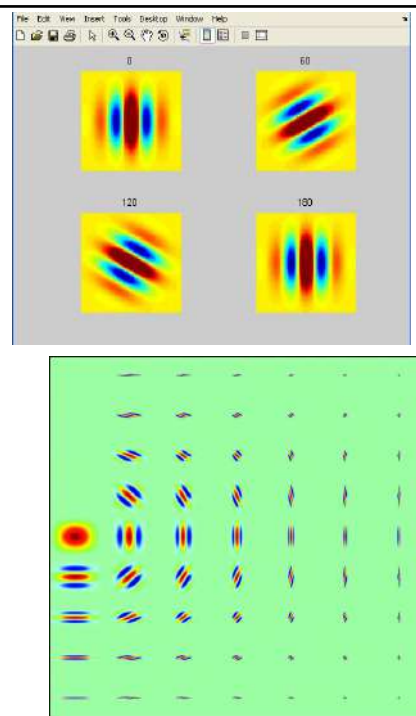
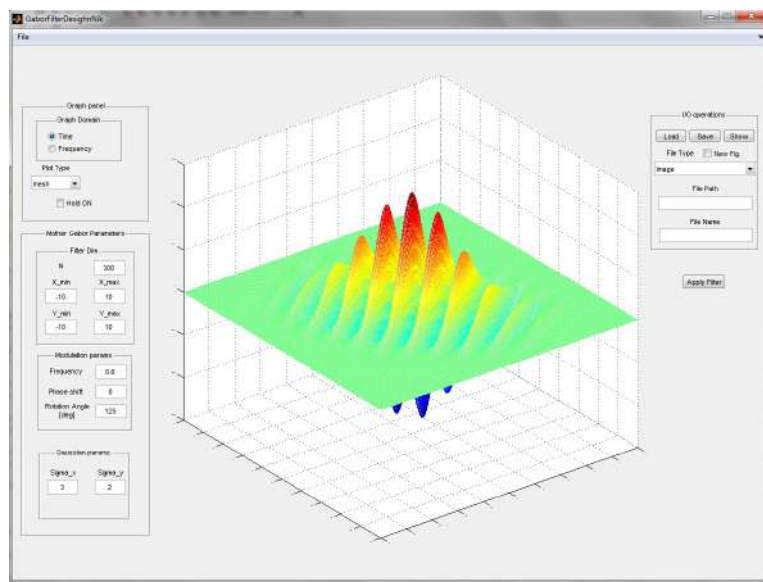


The corresponding 2-D Gabor filter

152

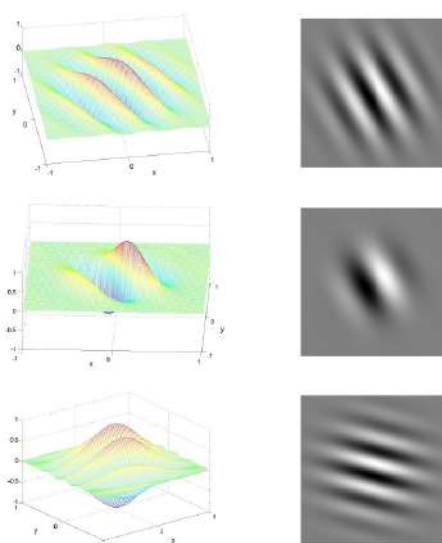
152

2D – Gabor filter



153

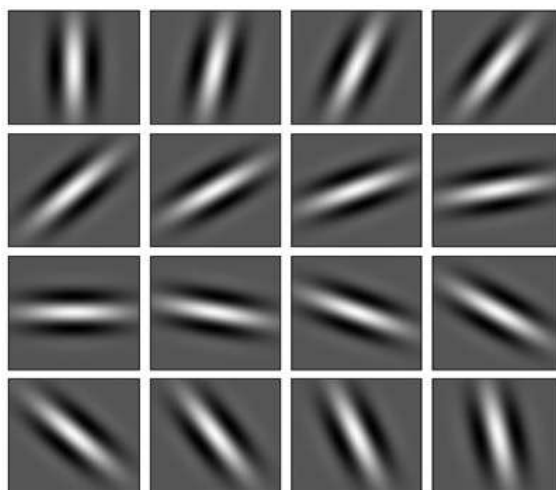
2D – Gabor filter



154

154

Gabor filter bank



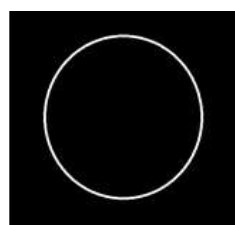
Bank of 16 Gabor filter oriented at an angle of 11.25° (i.e. if the first filter is at 0° , then the second will be at 11.25° , the third will be at 22.5° , and so on.)

155

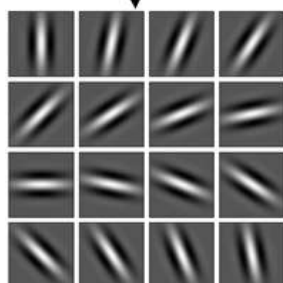


155

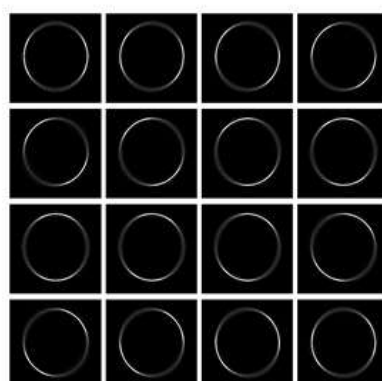
Gabor filter bank



Input Image of
a circle



A bank of 16 Gabor Filters



The output circle as seen when pass
through individual Gabor filter

The corresponding oriented
edge features being
detected when passed
through individual oriented
Gabor filters



156

Gabor filter bank



a



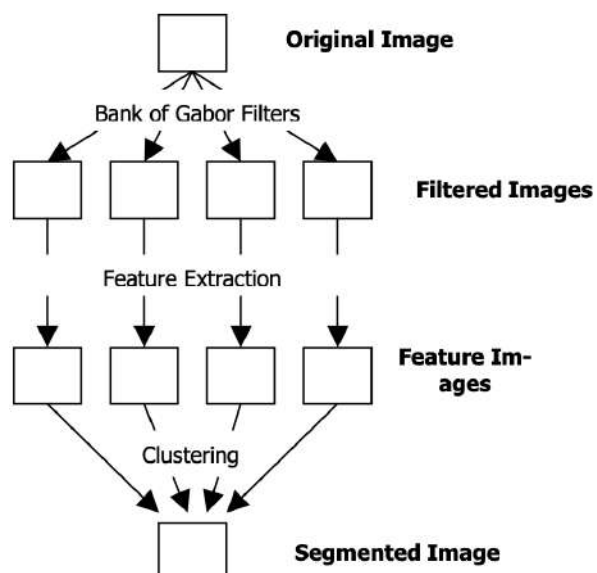
b

(a) The input image of an Elephant and (b) the output image after passing it through the Gabor filter bank

157

157

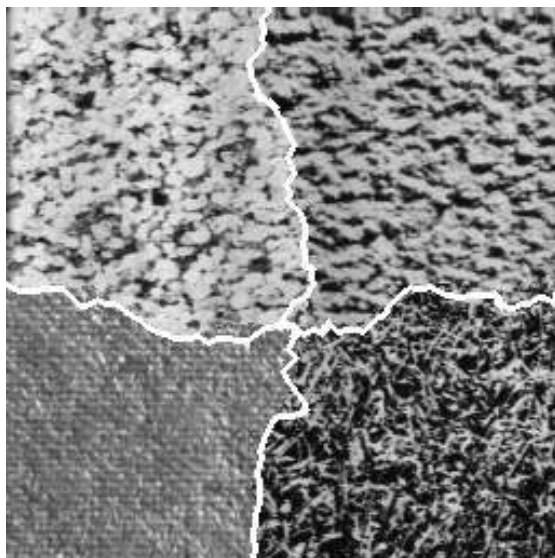
Segmentation des textures par filtres de Gabor



158

158

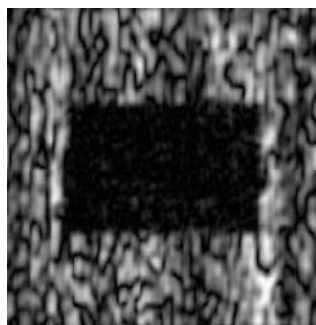
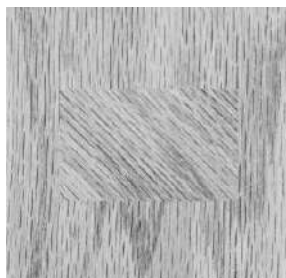
Segmentation basée sur la texture



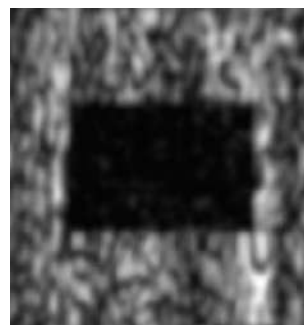
159

159

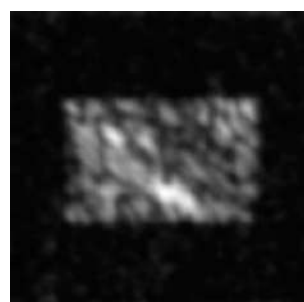
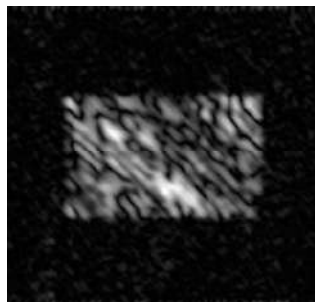
Texture Image



Magnitude of the Gabor Responses

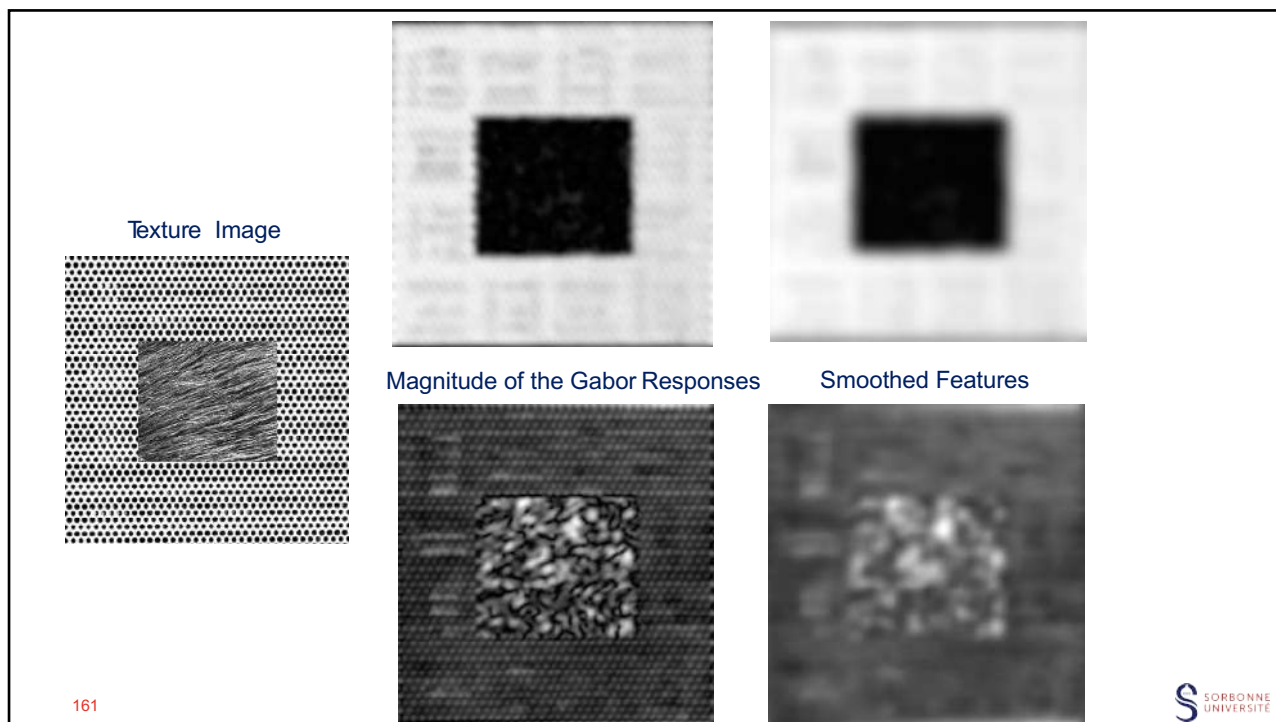


Smoothed Features

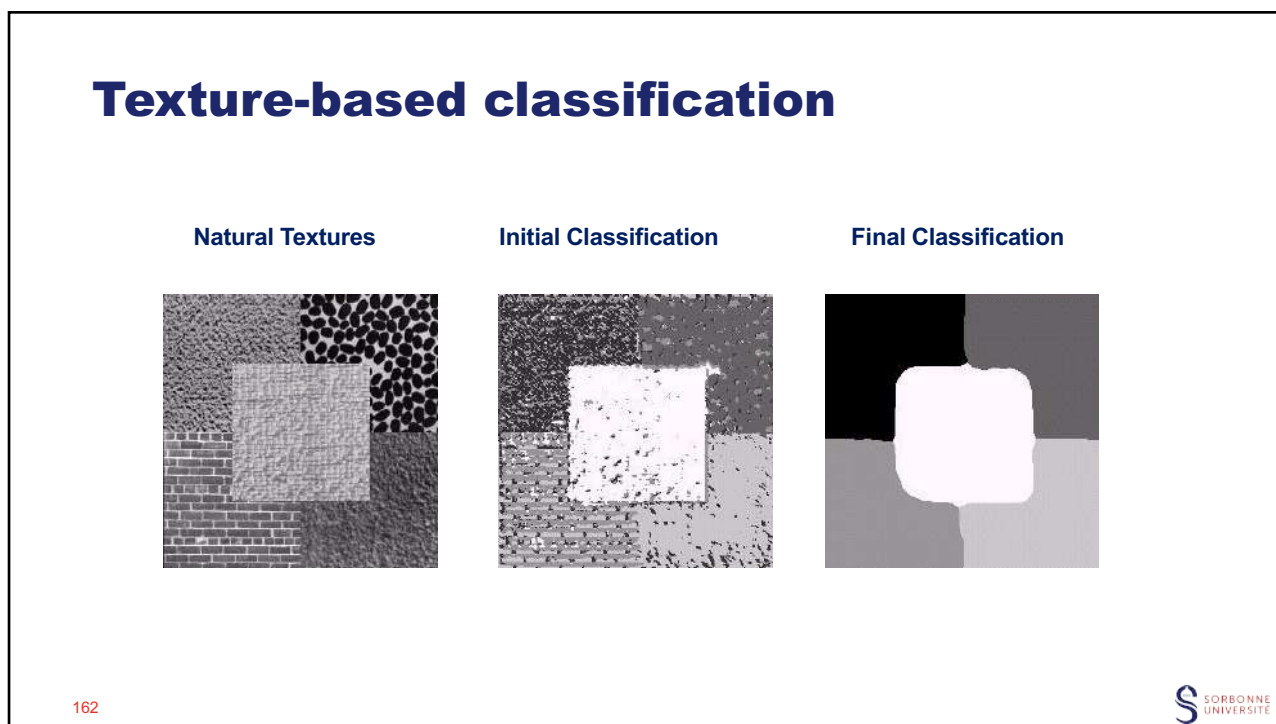


160

160



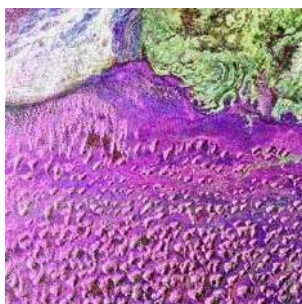
161



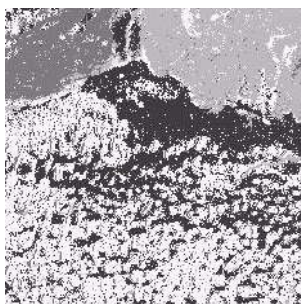
162

Lost City of Ubar (Oman) ...

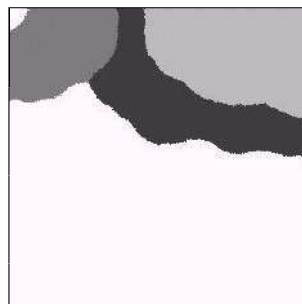
SIR-C/X-SAR image
of Lost City of Ubar



Classification using
multispectral information



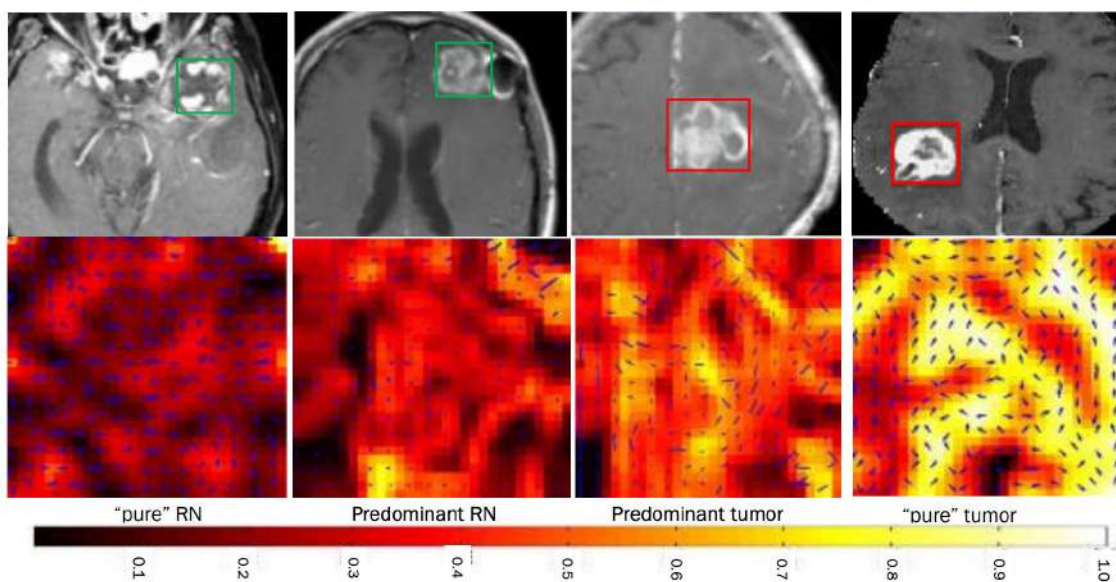
Classification using
multispectral and textural
information



163

163

Quantifying grades of cerebral radiation necrosis vs. Tumor



Prasanna et al. ISMRM, SNO (2015)

164