

# Chapitre 4



Description de régions d'intérêt  
dans les séquences vidéo:  
Descripteurs avancés

# Plan du chapitre

---

- Description de régions d'intérêt
  - Approche globale vs approche locale
  - Descripteurs de formes géométriques
    - Approches ascendantes
    - Approches descendantes
  - Descripteurs locaux
    - Non-binaire
    - Binaire

# Description de régions d'intérêt

---

- Approche globale vs approche locale
  - Il existe deux approches à la description d'une région d'intérêt : 1) Globale
    - ▣ Descripteurs de formes géométriques : Très populaire dans les années 90. Dans cette approche, une région est décrite sous forme d'une primitive géométrique : rectangle, cube, triangle, etc. Cette méthode très adaptée à la reconnaissance d'objets permet de décrire un objet par des composantes qui ont un sens sémantique pour l'humain. De plus, ce type de descripteurs permet la reconstruction de la région.

# Description de régions d'intérêt

---

- Approche globale vs approche locale
  - Il existe deux approches à la description d'une région d'intérêt : 2) locale
    - ▣ Descripteurs locaux : Cette approche est celle qui est la plus utilisée présentement. Une région est décrite par un ensemble de mesures sur celle-ci. La description résultante n'a aucun sens pour l'humain, et elle ne permet pas la reconstruction de la région. Par contre, elle est moins sensible aux imperfections dans l'extraction des régions d'intérêt.

---

## □ Approches globales

# Approche globale

---

- La plupart des travaux de description d'objets en vision artificielle sont inspirés de travaux en psychologie cognitive.
- Les chercheurs en psychologie cognitive essayent de comprendre le fonctionnement du système visuel humain par le biais d'une variété d'expériences où différents stimuli visuels sont présentés à des sujets humains.

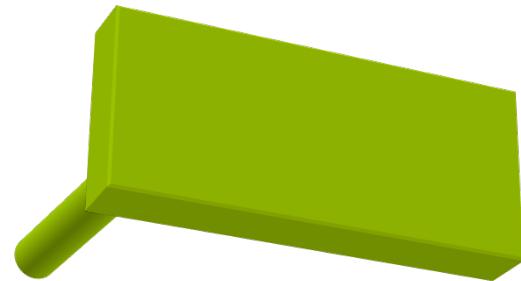
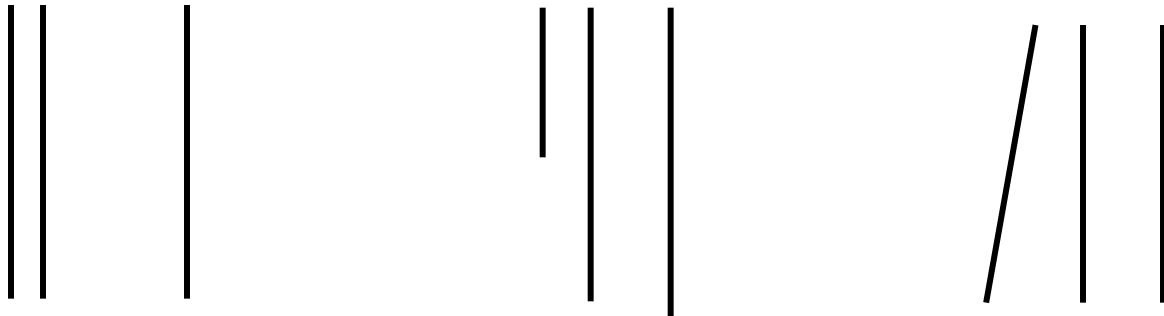
# Psychologie cognitive

---

- Le but est essentiellement de comprendre les mécanismes de la perception visuelle en étudiant les réponses données par les humains à des stimuli qui leur sont présentés.
- Il n'y a pas d'accord unanime sur le sujet, mais deux théories sont plus plausibles.

# Psychologie cognitive

---



# Approche globale

---

- Les deux théories
  - Théorie indépendante du point de vue
    - Modèles structurels volumétriques
  - Théorie dépendante du point de vue
    - Modèles par vue structurels ou non (peu donc inclure les descripteurs locaux).

# Théorie indépendante du point de vue

---

- La théorie indépendante du point de vue consiste à modéliser les objets à l'aide d'une description structurelle.
- D'après cette théorie, les objets seraient représentés dans notre système visuel par des agencements de solides volumétriques. Peu importe le point de vue, un objet est toujours décrit de la même façon.
- La description structurelle est obtenue à l'aide de propriétés non-accidentielles, comme le parallélisme et la symétrie, qui sont indépendantes du point de vue.

# Théorie indépendante du point de vue (suite)

---

- Cette théorie a été énoncée à la suite d'expériences réalisées avec des images 2D qui ont montré que les humains différencient facilement les objets qui ne sont pas composés par les mêmes solides volumétriques.
- Les humains reconnaissent des objets qu'ils n'ont jamais vus auparavant dans n'importe quel point de vue, à partir d'une seule observation d'un point de vue arbitraire du nouvel objet.

# Théorie dépendante du point de vue

---

- Considère que la reconnaissance des objets est réalisée par l'appariement d'une vue d'un objet avec des vues de l'objet enregistrées dans le système visuel humain.
- Si une vue est absente, le système visuel fait une interpolation entre deux vues connues.
- Puisqu'un objet est représenté vue par vue, l'objet n'est pas modélisé. C'est plutôt les vues qui sont modélisées (Exemple: forme 2D de la silhouette de l'objet).

# Approche globale

- Descripteurs de formes géométriques

# Descripteurs de formes volumétriques

---

- Méthode volumétrique #1 (approche ascendante)
  - Un objet est représenté par un graphe de solides volumétriques. Les solides volumétriques choisis sont les géons (geometric ions) définis par Biederman (Théorie RBC, *Recognition by components*).
  - Un géon est un cylindre généralisé qualitatif avec les contraintes suivantes. Son axe est un arc de cercle ou un segment de droite, sa section peut être un cercle ou un carré, sa règle de balayage peut être constante, croissante, et croissante et décroissante.

# Descripteurs de formes volumétriques

---

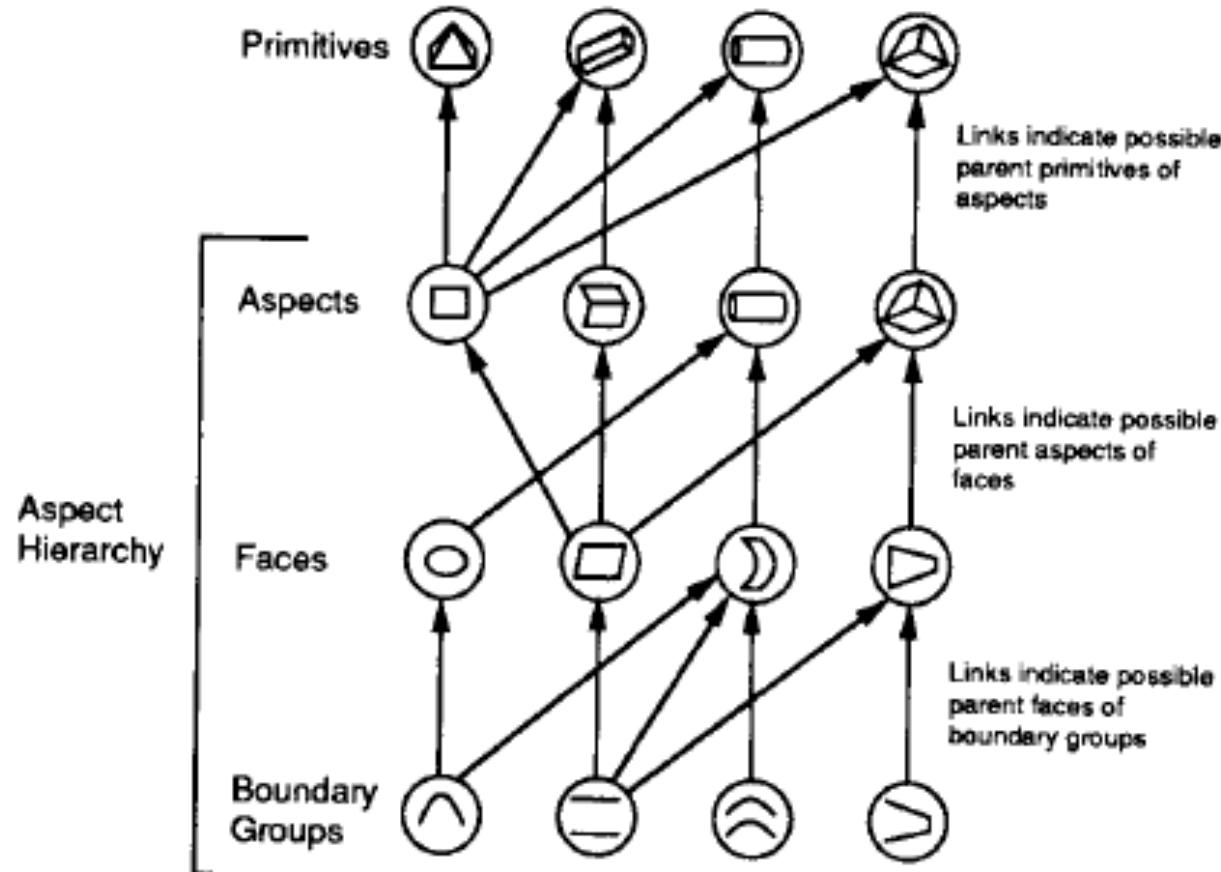
- Méthode volumétrique #1 (approche ascendante)
  - Le modèle est obtenu à partir d'une image de la façon suivante.
    - Premièrement, des arcs de cercle et des segments de droite (primitives à courbure constante ou CCPs) sont extraits de l'image.
    - Extraction d'arêtes + regroupement des arêtes par proximité. Catégorisation en arcs de cercle et segments par approximation polygonale.

# Descripteurs de formes volumétriques

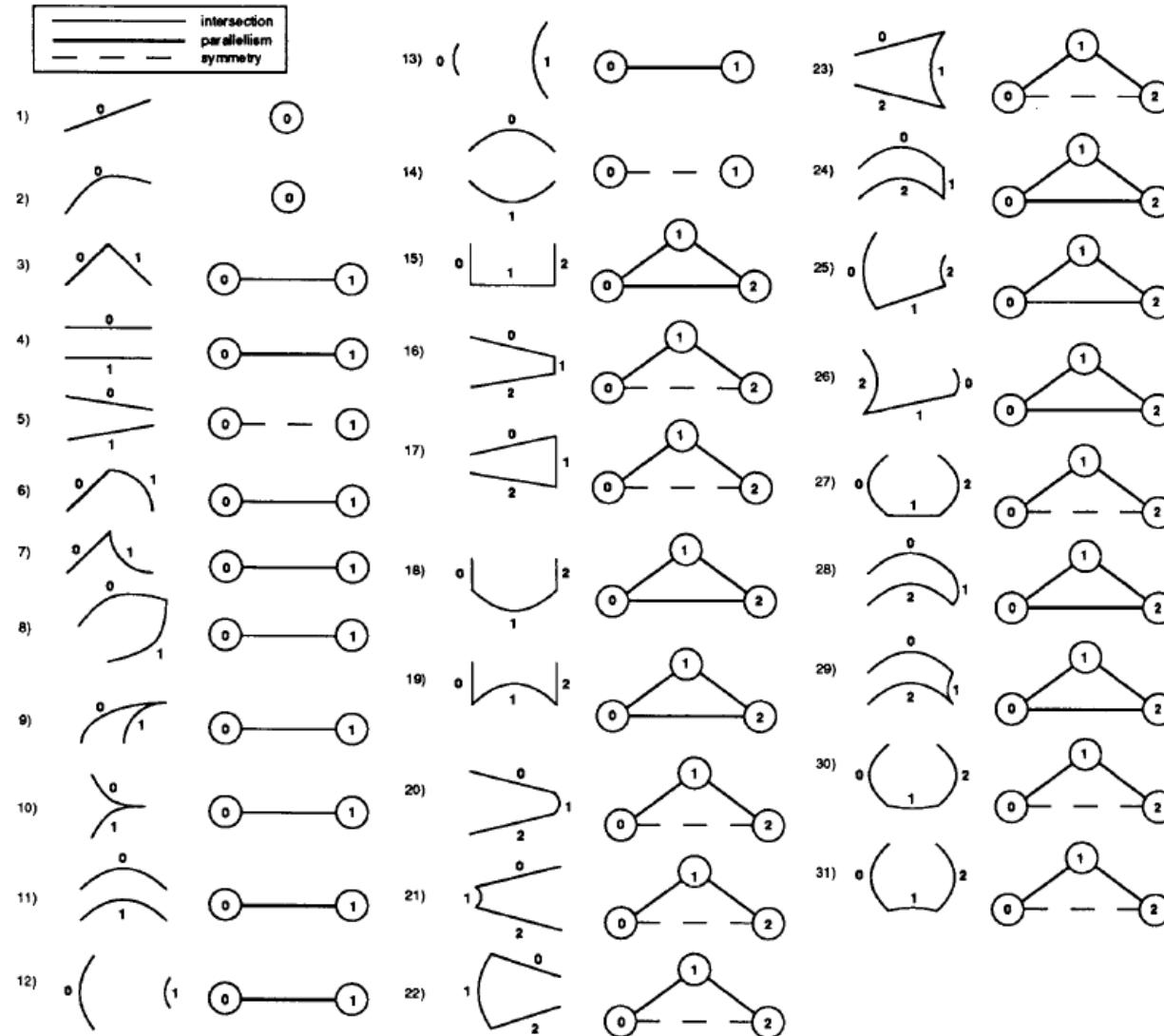
---

- Méthode volumétrique #1 (approche ascendante)
  - Les CCPs sont ensuite groupées en faces selon un catalogue de faces possibles.
  - Et ensuite les faces sont groupées en aspects selon un catalogue d'aspects possibles.
  - Les géons sont ensuite inférés des aspects. À chaque aspect correspond un géon.

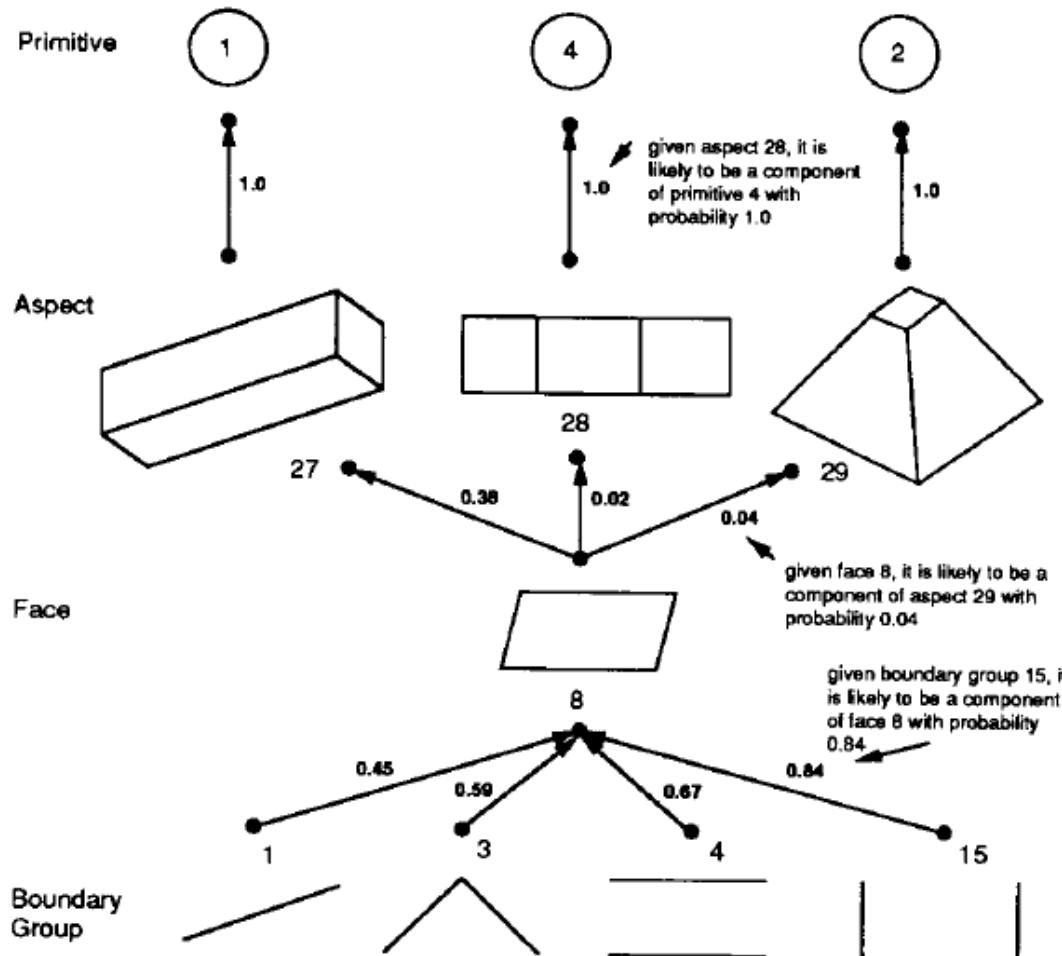
# Descripteurs de formes volumétriques



# Descripteurs de formes volumétriques



# Descripteurs de formes volumétriques



# Descripteurs de formes volumétriques

The diagram illustrates the decomposition of two 3D primitives into simpler primitives. On the left, a large truncated cone is shown, which is then subdivided into two smaller truncated cones. On the right, a cylinder is shown, which is subdivided into two smaller cylinders. Each primitive is accompanied by a text box containing its type and specific parameters.

**Truncated Cone**  
PM 0 PL 6 PP1.00 PS 2  
AM 0 AL13 AP1.00  
FN 2 FL 1 FP1.00

**Cylinder**  
PM 1 PL 5 PP0.83 PS 0  
AN 1 AL11 AP0.33  
FN 3 FL 1 FP1.00

**Cylinder**  
PM 1 PL 5 PP0.83 PS 1  
AN 1 AL11 AP0.33  
FN 1 FL10 FP1.00

**Truncated Cone**  
PM 0 PL 6 PP1.00 PS 1  
AM 0 AL13 AP1.00  
FN 0 FL13 FP1.00

**Search Status**  
Aspect Covering Number 1  
Aspect Covering Iteration 3  
Primitive Covering Number 1  
Primitive Covering Iteration 1

**Primitive Connections**  
P 0 S(0 1) , P 1 S(1 2)  
P 1 S(1 2) , P 0 S(0 1)

# Descripteurs de formes volumétriques

---

- Méthode volumétrique #2 (approche ascendante)
  - Idée similaire à méthode volumétrique #1.
  - Faces construites sans l'utilisation de patrons de faces.
  - Des faces bruitées peuvent être construites même si des CCPs sont manquantes.

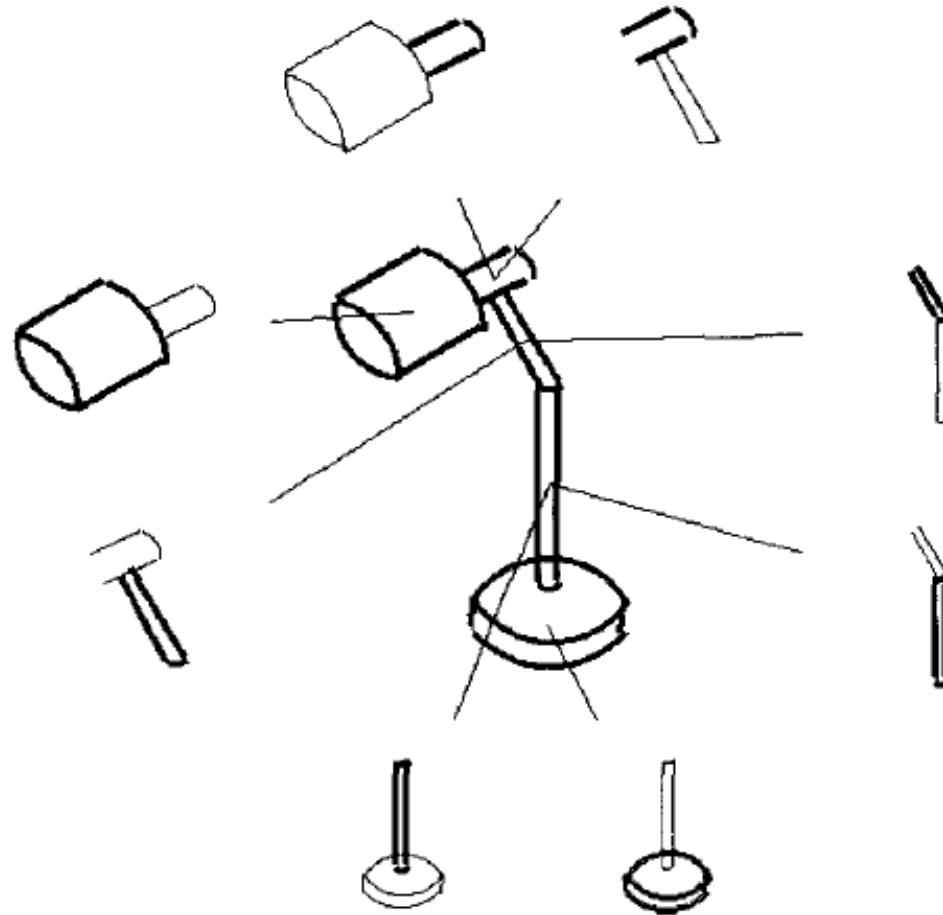
# Descripteurs de formes volumétriques

---

- Méthode volumétrique #2 (approche ascendante)
  - Plus spécifiquement, le graphe de géons est obtenu de la façon suivante:
    - Le contour de l'objet est trouvé.
    - Des caractéristiques invariantes sont extraites à partir des CCPs à l'intérieur et sur le contour. Exemple: le parallélisme, la symétrie, les jonctions, et les coins.
    - Le dessin de CCPs est ensuite coupé en parties (aspects de géons) à l'aide des caractéristiques extraites.

# Descripteurs de formes volumétriques

---

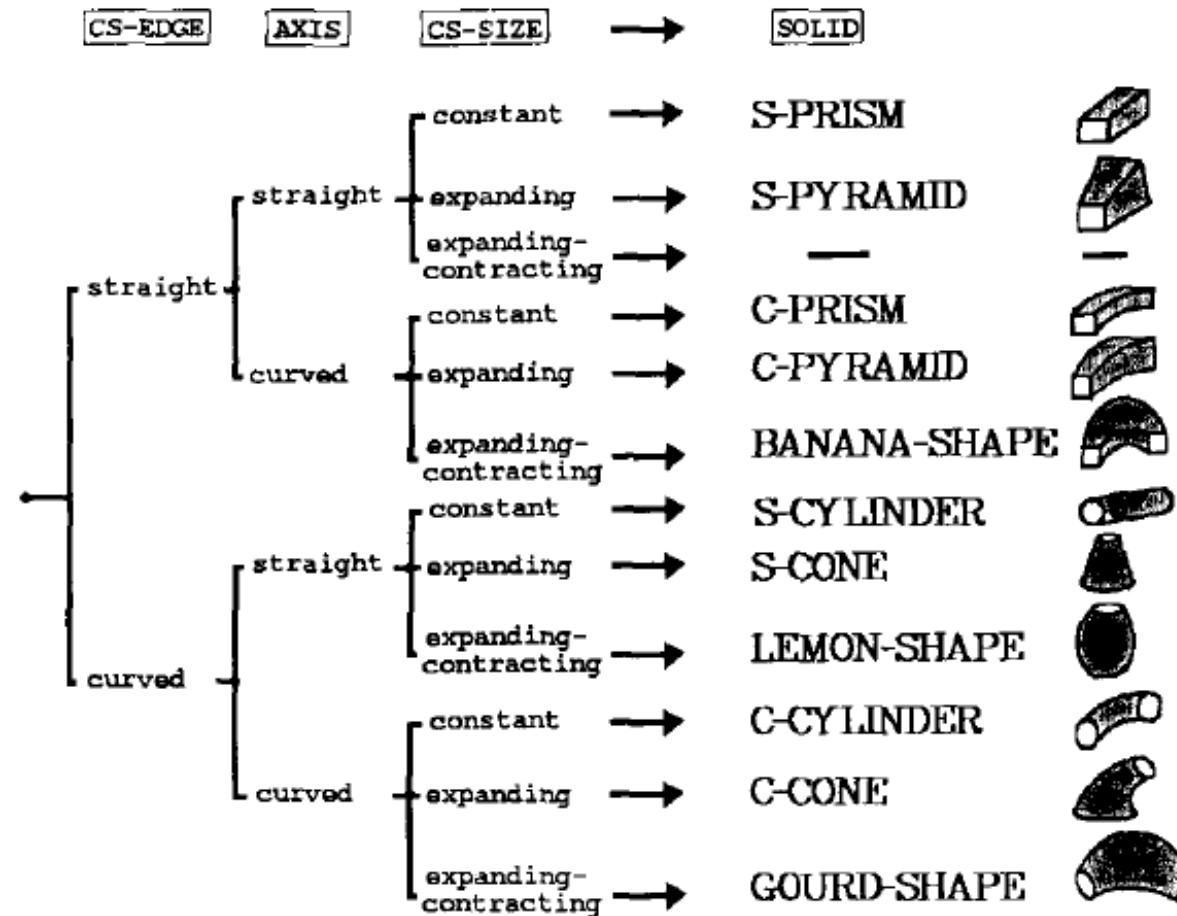


# Descripteurs de formes volumétriques

---

- Méthode volumétrique #2 (approche ascendante)
  - Les aspects sont ensuite analysés pour déterminer leurs faces.
  - Ensuite, par les relations géométriques entre les faces d'un aspect, le géon correspondant à l'aspect est inféré.

# Descripteurs de formes volumétriques



# Descripteurs de formes volumétriques

---

## □ Méthode volumétrique #2: en pratique

- Système de recherche d'images par le contenu.
- Objectif : Comprendre les limites/bénéfices de l'approche globale.

# Méthode volumétrique #2: en pratique

---

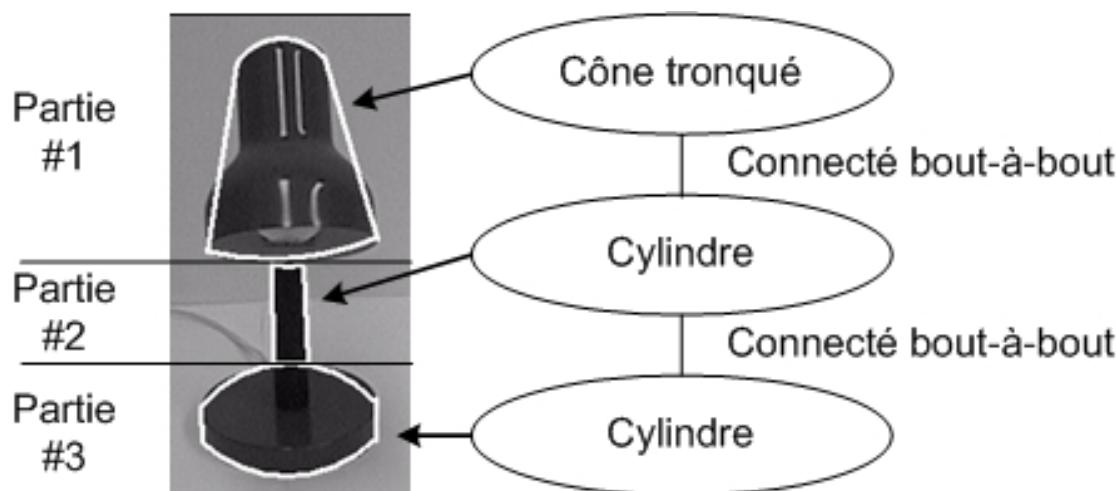
- Comparaison des objets au niveau de base.
- Identité des objets présents dans l'image (e.g. Avion, Tasse) sans se préoccuper a priori de la couleur.



# Méthode volumétrique #2: en pratique

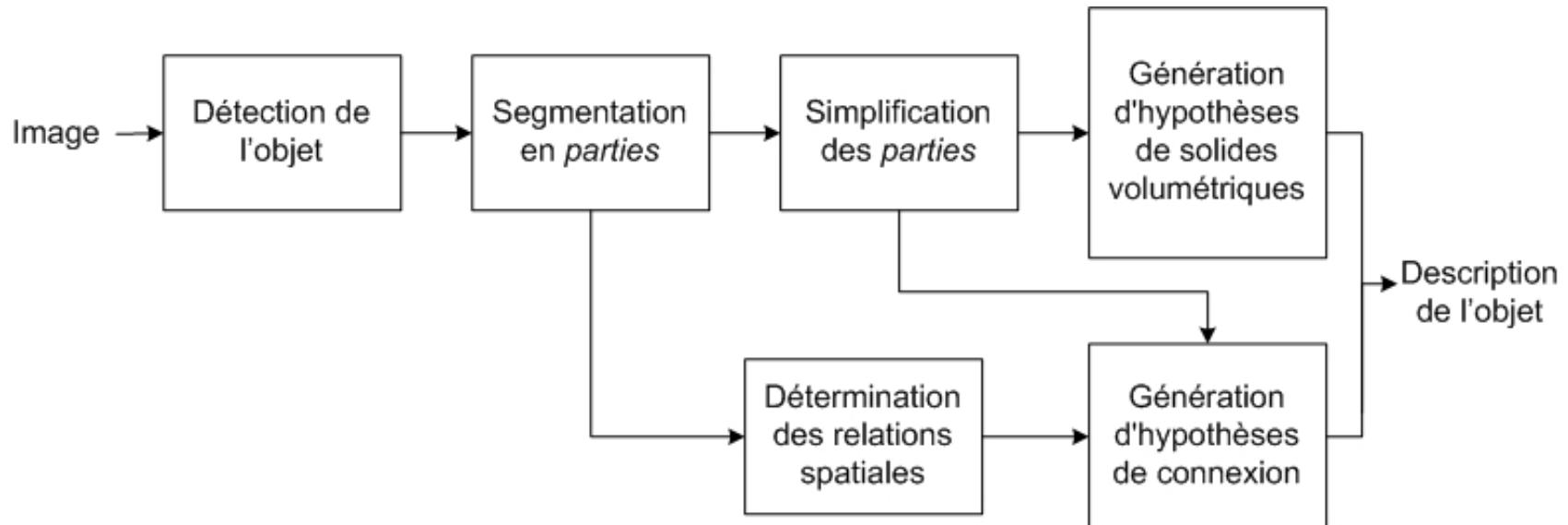
## □ Aperçu:

- Graphe de solides volumétriques;
- Obtenu par interprétation 3D de parties 2D trouvées dans une image.



# Méthode volumétrique #2: en pratique

## □ Diagramme des traitements



# Méthode volumétrique #2: Détection de l'objet

---

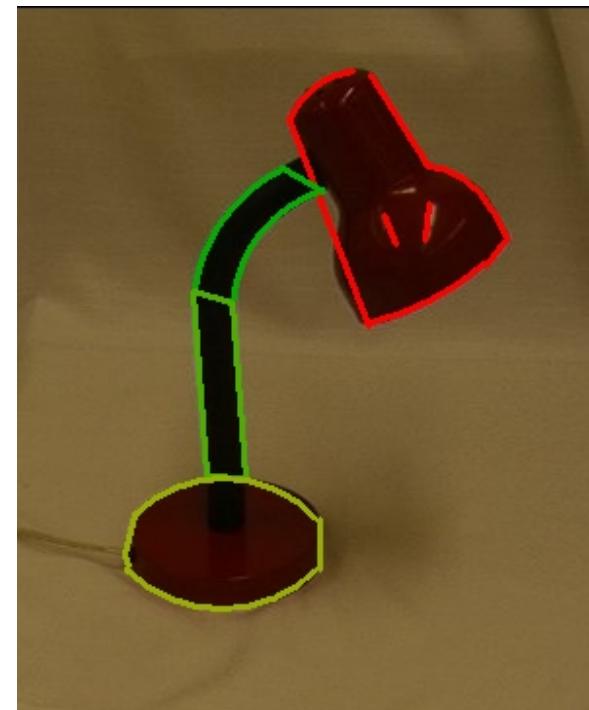
- Extraction de primitives à courbure constante (*CCPs*): Arcs de cercle et segments de droite;
- Localisation de l'objet dans l'image par un cycle de *CCPs* optimisant le ratio aire/périmètre de la région englobée.



# Méthode volumétrique #2: Segmentation en parties

---

- ❑ Parties: Un ensemble de CCPs qui délimitent une région pouvant être interprétée comme la projection d'un solide volumétrique.
- ❑ Obtenues à l'aide du contour et d'un critère basé sur les lois du regroupement perceptuel.

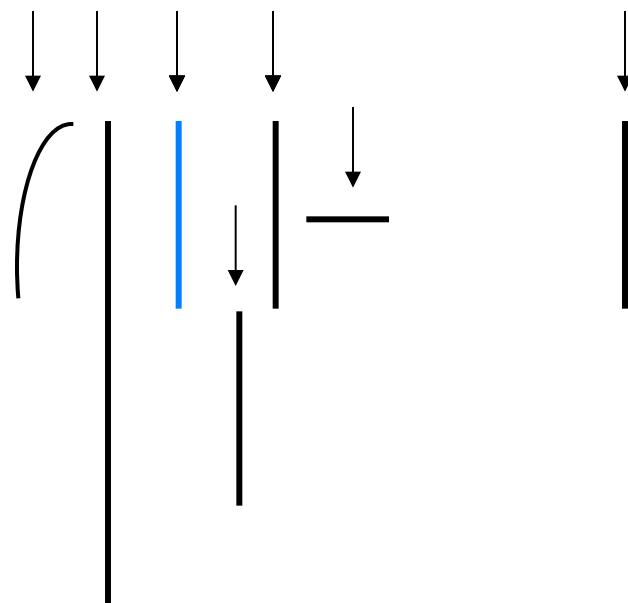


# Méthode volumétrique #2: Segmentation en parties

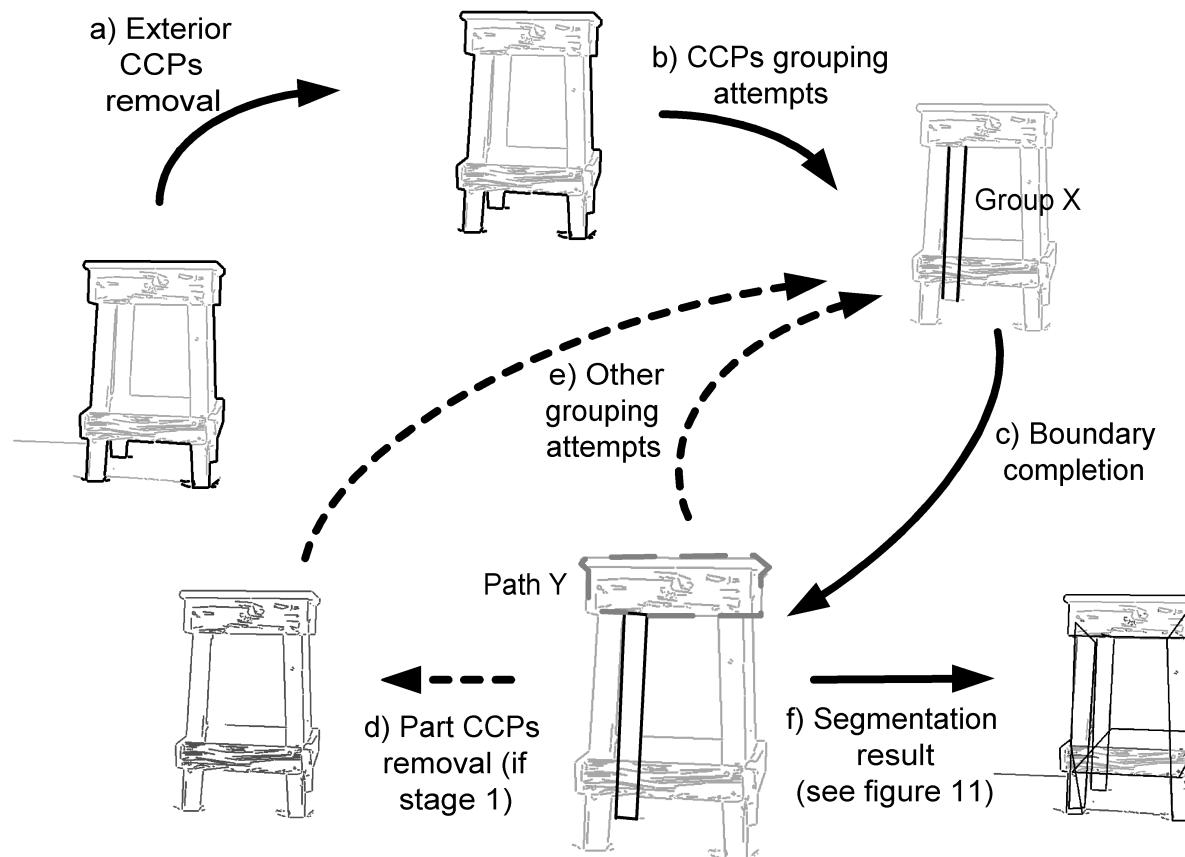
---

## □ Lois du regroupement perceptuel

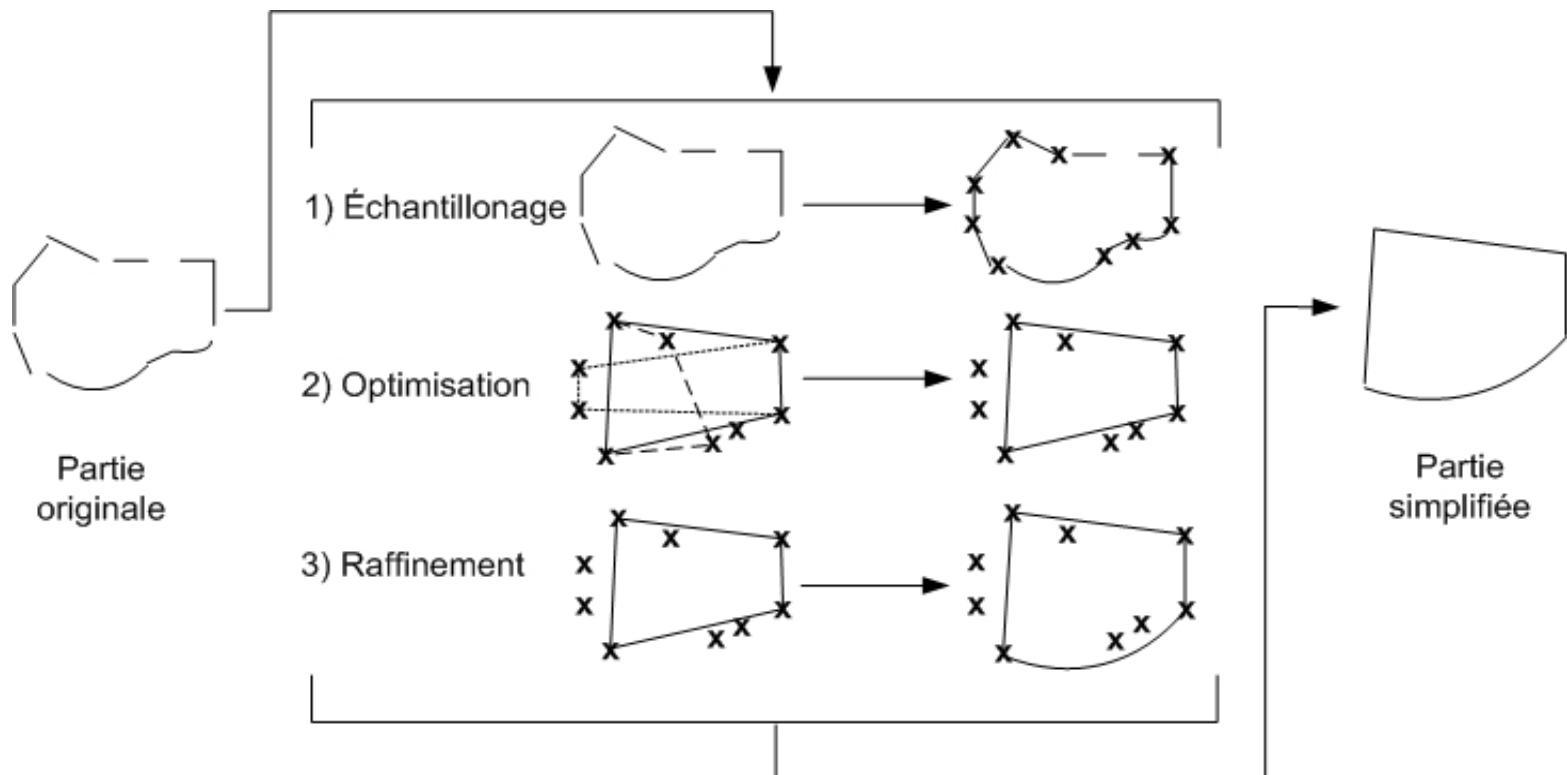
- Proximité;
- Similarité en longueur;
- Similarité dans le type;
- Recouvrement;
- Symétrie.



# Méthode volumétrique #2: Segmentation en parties



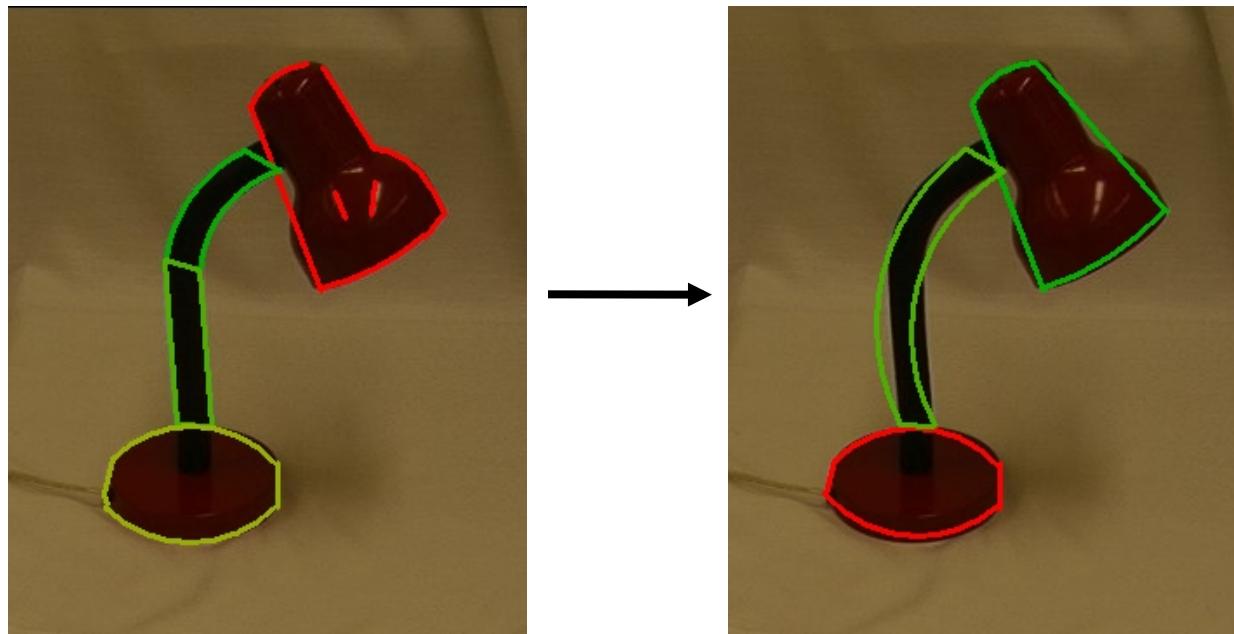
# Méthode volumétrique #2: Simplification des parties



# Méthode volumétrique #2: Simplification des parties

---

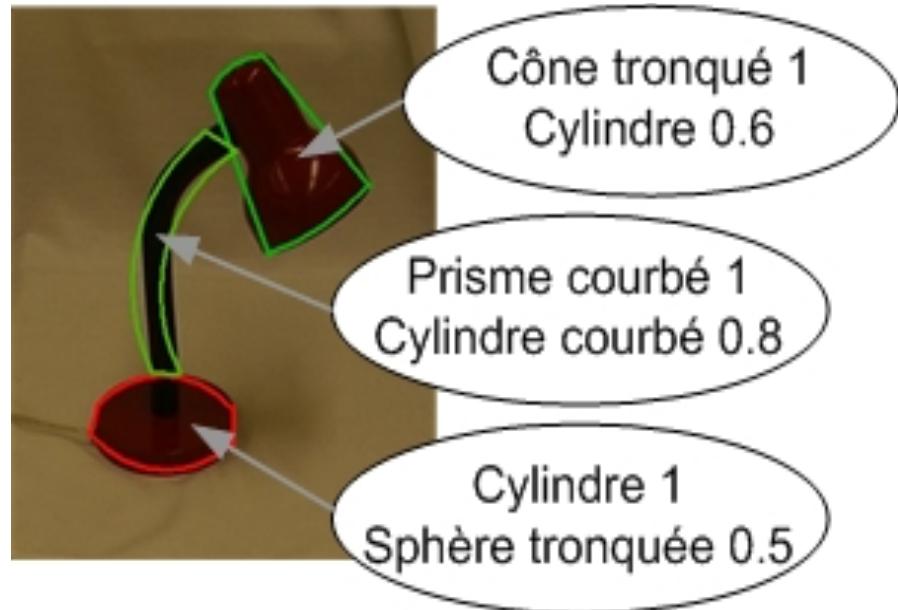
- Résultat après simplification et fusion.



# Méthode volumétrique #2: Génération d'hypothèses de solides volumétriques

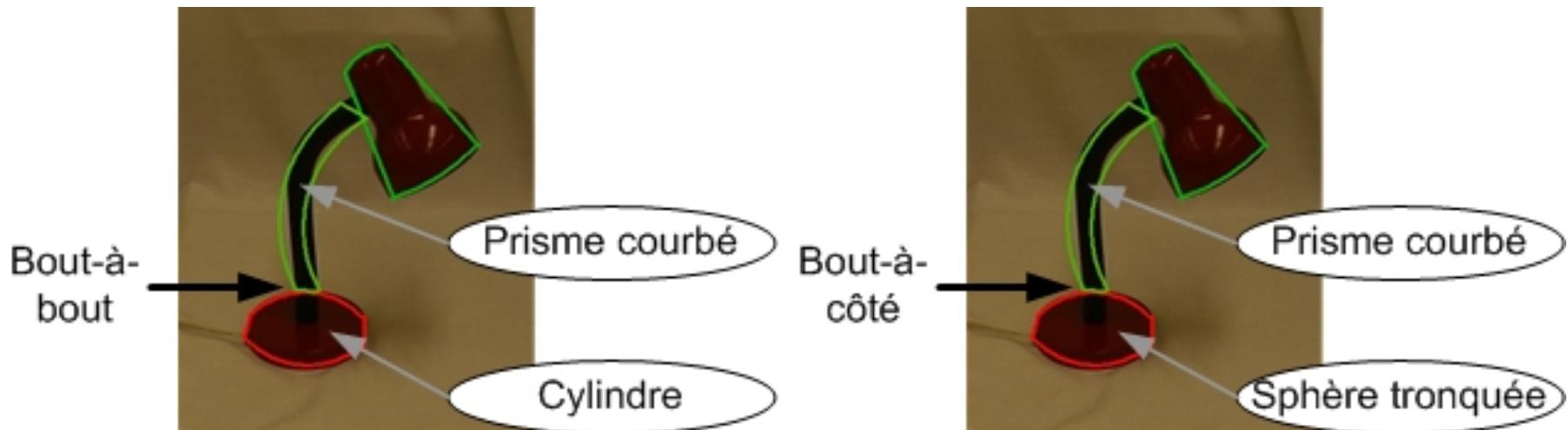
---

- Classifieur avec 49 règles basées sur des propriétés géométriques (nombre d'arcs de cercle, nombre de CCPs, compatibilité, convexité, règle de balayage).



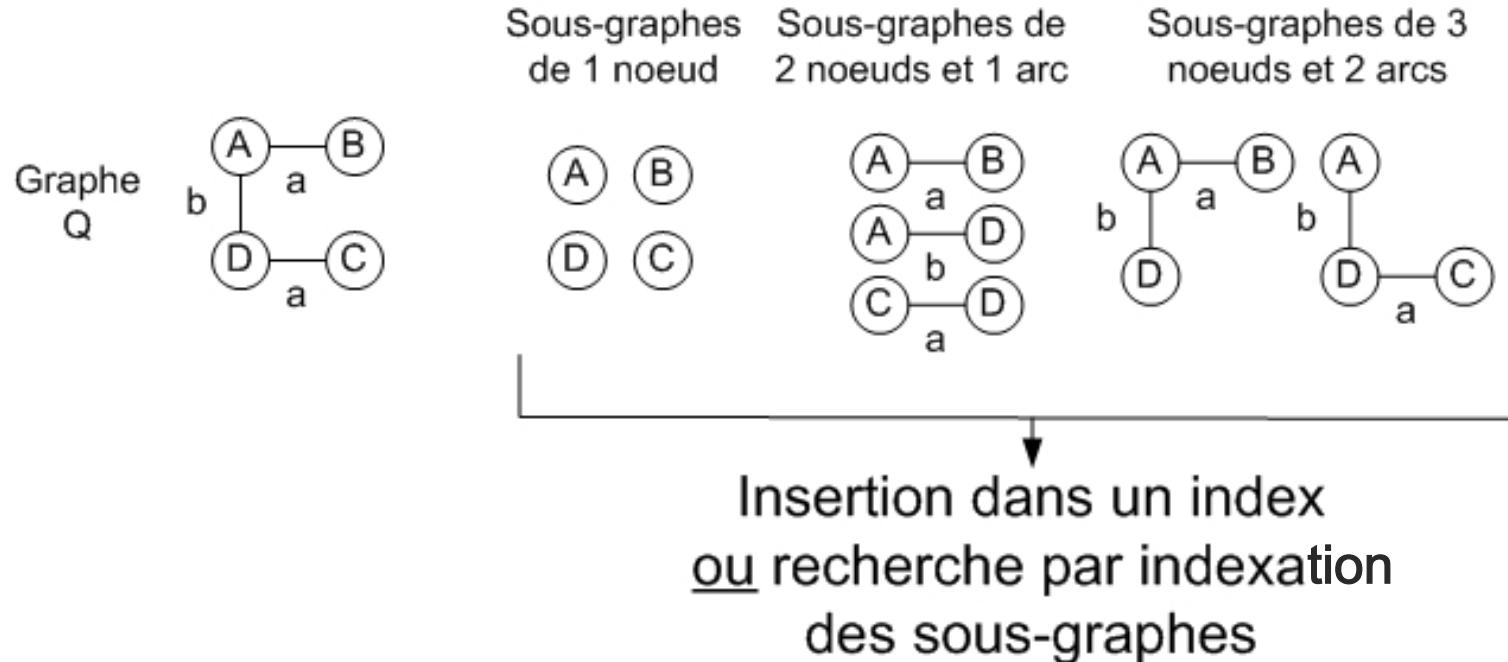
# Méthode volumétrique #2: Génération d'hypothèses de connexions

- Classifieur avec 8 règles basées sur les relations spatiales et les axes des hypothèses de solides volumétriques.

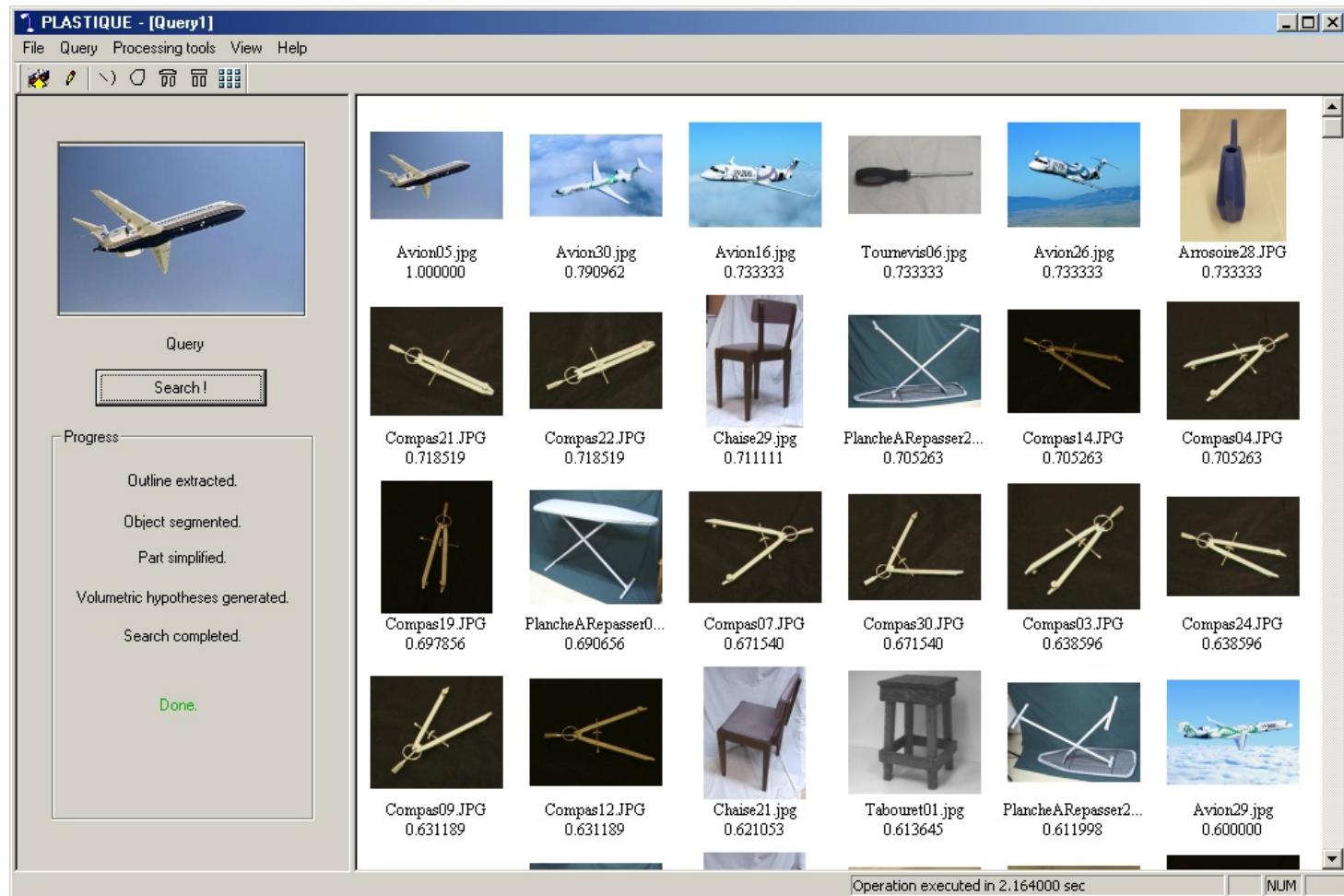


# Méthode volumétrique #2: Comparaison des descriptions

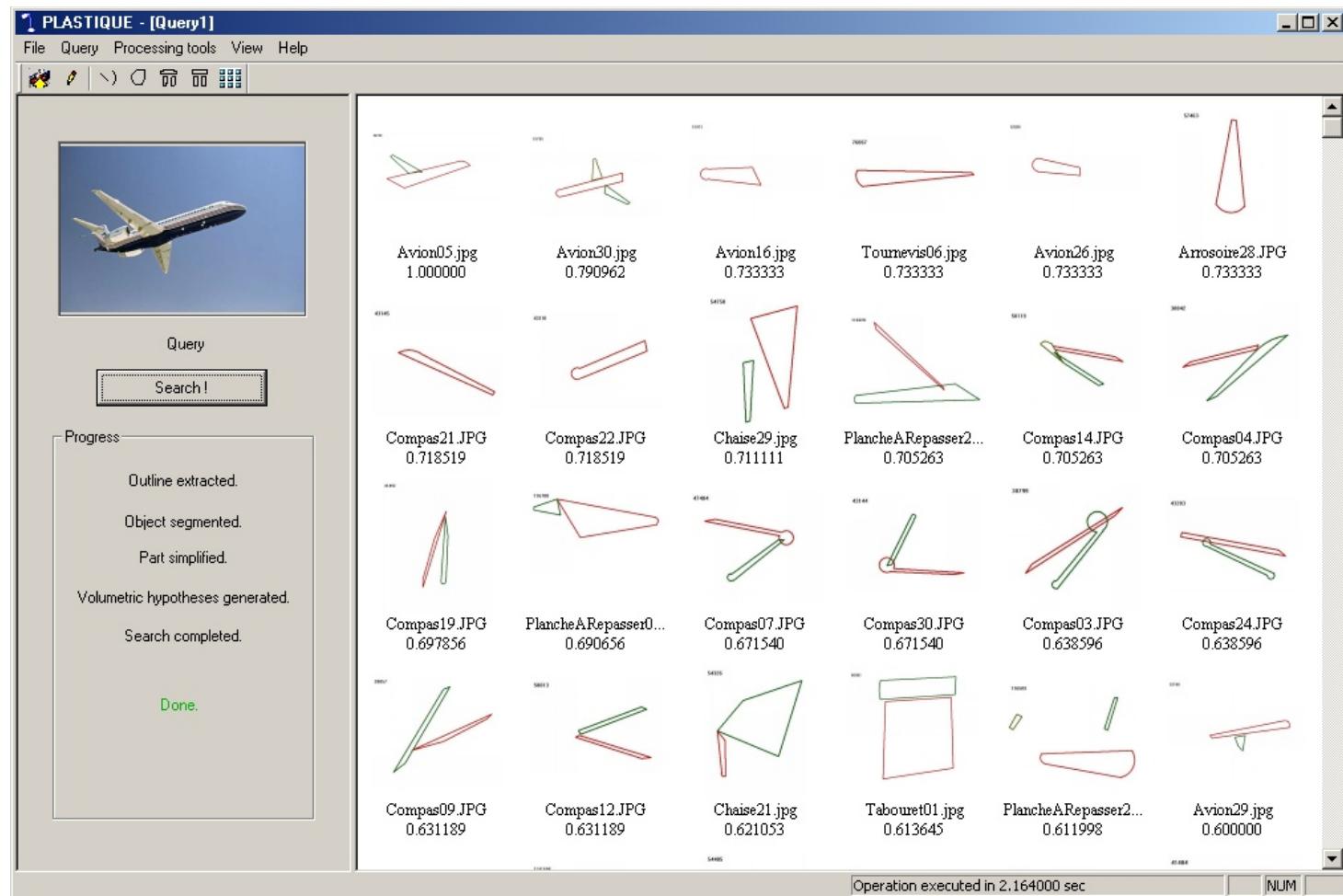
- "*Structural indexing*": Indexation de sous-graphes



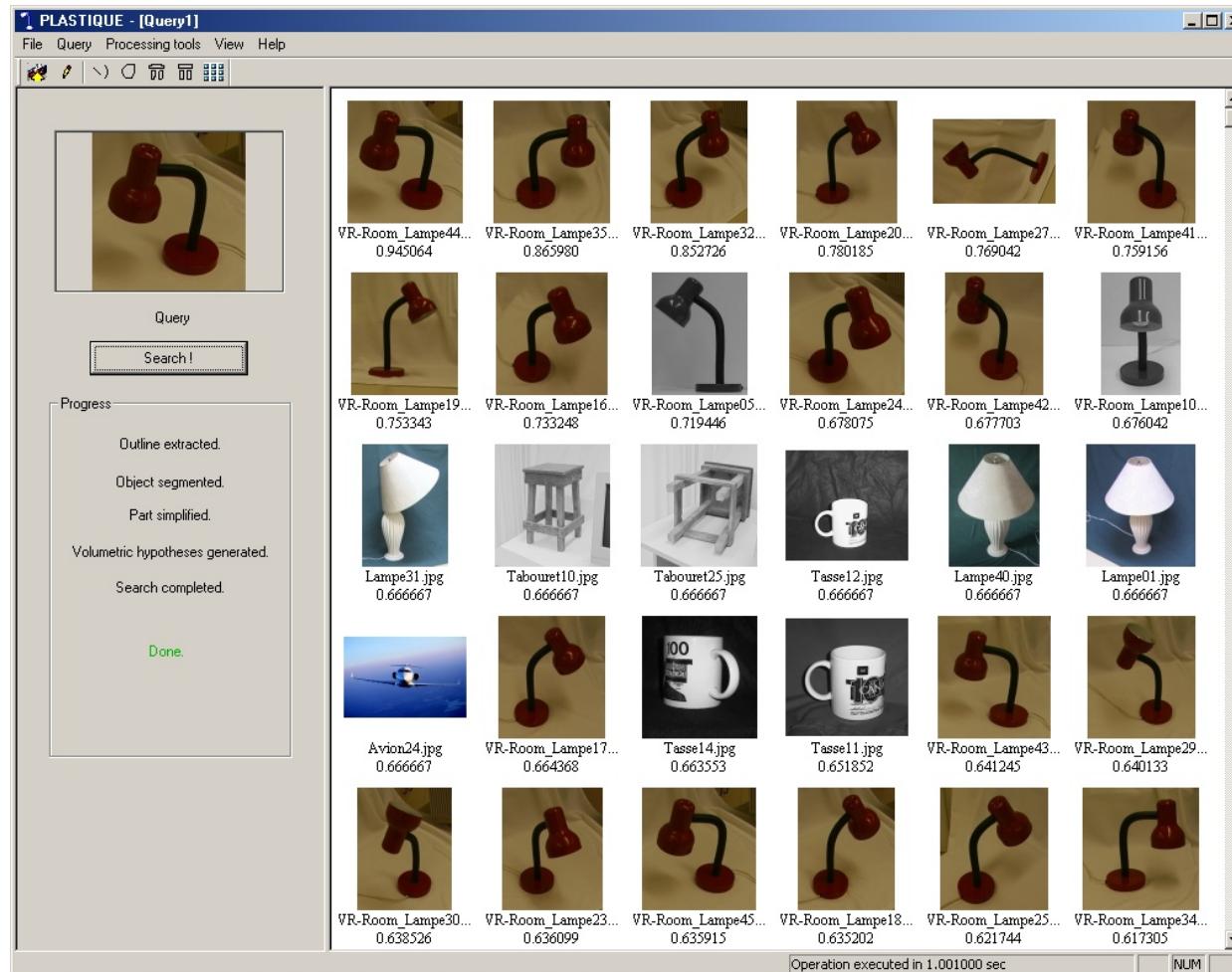
# Méthode volumétrique #2: Résultats de recherche



# Méthode volumétrique #2: Résultats de recherche

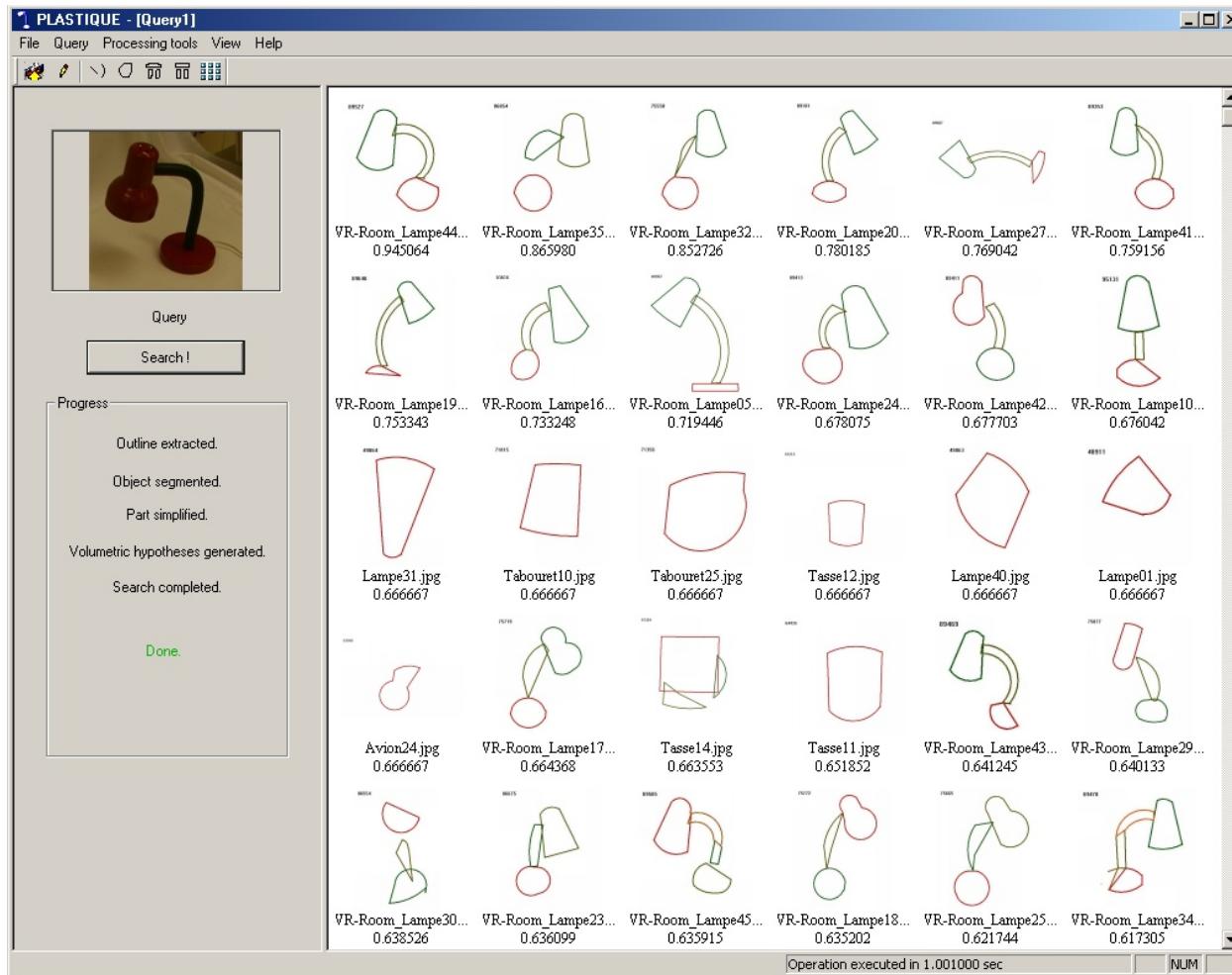


# Méthode volumétrique #2: Résultats de recherche

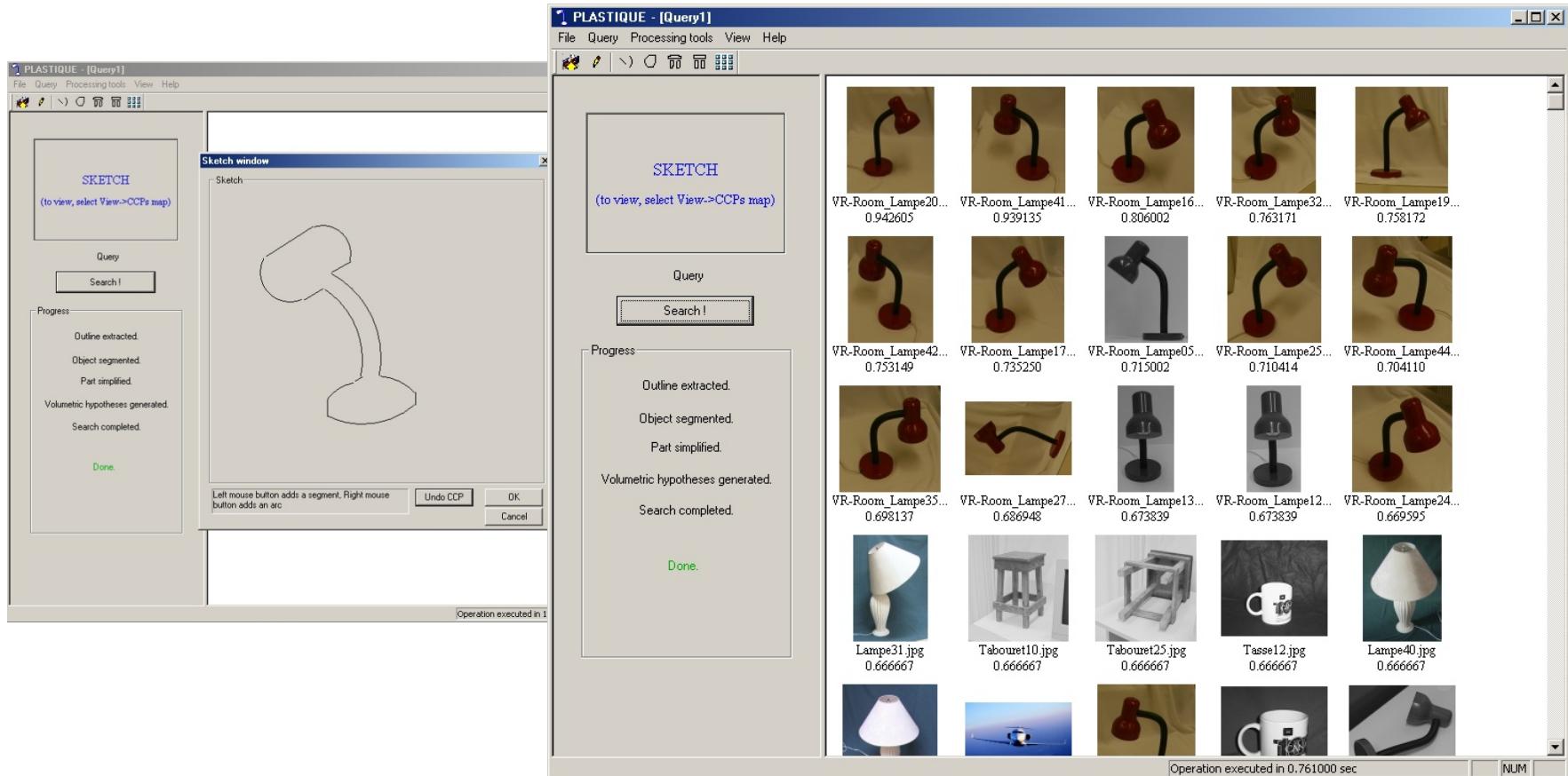


# Méthode volumétrique #2:

## Résultats de recherche



# Méthode volumétrique #2: Résultats de recherche



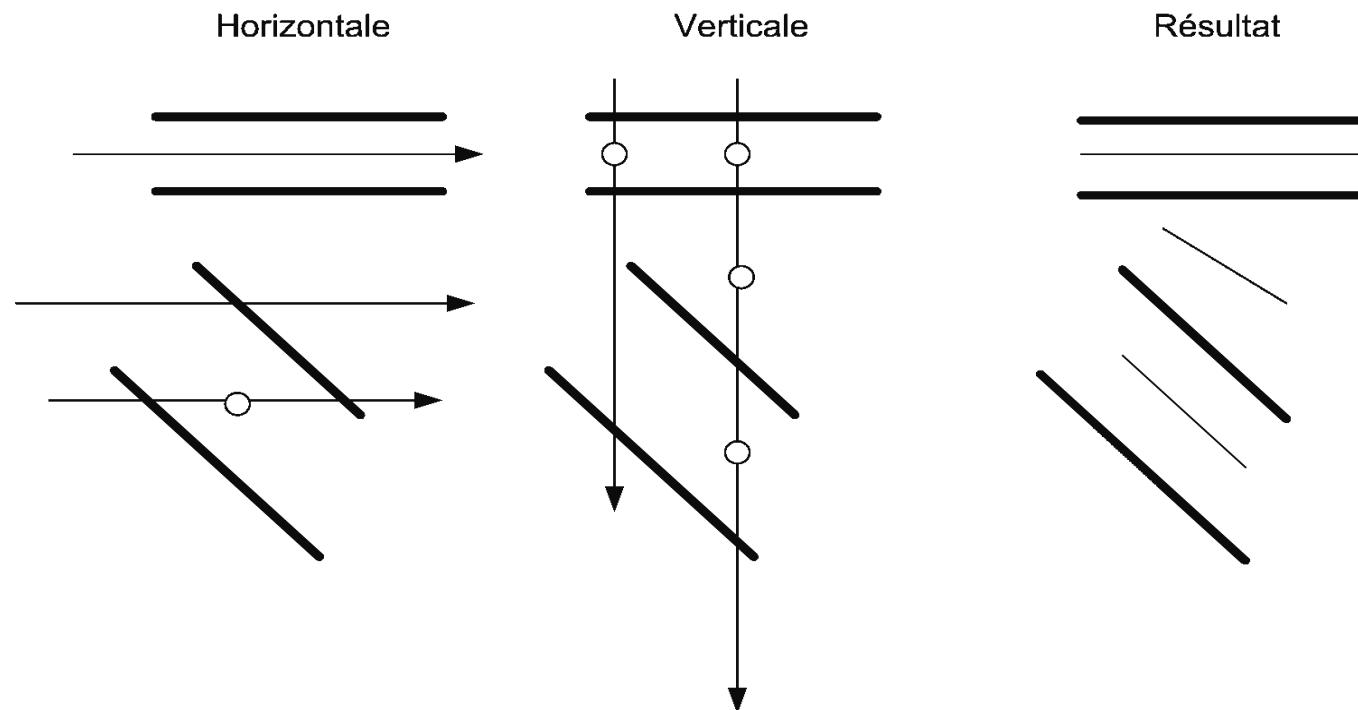
# Descripteurs de formes volumétriques

---

- Méthode volumétrique #3: approche ascendante
  - Obtention d'une description par solides volumétriques à partir d'axes de symétrie trouvés dans l'image.
  - Les points milieux entre des paires d'arêtes sont trouvés selon différentes orientations.
  - Les points milieux trouvés forment des axes
  - Les informations sur les solides volumétriques sont trouvées à partir des axes et des arêtes ayant engendré les axes.

# Descripteurs de formes volumétriques

- ❑ Méthode volumétrique #3: approche ascendante
  - Détection des axes selon deux orientations



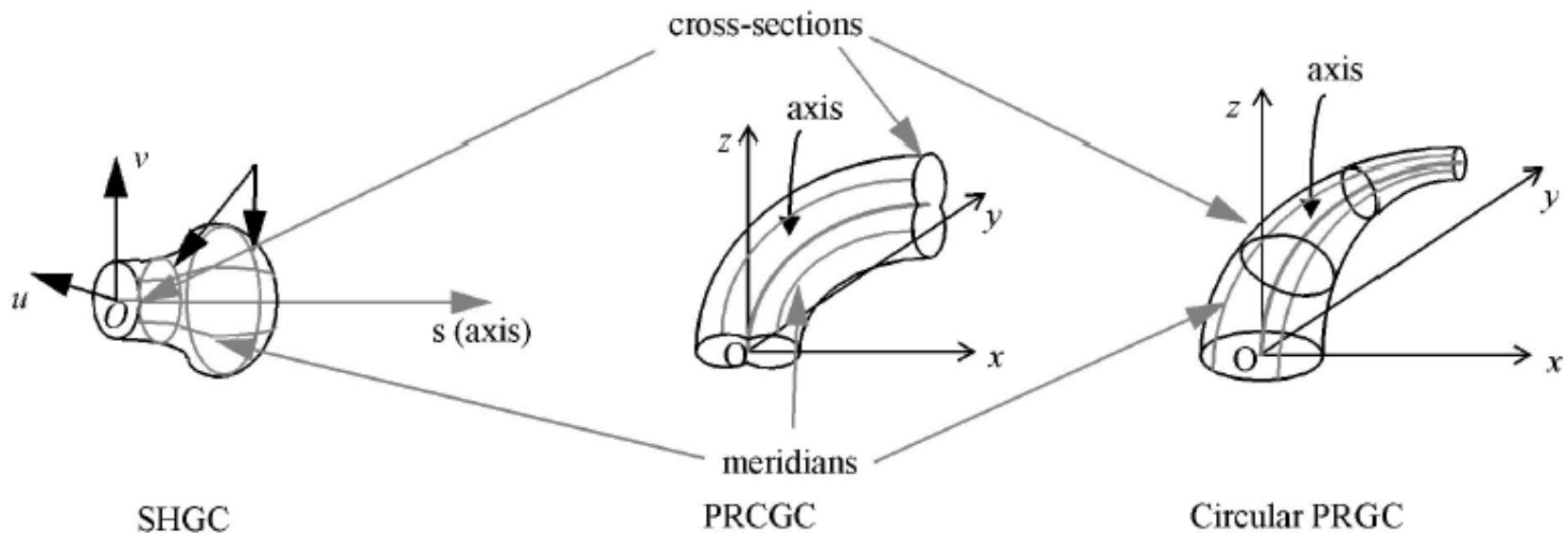
# Descripteurs de formes volumétriques

---

- Méthode volumétrique #3: approche ascendante
  - Connexions entre les solides volumétriques déterminés par les relations entre les axes (parallèle ou perpendiculaire).
  - Doit créer des règles pour chaque type de solide volumétrique que l'on veut extraire.
  - Textures peuvent causer des difficultés.

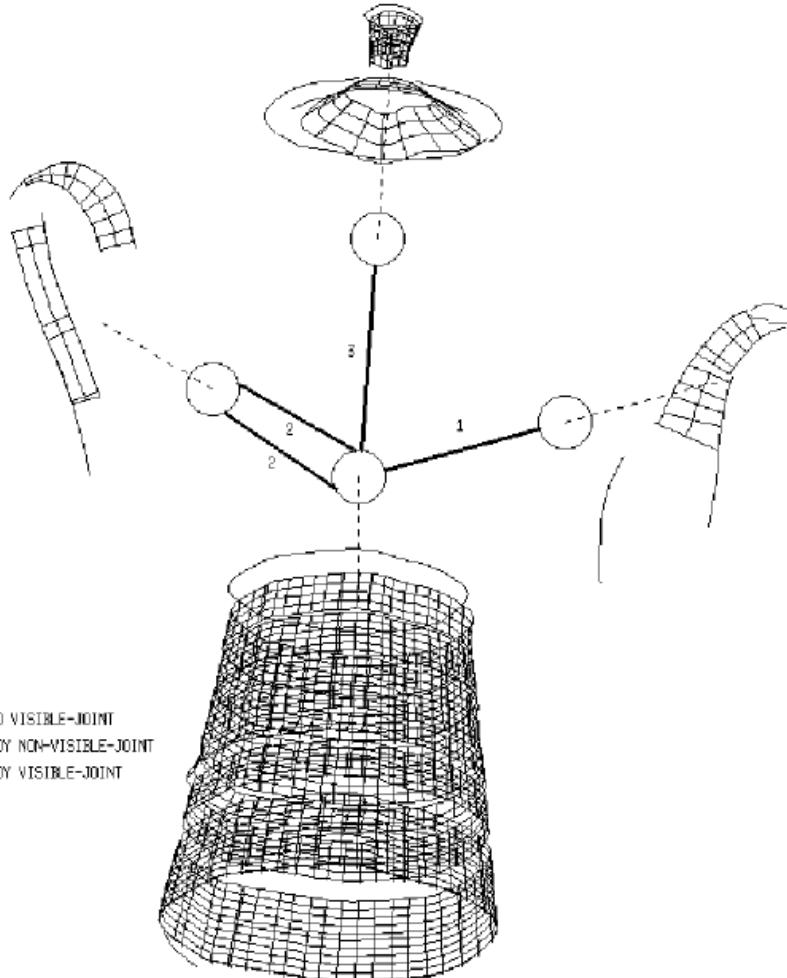
# Descripteurs de formes volumétriques

## □ Méthode volumétrique #3: approche ascendante



# Descripteurs de formes volumétriques

---



3 : END-TO-END VISIBLE-JOINT  
2 : END-TO-BODY NON-VISIBLE-JOINT  
1 : END-TO-BODY VISIBLE-JOINT

# Modèles structurels volumétriques

---

- Modèles volumétriques: approche descendante
  - Exemple avec une méthode en deux phases :
    - Dans la première phase, des ellipses sont ajustées sur les arêtes extraites dans l'image.
    - Dans la deuxième phase, des superquadriques (solides volumétriques paramétriques) sont ajustés sur les arêtes de l'image en minimisant la distance de leur contour projeté avec le contour dans l'image.
    - Les superquadriques déformables sont initialisés sur les ellipses trouvées.

# Modèles structurels volumétriques

---

- Modèles volumétriques: approche descendante
  - Superquadriques :

$$\left| \frac{x}{A} \right|^r + \left| \frac{y}{B} \right|^s + \left| \frac{z}{C} \right|^t \leq 1$$

- Les valeurs de  $r$ ,  $s$ , et  $t$  déterminent la forme.  $A, B$ , et  $C$  sont des facteurs d'échelle. Par exemple :
  - $r=s=t=1$ , octaèdre
  - $r=s=t=2$ , sphère
  - $r=s=t=infini$ , cube

# Approche globale

## □ Descripteurs de formes 2D

# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode du squelette

- Objet modélisé par axes de symétrie locale (squelette).
- Qu'est-ce que le squelette d'une forme ?
- Exemple MATLAB: Squelette.m

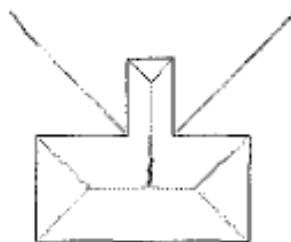
# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode du squelette

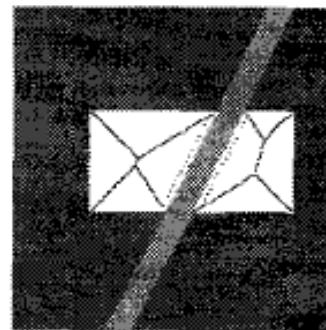
- L'objet est décrit par la position de ses axes et leurs relations. Les axes sont obtenus à partir des arêtes qui sont sur le contour de l'objet.
- Les points formant un axe sont définis comme étant des points milieux entre deux points (arêtes) sur le contour.
- Souvent, ces méthodes impliquent des phases de filtrage, où les axes décrivant le mieux l'objet sont les seuls conservés.

# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode du squelette



(a)



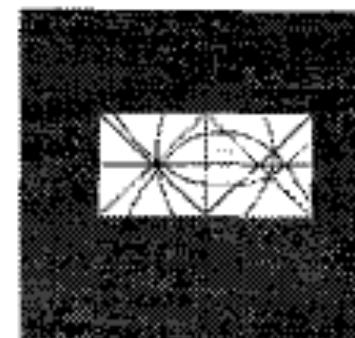
b)



(a)



(b)



(c)

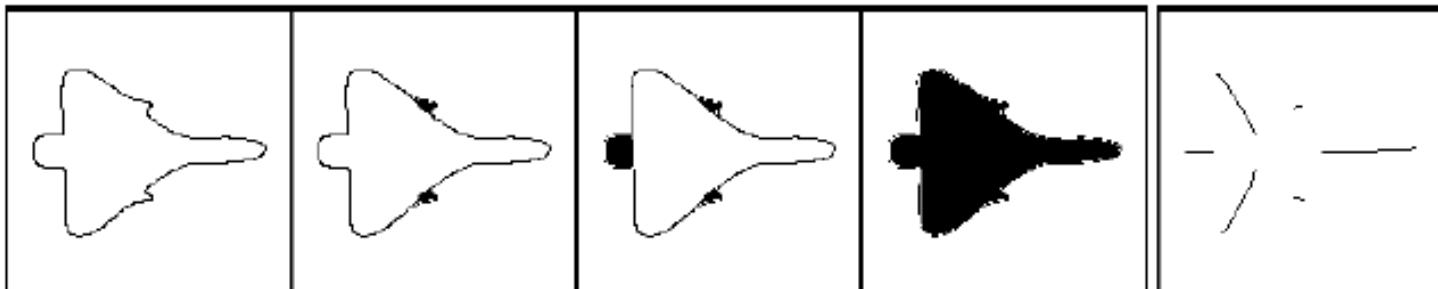
# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode du squelette

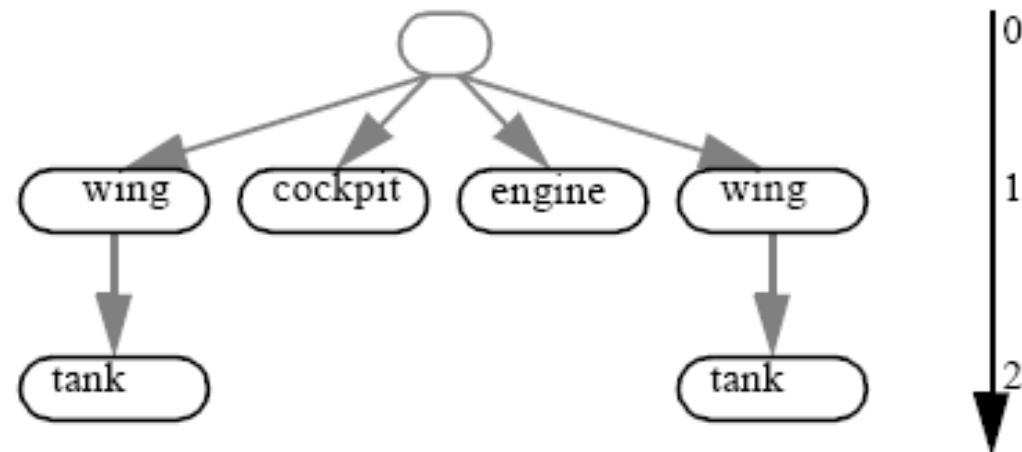
- Inconvénient majeur: une déformation sur le contour ou une occlusion de l'objet d'intérêt par un autre objet causent des modifications importantes au squelette.
- On peut utiliser des méthodes pour immuniser les squelettes de ces divers problèmes.
- Ces méthodes sont des méthodes de filtrage plus élaborées qui permettent la fusion et la fragmentation de certains axes afin de capturer plus fidèlement la structure d'un objet par ses axes.

# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode du squelette



level



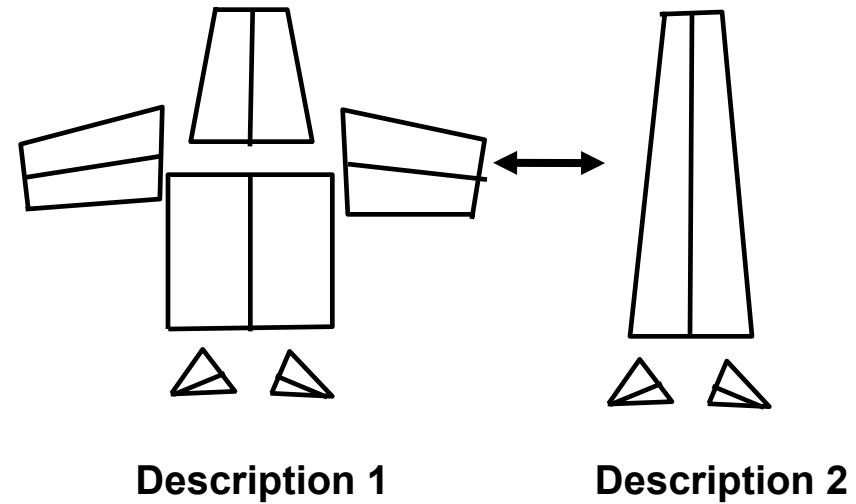
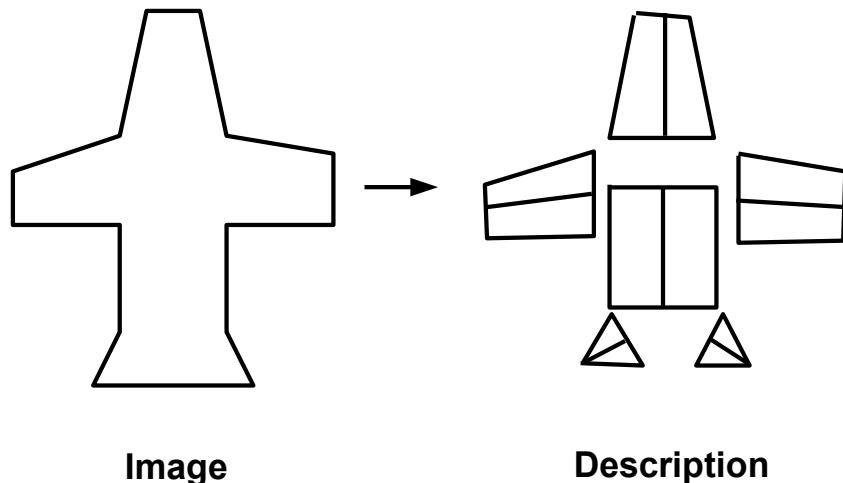
# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode des rubans

- Basée sur l'approche par squelette. Adresse le problème de perte d'informations sur les régions d'objets.
- Consiste à extraire le squelette de l'objet. Ensuite, pour chaque axe, le contour de la région l'ayant engendrée est modélisé par un trapèze ou un rectangle.
- Le trapèze ou le rectangle est défini simplement par une règle basée sur la distance des côtés par rapport à l'axe.

# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode des rubans



# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode des rubans

- Cette approche permet d'obtenir des descriptions suffisamment complètes pour appairer des objets observés du même point de vue. La dimension et la forme des régions sont considérées par le modèle.
- L'objet est défini de façon complète selon un point de vue, et différentes instances pratiquement identiques du même objet selon le niveau de base pourront être appariées.
- L'ajout et le retrait d'une partie d'objet change le squelette

# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode du contour #1

- La modélisation par la description du contour consiste principalement à représenter un objet en le décrivant par son contour.
- Pour permettre l'appariement d'objets même en présence d'occlusions, le contour de l'objet est souvent fractionné en sections. Il peut y avoir un appariement partiel des sections.
- Les sections de contour sont modélisées, tout comme leurs relations spatiales.

# Descripteurs de formes 2D

---

- Méthode du contour #1
  - Appariement de deux objets par distance de modifications (*Edit distance*).
  - Appariement de deux segments (les plus plausibles), et ensuite calcule le coût pour apparter tous les autres segments dans l'ordre sur le contour.
  - Coût dépend de la mise à l'échelle des segments et de leur rotation.
  - Cherche pour d'autres appariements de départ plausibles. Filtrage (rejet) après 5 segments.

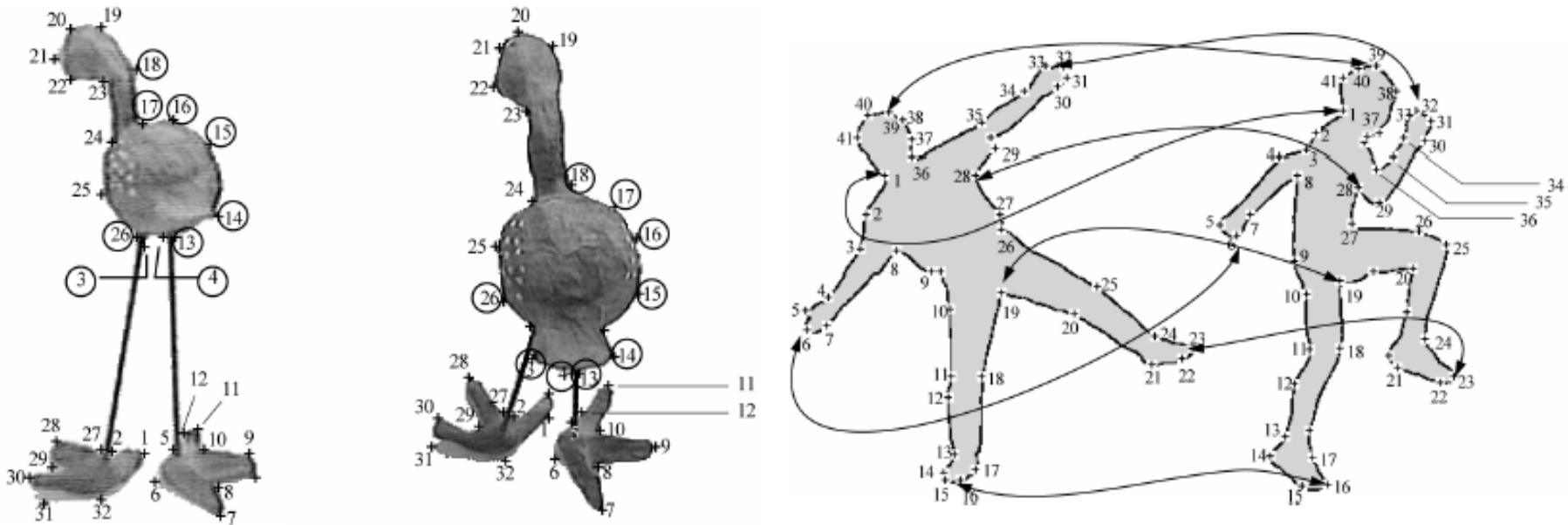
# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode du contour #1

- Le contour est détecté, et coupé en section par une approximation polygonale.
- Chaque segment de l'approximation polygonal constitue le modèle pour la partie de contour correspondante de l'objet.
- Les attributs des segments sont leurs longueurs et leurs orientations absolues.

# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode du contour #1



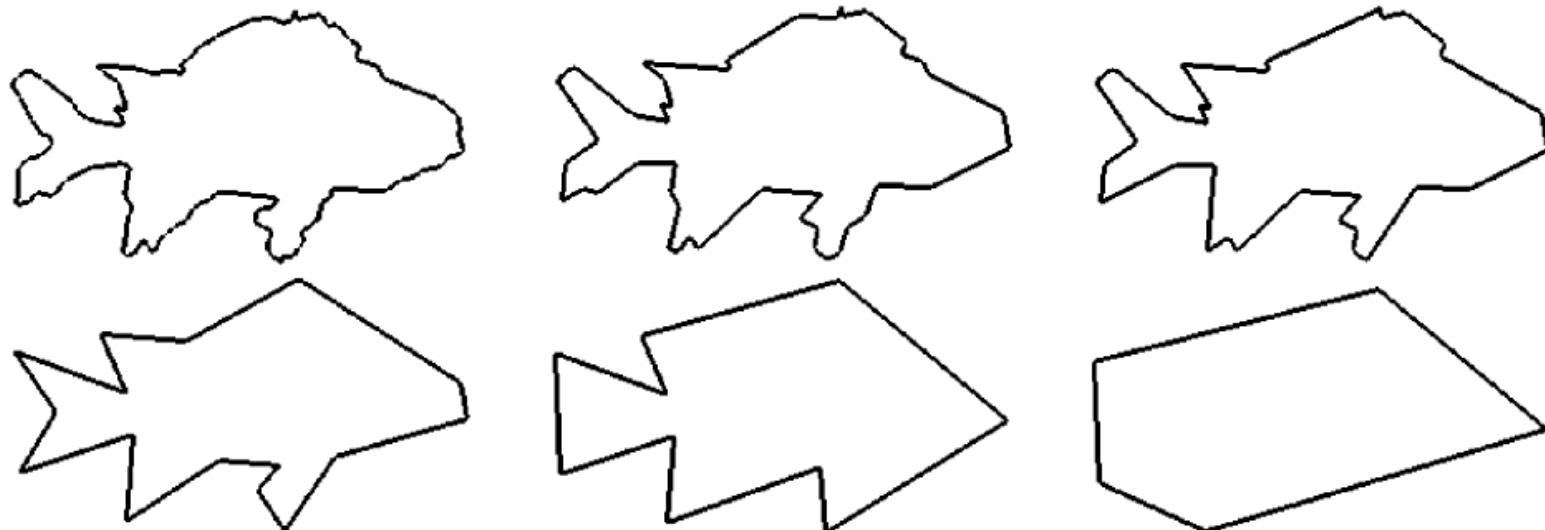
# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode du contour #2

- Basée aussi sur une approximation polygonale. Donc, approximation du contour par des segments de droite.
- Modélisation multi-échelles. Échelle plus grossière=fusion de paires de segments qui ont le moins d'impact sur la forme globale de l'objet.

# Descripteurs de formes 2D

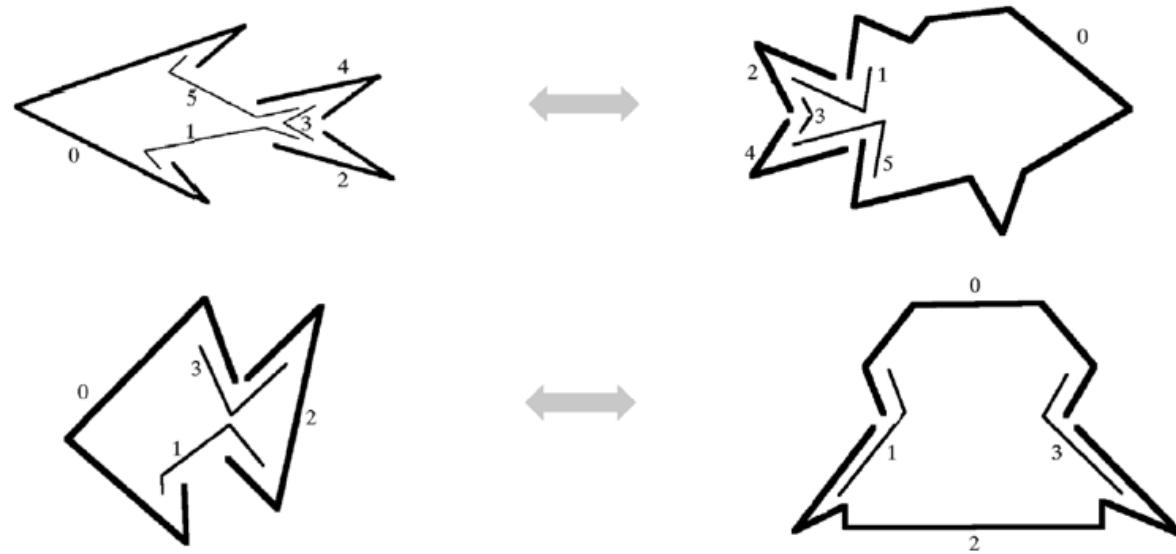
## □ Méthode du contour #2



# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode du contour #2

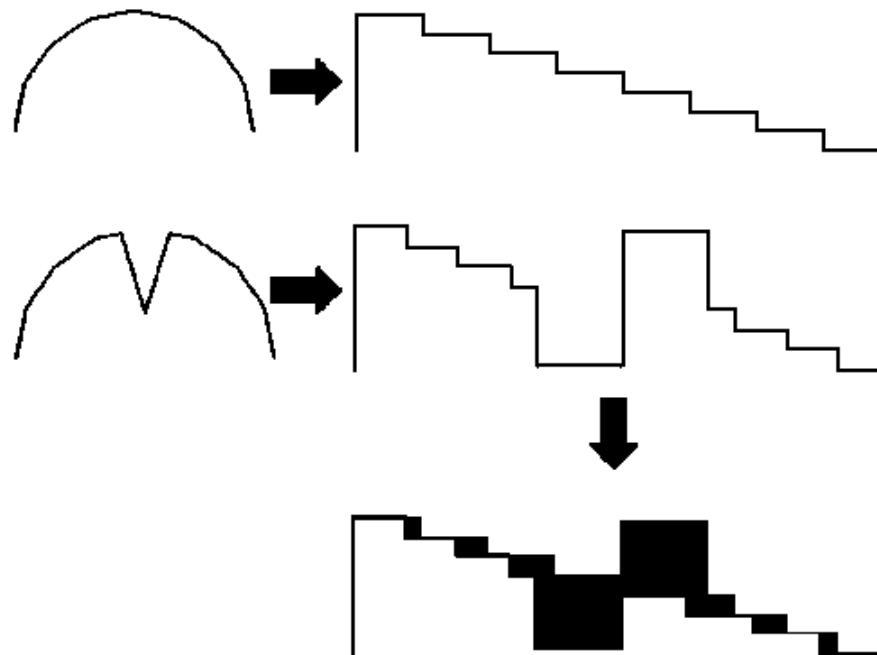
- Décomposition du contour selon la convexité des séquences de segments. Choix de la meilleure échelle.



# Descripteurs de formes 2D

## □ Méthode du contour #2

- Comparaison des groupes convexes par la représentation de leur tangente.



---

## □ Approches locales

# Approche locale

---

- L'approche locale n'essaye pas de modéliser une forme, mais plutôt des petites parties de celles-ci.
- C'est une approche dépendante du point de vue, bien que les descripteurs incluent une certaine invariance à certaines transformations géométriques.
- Deux types : non-binaires et binaires.

# Descripteurs locaux

- Descripteur SIFT (Scale Invariant Feature Transform)
- Modélise un objet ou une image par des points caractéristiques le plus invariant possible (translation, rotation, échelle).
- 4 étapes:
  1. Détection d'extrêums dans l'image.
  2. Localisation de points-clefs.
  3. Ajout d'orientations.
  4. Crédit du descripteur.

# Descripteurs locaux

---

## □ Descripteur SIFT

1. Détection d'extréums dans l'image.

□ Convolution par une différence de Gaussiennes

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

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y)$$

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$$

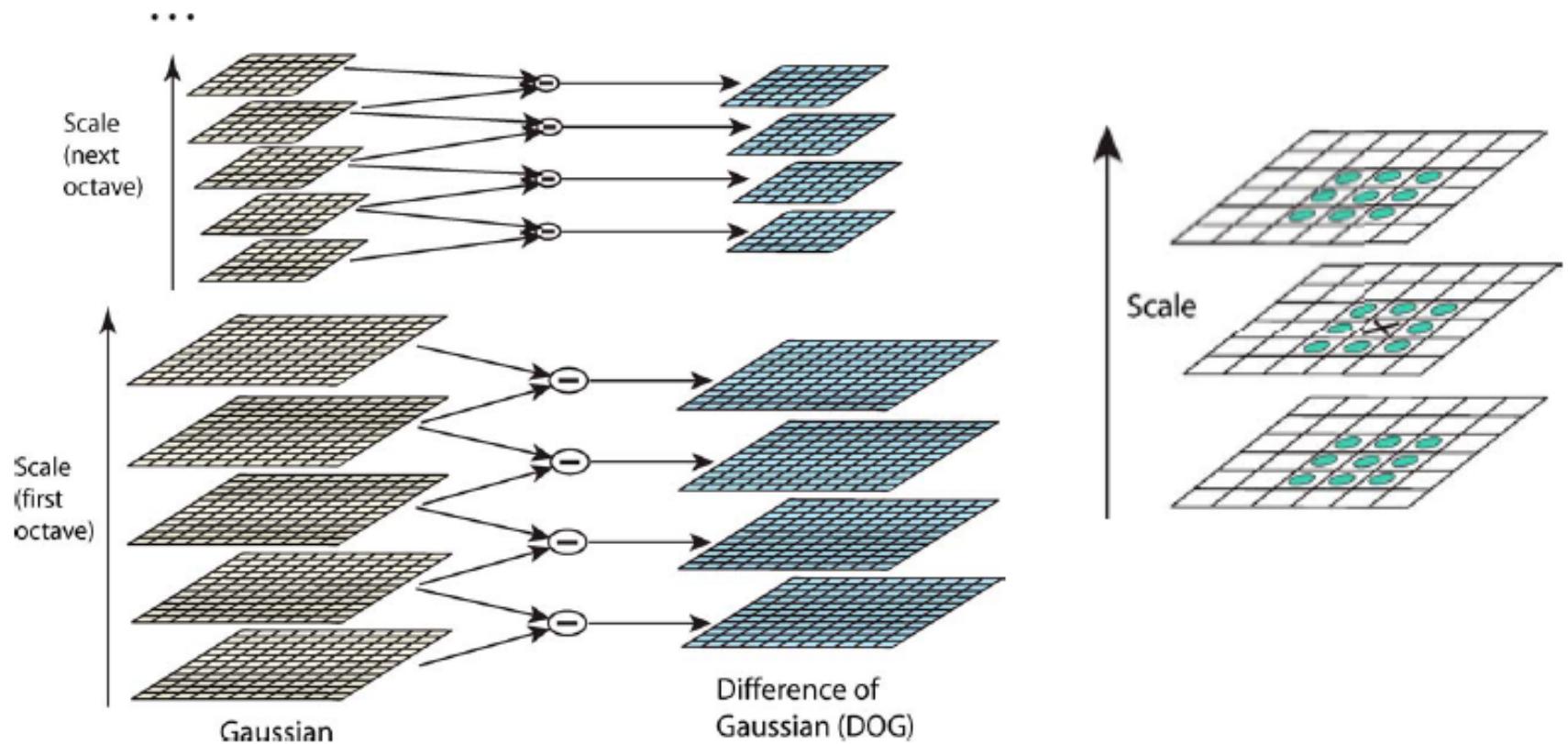
□ Fait à plusieurs échelles (écart-type)

□ Trouve les minimums et maximums à travers les échelles.

Exemple MATLAB : difGauss.m

# Descripteurs locaux

## □ Descripteur SIFT



# Descripteurs locaux

---

## □ Descripteur SIFT

### 2. Localisation de points-clefs.

- Objectif: Éliminer les points extrêmes qui sont dans des régions d'image de faible contraste.
- Interpole la position précise (précision sous la valeur du pixel) du point et recalcule  $D(x,y,\sigma)$ . Cette valeur doit être supérieure à un seuil, sinon le contraste est faible.

# Descripteurs locaux

## □ Descripteur SIFT

### 2. Localisation de points-clefs.

- Objectif: Éliminer les réponses sur les frontières entre des régions, car un point sur une frontière est instable.
- Calcule la courbure au niveau du point. Si c'est une frontière, le gradient est élevé perpendiculairement à celle-ci et faible si parallèle.

# Descripteurs locaux



(a)



(b)



(c)



(d)

# Descripteurs locaux

---

## □ Descripteur SIFT

### 3. Ajout d'orientations.

- Objectif: Donner une orientation invariante aux rotations aux points-clefs
- Calcule les gradients dans le voisinage du point-clef et selon l'échelle de celui-ci.

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x + 1, y) - L(x - 1, y))^2 + (L(x, y + 1) - L(x, y - 1))^2}$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}((L(x, y + 1) - L(x, y - 1)) / (L(x + 1, y) - L(x - 1, y)))$$

- Fait l'histogramme des orientations. Sélection de l'orientation dominante et celles proches en termes de nombre d'échantillons (15% des cas).

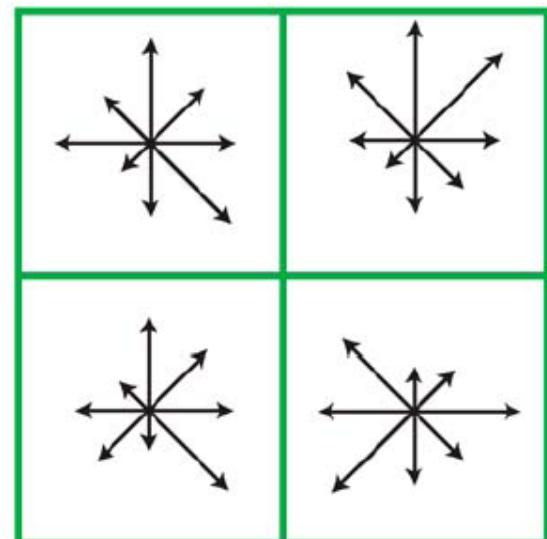
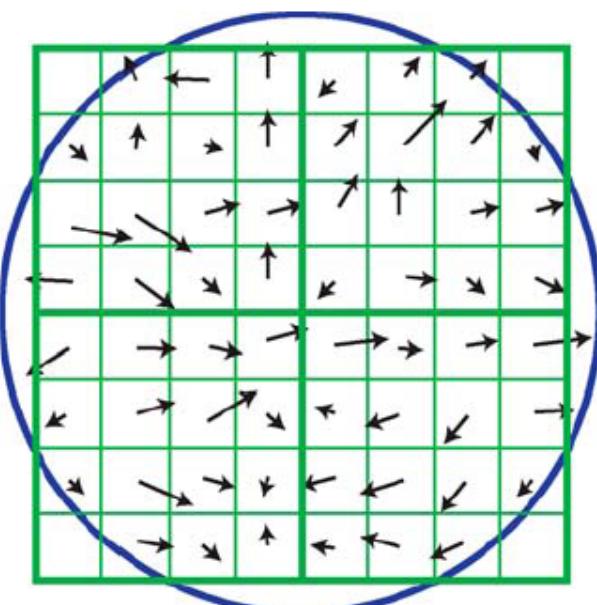
# Descripteurs locaux

## □ Descripteur SIFT

### 4. Création du descripteur.

- Objectif: Définir un descripteur pour le voisinage des points-clefs trouvés.
- Histogrammes à 8 intervalles de l'orientation du gradient (selon le référentiel du point-clef) près des points-clefs pour 16 sous-régions de 4x4.
- Pondérés par la proximité et la force du gradient.
- Descripteur de 128 valeurs.

# Descripteurs locaux



# Descripteurs locaux

## □ Descripteur SIFT



# Descripteurs locaux

- Descripteur d'auto-similarité locale (Local Self-Similarity, LSS)
- Alors que SIFT propose à la fois un descripteur local et un détecteur de points clefs, LSS propose uniquement un descripteur.
- Ce descripteur fait l'abstraction des couleurs et des textures pour représenter uniquement la forme locale.

# Descripteurs locaux

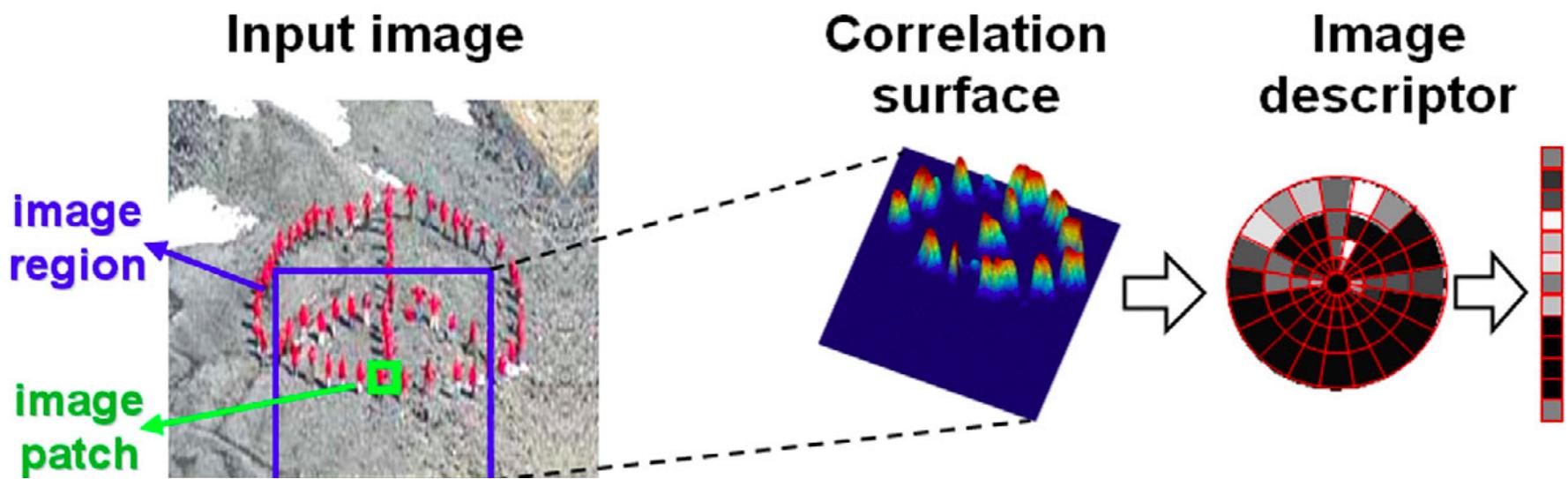
## □ Descripteur LSS



- Attention! LSS est appliqué sur des parties locales des formes.

# Descripteurs locaux

- Descripteur LSS
  - Aperçu



# Descripteurs locaux

---

## □ Descripteur LSS

### 1. Calcul de la surface de corrélation

- Une sous-région de 5x5 centrée à la position  $q$  est comparée avec des sous-régions  $p$  de 5x5 dans un voisinage  $R$  de 80x80 (Les tailles sont configurables) avec la somme des différences au carré :

$$SSD_q(x, y) = \sum_{p \in R} (p - q)^2$$

Cela donne une surface de différences qui est transformée en surface de corrélations après normalisation.

$$S_q(x, y) = \exp\left(-\frac{SSD_q(x, y)}{\max(\text{var}_{noise}, \text{var}_{auto}(q))}\right)$$

# Descripteurs locaux

---

## □ Descripteur LSS

### 2. Transformation en coordonnées Log-Polaire

- La surface de corrélation est transformée en coordonnées log-polaire centrées sur  $q$ . La valeur maximale de corrélation est sélectionnée pour chaque intervalle.
- On utilise 80 intervalles (20 angles, 4 intervalles radiaux)
- Donne invariance en rotation, et permet d'accepter certaines déformations.

# Descripteurs locaux

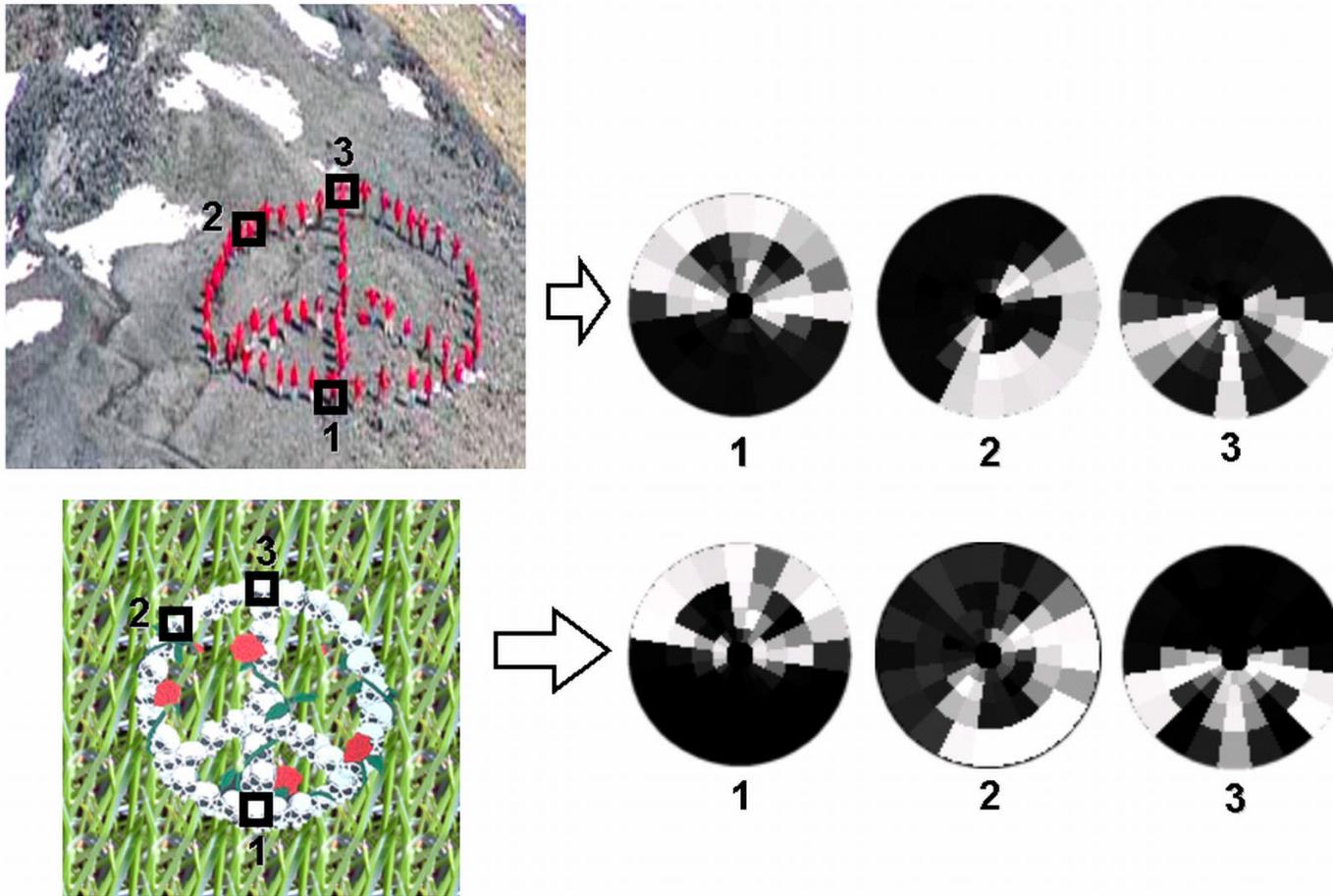
## □ Descripteur LSS

### 3. Construction du descripteur

- Les 80 intervalles de la représentation log-polaire donne un descripteur de 80 éléments.
- Le descripteur est normalisé en transformant toutes leurs valeurs entre 0 et 1. C'est-à-dire, que la plus grande valeur est amenée à 1, et les autres valeurs sont ajustées en conséquence.
- Cela donne une invariance au contraste de la forme locale.

# Descripteurs locaux

## □ Descripteur LSS



# Descripteurs locaux binaires

---

- Les descripteurs locaux binaires sont très populaires récemment.
- Ils permettent d'obtenir des résultats souvent similaires à SIFT, mais peuvent être calculés très rapidement par des opérations binaires entre un ou des groupes de pixels.
- Les descripteurs étant des vecteurs de bits, ils peuvent être comparés rapidement avec la distance de Hamming.

# Descripteurs locaux binaires

---

- Descripteur Patrons Locaux Binaires (Local Binary Patterns, LBP)
  - Le descripteur LBP décrit la texture locale autour d'un pixel par des tests binaires.
  - Le descripteur LBP est un histogramme de codes binaires sur un voisinage local de taille  $n \times n$ .

# Descripteurs locaux binaires

---

- Descripteur LBP

## 1. Calcul d'un code binaire

- Pour une image d'intensité (grayscale);
- Seuillage de  $P$  pixels du voisinage d'un pixel par la valeur de celui-ci;
- Considère le résultat comme un nombre binaire ( $2^P$  valeurs possibles).

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p$$

$$\text{avec } s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

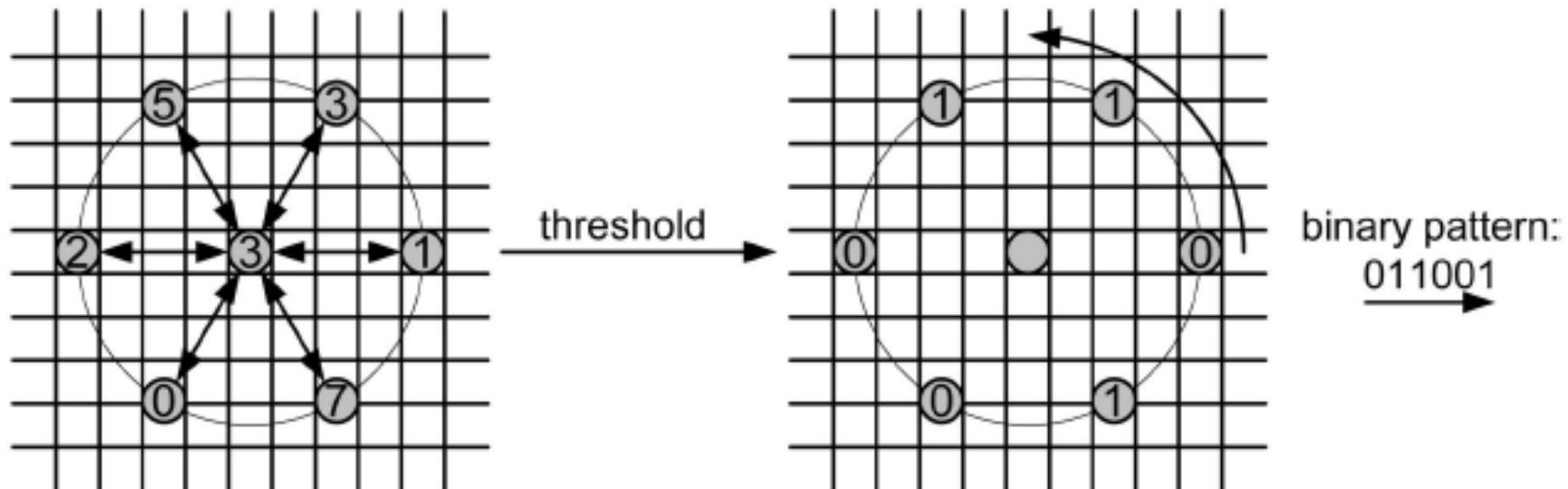
$g_c$  valeur d'intensité du pixel du centre  $(x_c, y_c)$

$g_p$  valeur d'intensité de  $P$  pixels espacés également sur un cercle de rayon  $R$ .

# Descripteurs locaux binaires

## □ Descripteur LBP

- Interpolation si on est entre deux pixels sur le cercle.



# Descripteurs locaux binaires

---

## □ Descripteur LBP

### 1. Calcul d'un code binaire

- En pratique pour les régions uniformes ou presque, la version de base n'est pas très robuste à cause du bruit.
- Utilise donc:

$$s(g_p - g_c + a)$$

- Exemple  $a=3$ ;

# Descripteurs locaux binaires

---

## □ Descripteur LBP

### 2. Calcul de l'histogramme de codes binaires

- Calcul l'histogramme des LBPs sur une région autour du pixel.
- La région peut être plus ou moins grande selon l'application. Typiquement 16x16.
- L'histogramme est composé du nombre de répétitions de chaque code binaire dans la région.
- Cet histogramme peut être normalisé.
- L'histogramme constitue le descripteur.
- Notez que dans ce cas-ci la distance de Hamming n'est pas applicable.

# Descripteurs locaux binaires

---

- Descripteur BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Features)
  - Descripteur basé sur un très grand nombre de comparaisons binaires.
  - Le descripteur résultant des comparaisons est un vecteur de valeurs binaires pouvant être comparé avec la distance de Hamming.
  - Il est donc rapide à calculer, et rapide à comparer.

# Descripteurs locaux binaires

---

- Descripteur BRIEF
  - Calcul du descripteur

- Tests effectués dans une région  $p$  de taille  $S \times S$
  - Un test sur l'intensité des pixels est calculé par

$$\tau(p; x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } p(x) < p(y) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

- Sur  $n_d$  positions (128, 256, ou 512), on obtient un descripteur discriminant.

$$f_{n_d}(p) = \sum_{1 \leq i \leq n_d} 2^{i-1} \tau(p; x_i, y_i)$$

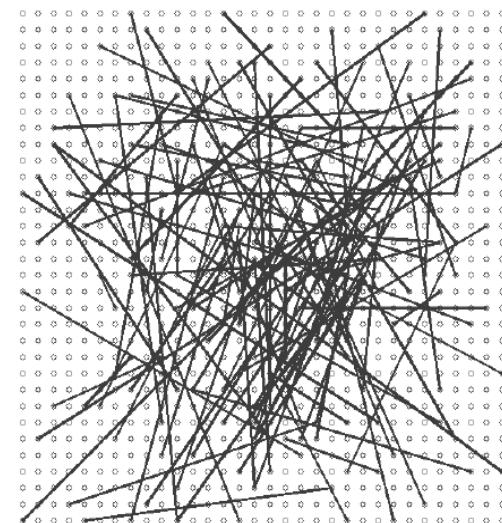
# Descripteurs locaux binaires

---

## □ Descripteur BRIEF

### ■ Choix des $n_d$ tests

- Les expériences montrent qu'une configuration tirée au hasard à partir d'une distribution Gaussienne donne le meilleur résultat. La configuration GII est toujours utilisée en pratique.



# Descripteurs locaux binaires

---

- Descripteur FREAK (Fast Retina Keypoint)
  - Descripteur basé sur un très grand nombre de comparaisons binaires.
  - Le descripteur résultant des comparaisons est un vecteur de valeurs binaires pouvant être comparé avec la distance de Hamming.
  - Il est donc rapide à calculer, et rapide à comparer.
  - Par rapport à BRIEF, on considère la comparaison de groupes de pixels plutôt que de pixels individuels.

# Descripteurs locaux binaires

---

## □ Descripteur FREAK

### ■ Calcul du descripteur

- Tests effectués dans une région  $p$  de taille  $S \times S$
- On compare des différences de Gaussiennes (DoG)

$$T(P_a) = \begin{cases} 1 & \text{si } (I(P_a^{r_1}) - I(P_a^{r_2})) > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

- Où  $I(P_a^{r_1})$  est l'intensité moyenne (pondérée par une Gaussienne) dans un champ réceptif.

# Descripteurs locaux binaires

---

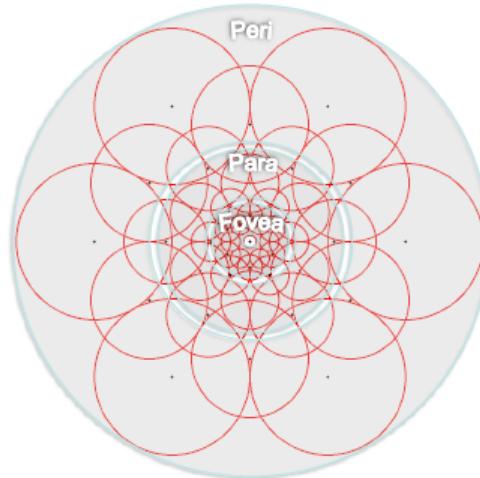
- Descripteur FREAK
  - Calcul du descripteur
    - Le descripteur est une séquence de tests binaires de différences de Gaussiennes dans une région  $n \times n$ .

$$F = \sum_{0 \leq a < N} 2^a T(P_a)$$

# Descripteurs locaux binaires

---

- Descripteur FREAK
  - Champs receptifs
    - Basés sur le système visuel humain.



# Descripteurs locaux binaires

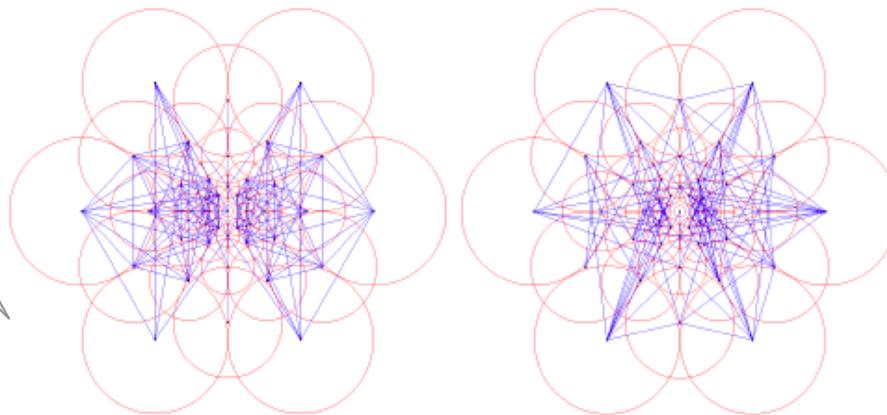
---

- Descripteur FREAK
  - Descripteur grossier à fin (coarse to fine)
    - Le descripteur fait des tests sur 512 paires de champs receptifs, les 128 premières paires sont souvent suffisantes.
    - Voir page suivante.
    - Évalue la direction du gradient (par la différence de champs receptifs) pour rendre le descripteur invariant aux rotations.

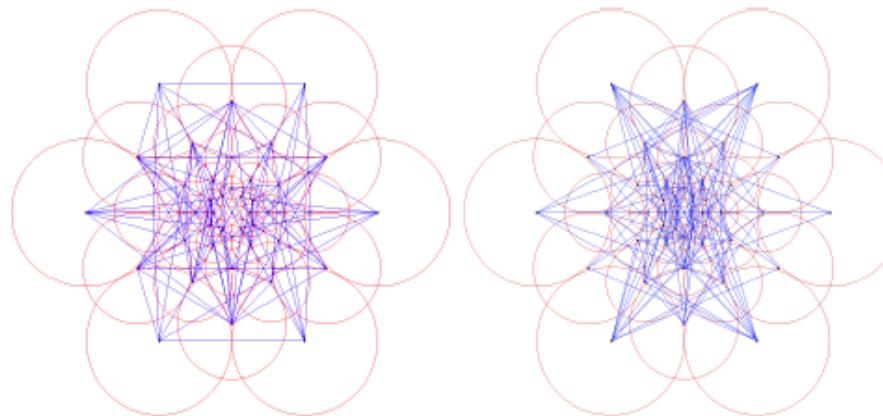
# Descripteurs locaux binaires

## □ Descripteur FREAK

Grossier  
(coarse)



Fin (fine)



# Bibliographie

---

- A.H.Barr, Superquadrics and Angle-Preserving Transformations, IEEE CG &A, 1981, pp.11-23
- M.Benamoun, B.Boashash, A Structural-Description-Based Vision System for Automatic Object Recognition, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part B: Cybernetics, Vol. 27, No. 6, 1997, pp.893-906
- R.Bergevin, M.D.Levine, Generic Object Recognition: Building and Matching Coarse Descriptions from Line Drawing, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No. 1, 1993, pp. 19-36
- I.Biederman, Recognition-by-Components: A Theory of Human Image Understanding, Psychological Review, Vol 94, No2, 1987, pp. 115-147
- S.J.Dickinson et al., 3-D Shape Recovery Using Distributed Aspect Matching, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, No. 2, 1992, pp. 174-198
- A.R.J.François, G. Medioni, Generic Shape Learning and Recognition, in ECCV'96, 1996
- Y.Gdalyahu, D. Weinshall, Flexible Syntactic Matching of Curves and Its Application to Automatic Hierarchical Classification of Silhouettes, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, No. 12, 1999, pp. 1312-1328
- A.Held, K. Abe, On the Decomposition of Binary Shapes into Meaningful Parts, Pattern Recognition, Vol. 27, No.5, 1994, pp. 637-647
- L.J.Latecki,R.Lakamper, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 10, 2000, pp. 1185-1190
- D.G. Lowe, Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, International Journal of Computer Vision 60(2), 2004, pp. 91-110
- G.A. Bilodeau, R.Bergevin, Part segmentation of objects in real images, *Pattern Recognition*, vol. 35, December 2002, pp. 2913-2926

# Bibliographie (suite)

---

- M.Pilu, R.B.Fisher, Model-drive grouping and recognition of generic object parts from single images, *Robotics and Autonomous Systems* 21, 1997, pp. 107-122
- A. Sanfeliu et al., Graph-based representations and techniques for image processing and image analysis, *Pattern Recognition*, Vol. 35, 2002, pp. 639-650
- B.J.Stankiewicz, Empirical Evidence for Independent Dimensions in the Visual Representation of Three-Dimensional Shape, *Journal of Experimental Psychology*, Vol. 28, No. 4, 2002, pp. 913-932
- M.J. Tarr, H.H.Bulthoff, Is Human Object Recognition Better Described by Geon Structural Descriptions or by Multiple Views? Comments on Biederman and Gerhardstein (1993), *Journal of Experimental Psychology*, Vol. 21, No. 6, 1995, pp. 1494-1505
- H.Tek et al., Shocks from Images: Propagation of Orientation Elements, in *CVPR'97*, 1997, pp. 839-845
- T.Vlachos, A.G.Constantinides, Graph-theoretical approach to colour picture segmentation and contour classification, *IEE Proceedings-I*, Vol. 140, No. I, 1993, pp. 36-45
- B.Willems,J.Wagemans, Matching Multicomponent Objects From Different Viewpoints: Mental Rotation as Normalization?, *Journal of Experimental Psychology*, Vol. 27, No. 5, 2001, pp. 1090-1115
- M.Zerroug, R.Nevatia, Three-Dimensional Descriptions Based on the Analysis of the Invariant and Quasi-Invariant Properties of Some Curved -Axis Generalized Cylinders, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 18, No. 3, 1996, pp. 237-253
- M.Zerroug, R.Nevatia, Part-Based 3D Descriptions of Complex Objects from a Single Image, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21, No. 9, 1999, pp. 835-848
- M. Mokhtari, R.Bergevin, Generic Multi-scale Segmentation and Curve Approximation Method, in *LNCS 2106: Scale-Space and Morphology in Computer Vision*, Vancouver, Canada, 2001, 227-235

# Bibliographie (suite)

---

- E. Shechtman, M. Irani, Matching Local Self-Similarities across Images and Videos, in CVPR 2007
- T. Olaja, M. Pietikaininen, D. Harwood, Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions, in ICPR 1994
- M. Calonder, V. Lepetit, C. Srecha, P. Fua, BRIEF : Binary Robust Independent Elementary Features, in ECCV 2010
- A. Alahi, R. Ortiz, P. Vandergheynst, FREAK : Fast Retina Keypoint, in CVPR 2012