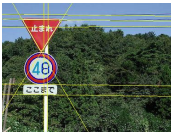


ENSTA 3e année - Cours ROB313

Modèles pour la Détection d'Objets

Antoine Manzanera
ENSTA-Paris



Modèles d'Objets pour la Détection et la Reconnaissance

Objectifs du cours

Passer d'une *représentation locale* associée à un ensemble de points (contours, points d'intérêt,...), à une *représentation globale* associée à un objet, une scène, une action, une catégorie visuelle...

Portée du cours : Approches présentées

- *Sac-de-mots visuels* : Statistique d'occurrence d'éléments locaux, liée à une hypothèse de localisation (fenêtre glissante).
- *Modèle de Hough* : Statistique de co-occurrence d'éléments locaux, sans hypothèse de localisation (principe de vote).

Plan de la présentation

- 1 Introduction
- 2 Sac de mots visuel
- 3 Transformées de Hough
 - Contexte et Principes de base
 - Transformées de Hough Analytiques Classiques
 - Transformées de Hough Denses 1-to-1
- 4 Modèles Implicites de Formes
 - Transformées de Hough Généralisées
 - Transformée de Hough Dense Généralisée
 - Forêts de Hough
- 5 Conclusion

Plan de la présentation

- 1 Introduction
- 2 Sac de mots visuel
- 3 Transformées de Hough
 - Contexte et Principes de base
 - Transformées de Hough Analytiques Classiques
 - Transformées de Hough Denses 1-to-1
- 4 Modèles Implicites de Formes
 - Transformées de Hough Généralisées
 - Transformée de Hough Dense Généralisée
 - Forêts de Hough
- 5 Conclusion

Rappels sur les caractéristiques locales

Un descripteur local est un vecteur associé à un point de l'image, et représentatif de la géométrie locale. Ils peut être calculé de façon dense (i.e. pour tous les points de l'image), ou - plus fréquemment - sur le support restreint formé par les points d'intérêt. Le calcul des caractéristiques locales repose donc sur deux éléments :

- ① Un **détecteur** : algorithme qui réduit le support de l'image à un plus petit nombre de points d'intérêt.
- ② Un **descripteur** : algorithme qui calcule le vecteur représentatif de la géométrie locale.

(voir Cours Caractéristiques ROB317)

Propriété des caractéristiques locales

Le détecteur doit être :

- **Répérable** : les mêmes points doivent être calculés indépendamment de la déformation ou des distorsions.
- **Significatif** : les points doivent pouvoir être aussi nombreux que possible.
- **Rapide** à calculer.

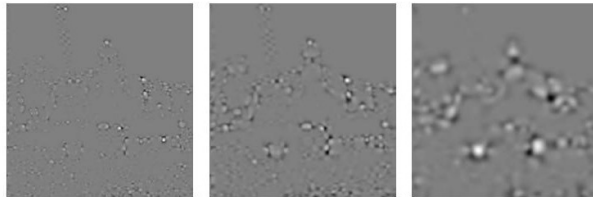
Le descripteur doit être :

- **Discriminant** : i.e. représentatif de la géométrie locale.
- **Robuste** : i.e. invariant aux déformations et distorsions.
- **Rapide** à calculer.

Exemple : Détecteur KAZE (OpenCV)



Espace d'échelle non linéaire (Diffusion anisotropique)



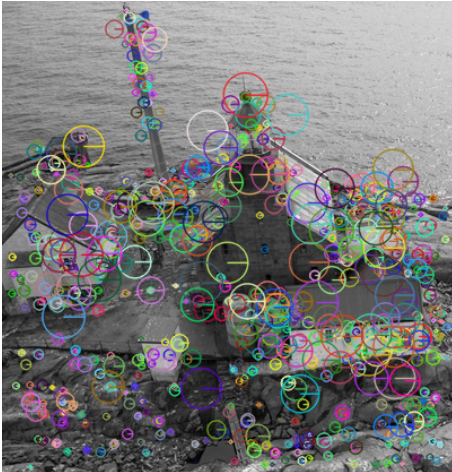
Déterminant de la hessienne : $\sigma^2 \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \right)^2 \right)$

Le détecteur KAZE
[Alcantarilla 12] calcule
 les extrema locaux du
 déterminant de la matrice
 Hessienne estimée à
 plusieurs échelles (espace
 d'échelles non linéaire).

Rappel :

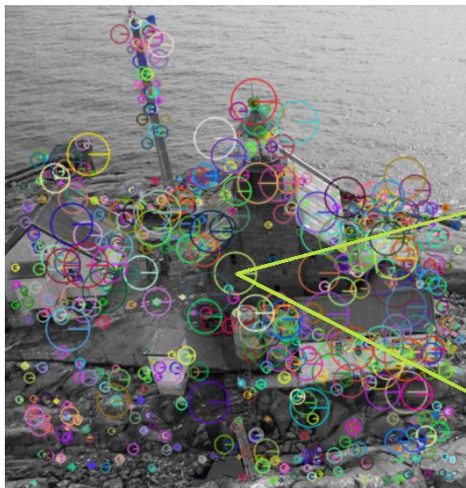
$$\left(\frac{\partial^{i+j} I}{\partial^i x \partial^j y} \right)_{\sigma} = I \star \frac{\partial^{i+j} G_{\sigma}}{\partial^i x \partial^j y}$$

Exemple : Détecteur KAZE (OpenCV)

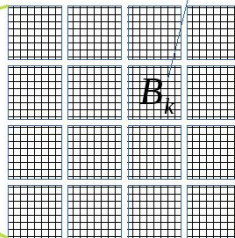


- Chaque point KAZE possède donc une échelle propre, celle à laquelle il a été détecté.
- On peut lui associer aussi une orientation propre, par exemple en calculant les orientations du gradient dominantes dans son voisinage.

Descripteur M-SURF (associé à KAZE dans OpenCV)



$$D = \left[\left(\sum_{x \in B_k} \frac{\partial I}{\partial x}, \sum_{x \in B_k} \frac{\partial I}{\partial y}, \sum_{x \in B_k} \left| \frac{\partial I}{\partial x} \right|, \sum_{x \in B_k} \left| \frac{\partial I}{\partial y} \right| \right) \right]_{0 \leq k \leq 15}$$

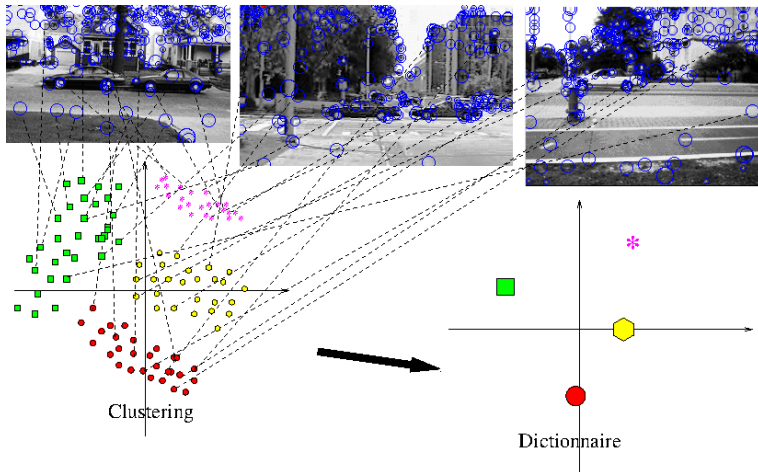


Sac de mots visuels : Construction du Modèle

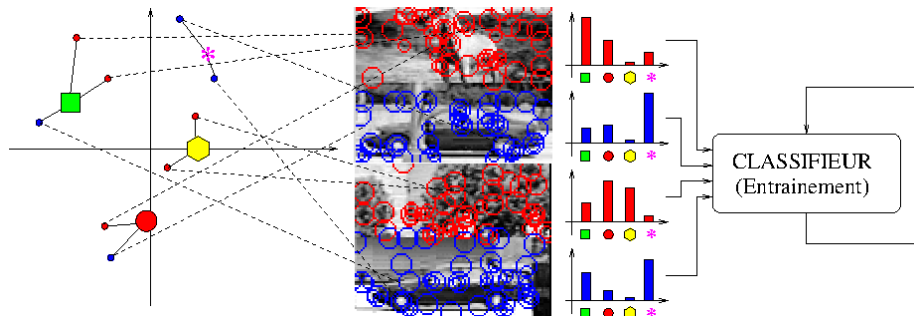
La représentation par sac de mots visuels (*Visual Bag-of-Words*, *V-BoW*) consiste à produire un descripteur global unique à partir de statistiques recueillies sur les descripteurs locaux :

- 1 L'espace des descripteurs locaux est réduit à un nombre limité d'étiquettes en utilisant un algorithme de quantification vectorielle (création d'un dictionnaire, ex : k-means)
→ **Phase d'apprentissage non supervisé.**
- 2 Des histogrammes de mots visuels sont recueillis sur une base d'exemple d'objets et utilisés comme descripteurs globaux pour entraîner un classifieur (ex : SVM)
→ **Phase d'apprentissage supervisé.**

V-BoW (1) : Construction du dictionnaire



V-BoW (2) : Entraînement du classifieur

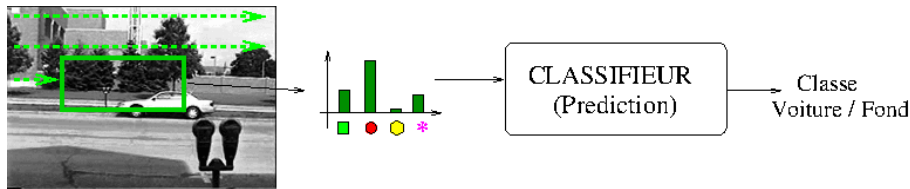


Sac de mots visuels : Détection

La représentation par sac de mots visuels (*Visual Bag-of-Words*, *V-BoW*) consiste à produire un descripteur global unique à partir de statistiques recueillies sur les descripteurs locaux :

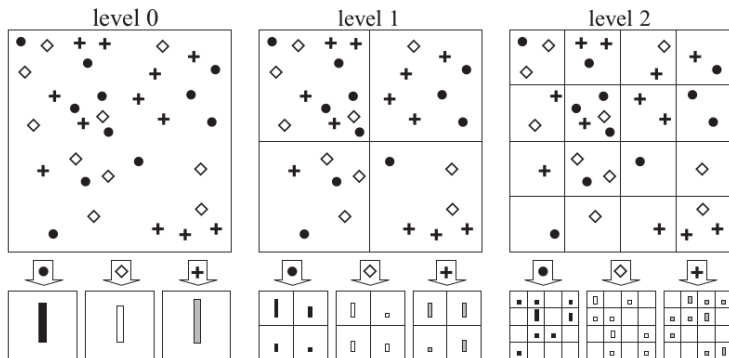
- Sur une image/objet/fenêtre inconnu, des points d'intérêt sont extraits et leurs descripteurs sont associés à un mot du dictionnaire visuel (ex : kNN)
→ **Classification locale.**
- L'histogramme de mots construit est ensuite utilisé pour classifier globalement l'image/objet/fenêtre
→ **Classification globale.**

V-BoW (3) : Détection / Prédiction de Classes



- + Résistant aux déformations !
- Peu discriminant car ignore l'organisation spatiale des éléments locaux !

Compromis Invariance-Discrimination : V-BoW Pyramidal



[Lazebnik 06]

Plan de la présentation

- 1 Introduction
- 2 Sac de mots visuel
- 3 **Transformées de Hough**
 - Contexte et Principes de base
 - Transformées de Hough Analytiques Classiques
 - Transformées de Hough Denses 1-to-1
- 4 Modèles Implicites de Formes
 - Transformées de Hough Généralisées
 - Transformée de Hough Dense Généralisée
 - Forêts de Hough
- 5 Conclusion

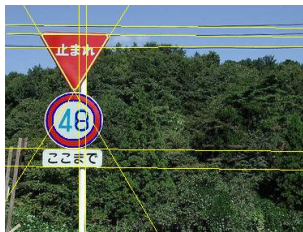
Détection de Formes paramétrées dans les Images

Forme analytique

- Droites, cercles, coniques,...
- Définies par une équation

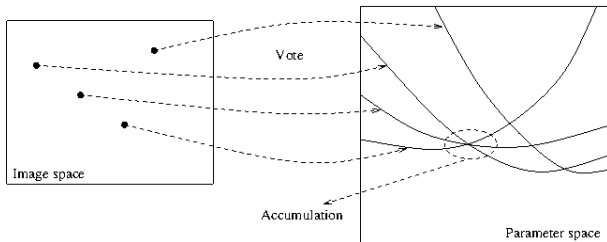
Objet

- Voiture, visage,...
- Paramètres définis par l'utilisateur
- Fondée sur Exemples / Apprentissage



Transformée de Hough : Vue globale

- L'une des applications les plus anciennes en Vision par Ordinateur (Images de chambres à bulles, fin des années 50).
- Utilisable à la fois pour des formes analytiques (courbes) et non analytiques (objets).
- Fondée sur un mécanisme d'accumulation (vote) de l'espace image (pixels) à un espace de paramètres multidimensionnel.



Dualité des espaces Image / Paramètre

Courbe analytique paramétrée dans l'espace Image $\mathcal{E} = \mathbb{R}^n$

$$\mathcal{C}^{\mathbf{a}_0} = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n; \phi(\mathbf{x}, \mathbf{a}_0) = 0\}, \text{ avec } \mathbf{a}_0 \in \mathbb{R}^m$$

Surface paramétrique duale dans l'espace des paramètres $\mathcal{P} = \mathbb{R}^m$

$$\mathcal{D}^{\mathbf{x}_0} = \{\mathbf{a} \in \mathbb{R}^m; \phi(\mathbf{x}_0, \mathbf{a}) = 0\}, \text{ avec } \mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^n$$

Transformée de Hough théorique d'un ensemble $I \subset \mathbb{R}^n$

Ensembliste

$$\Gamma_I^\phi = \bigcup_{\mathbf{x} \in I} \mathcal{D}^{\mathbf{x}}$$

Fonctionnelle

$$\Gamma_I^\phi = \sum_{\mathbf{x} \in I} \mathbb{1}_{\mathcal{D}^{\mathbf{x}}}$$

Cas des droites et des cercles

Droites : équation polaire

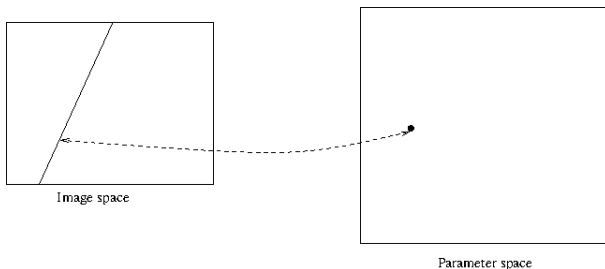
- Équation : $\phi(x, y, \theta, \rho) = x \cos \theta + y \sin \theta - \rho = 0$
- Courbe image $\mathcal{C}^{(\theta, \rho)}$: droite.
- Courbe duale $\mathcal{D}^{(x, y)}$: sinusoïde.

Cercles : équation cartésienne

- Équation : $\phi(x, y, c_x, c_y, r) = (x - c_x)^2 + (y - c_y)^2 - r^2 = 0$
- Courbe image $\mathcal{C}^{(c_x, c_y, r)}$: cercle.
- Surface duale $\mathcal{D}^{(x, y)}$: cône.

Transformée de Hough : détails (1)

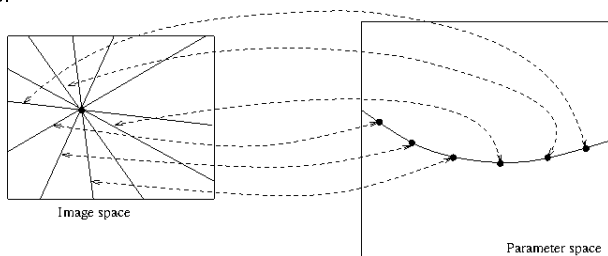
Chaque point de l'espace des paramètres (dimension = nombre de paramètres) correspond à une unique forme dans l'espace image.
Exemple : Un point dans l'espace des coordonnées polaires (θ, ρ) correspond à une droite.



Transformée de Hough : détails (2)

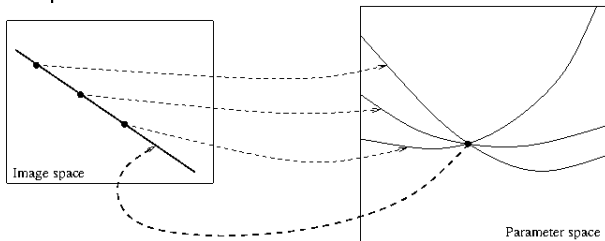
Chaque courbe de l'espace des paramètres correspond à un unique point ou, de manière équivalente, à un faisceau de formes dans l'espace image.

Exemple : Une sinusoïde correspond à un faisceau de droites, i.e. un point.



Transformée de Hough : détails (3)

Réciproquement, différents points appartenant à la même forme dans l'espace image forment un faisceau de courbes dans l'espace des paramètres, qui converge vers un unique point qui définit la forme correspondante.



Transformée de Hough : en pratique

En pratique les espaces image \mathcal{E} et paramètre \mathcal{P} sont tous deux discrétisés.

Classiquement, la transformée de Hough (i.e. le résultat de la projection de tous les points de l'espace image dans l'espace des paramètres) est calculée à partir d'un nombre limité de points : les contours.

La projection est habituellement réalisée selon l'une des deux techniques duales :

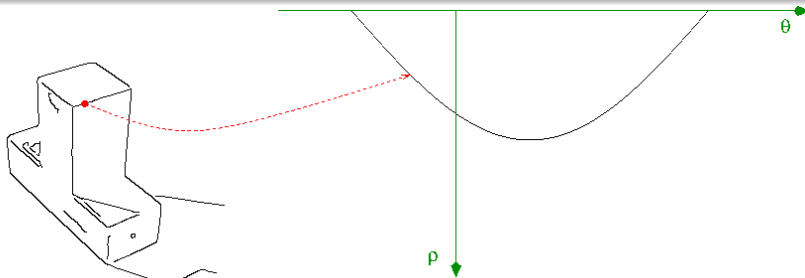
- La projection many-to-one
- La projection one-to-many

One-to-many vs Many-to-one

La projection **many-to-one** ou divergente

Elle est définie par $\Gamma_I^\phi = \sum_{x \in I} \mathbb{1}_{\mathcal{D}^x}$,

soit l'union (somme des fonctions indicatrices) de toutes les courbes duales associées aux points du contour.

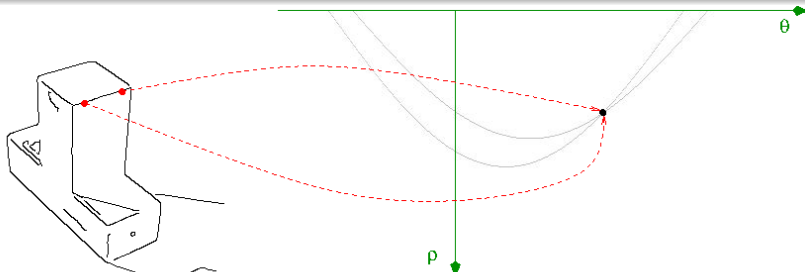


One-to-many vs Many-to-one

La projection **one-to-many** ou convergente

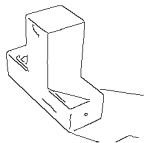
Elle est définie par $\hat{\Gamma}_I^\phi = \sum_{S \subset I, |S|=\dim(\mathcal{P})} \mathbb{1}_{\{\mathbf{a}_S\}}$,

où $\{\mathbf{a}_S\} = \bigcap_{\mathbf{x} \in S} \mathcal{D}^{\mathbf{x}}$, est un point unique de \mathcal{P} , qui représente la seule courbe de \mathcal{E} contenant tous les points de S .

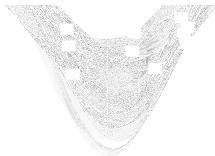


Détection : Maxima de la Transformée de Hough

Une fois l'ensemble des points (ou des m -uplets) de I (1) projetés (2), les meilleures formes candidates sont détectées (4) en calculant les maxima de la transformée de Hough (3).

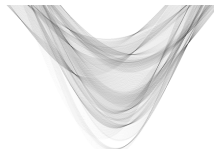


Contours

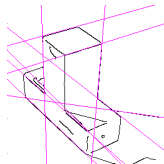


10 plus grands maxima locaux

Antoine Manzanera



TH one-to-many



10 meilleures lignes

Modèles d'Objets

27 / 61

Complexité des TH classiques

- n : nombre d'échantillons / dimension (image).
- p : nombre de pixels du contour binaire.
- m : dimension de l'espace des paramètres.
- k : nombre d'échantillons / dimension (paramètres).

Type Algo	Préliminaires	Transformée	Sélec. Maxima
TH 1-to-many	Détection de contours	vote 1-to-many $\mathcal{O}(pk^{m-1})$	$\mathcal{O}(k^m)$
TH many-to-1	$\mathcal{O}(n^2) + \mathcal{O}(p)$	vote many-to-1 $\mathcal{O}\left(\binom{p}{m}\right)$	

Solutions classiques ? Sous-échantillonner les points du contour :

- TH 1-to-many : TH probabilistes (PHT).
- TH many-to-one : TH aléatoires (RHT).

Retour au modèle différentiel...

- Dans le modèle différentiel, on sait que le comportement local de l'image au voisinage d'un point peut être prédit grâce aux dérivées partielles (Formule de Taylor).
- Il est donc possible, en estimant les dérivées partielles, de prédire en chaque point les paramètres d'une droite (ordre 1) ou d'un cercle (ordre 2) qui passerait en ce point.
- Ces dérivées sont de toutes façons calculées lors de la détection de contours !

Notations

$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, I_{xx} = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2}, I_{xy} = \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y}, \text{ etc.}$$

Dérivées partielles et Transformées de Hough 1-to-1

Approches Classiques

- éparses : Seuls quelques points (contours, points d'intérêt) votent.
- 1-to-many : Chaque point de l'espace image vote uniformément sur une surface de dimension n dans l'espace des paramètres.
- many-to-1 : Chaque n -uplet de points de l'espace image vote pour un unique point de l'espace des paramètres.

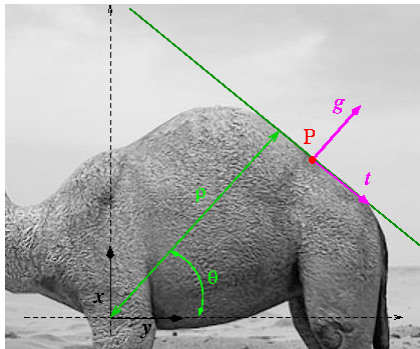
Dérivées partielles et Transformées de Hough 1-to-1

Transformées de Hough fondées sur les dérivées partielles

- denses : Tous les points votent...
- censitaires : ...mais leurs votes n'ont pas le même poids !
- 1-to-1 : Chaque point de l'espace image vote pour un unique point de l'espace des paramètres.

Transformée 1-to-1 : ordre 1

A l'ordre 1, le gradient $g = \nabla I$ définit la direction de l'isophote t , et donc la direction de la droite candidate.



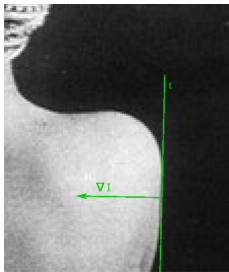
Gradient

$$\nabla I = (I_x, I_y)$$

- $\theta(P) = \arg \nabla I(P)$
- $\rho(P) = \frac{|P \cdot \nabla I|}{\|\nabla I\|}$

Transformée 1-to-1 : ordre 1

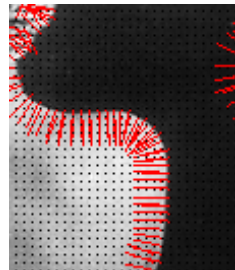
Le poids du vote doit être proportionnel à la fiabilité des mesures locales, qui à l'ordre 1 dépend de la norme du gradient.



Gradient et droite

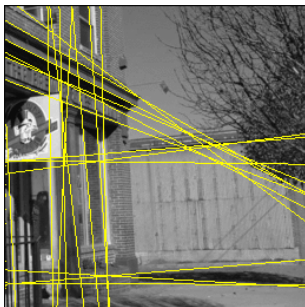


Poids du vote

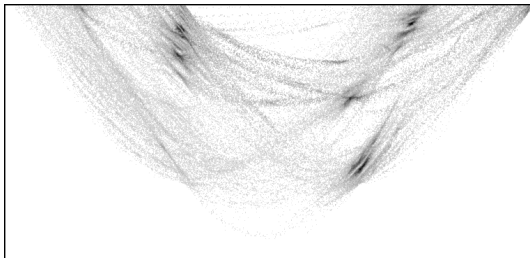


Principaux votes

Transformée 1-to-1 : ordre 1



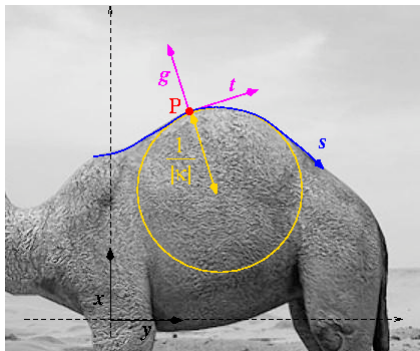
20 meilleures droites



transformée 1-to-1 (ρ, θ)

Transformée 1-to-1 : ordre 2

À l'ordre 2 : $\arg g$, la direction du gradient et κ , la courbure de l'isophote définissent le rayon et le centre du cercle osculateur à la courbe isophote, et donc l'équation du cercle candidat.



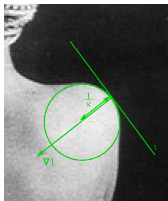
Courbure de l'isophote

$$\kappa = -\frac{I_{xx}I_y^2 - 2I_{xy}I_xI_y + I_{yy}I_x^2}{\|\nabla I\|^3}$$

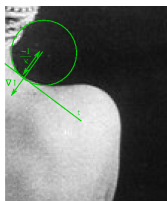
- $r(P) = \frac{1}{|\kappa(P)|}$
- $C(P) = P - \frac{\nabla I}{\kappa \|\nabla I\|}$

Transformée 1-to-1 : ordre 2

Le poids du vote, qui quantifie la fiabilité des mesures locales, est à l'ordre 2 la norme de Frobenius de la matrice hessienne.



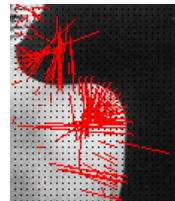
Courbure positive



Courbure négative



Poids du vote

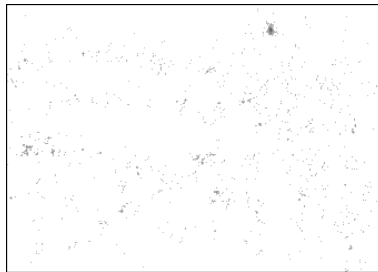


Principaux votes

Transformée 1-to-1 : ordre 2



10 meilleurs cercles



Transformée 1-to-1 (ρ, x, y) (plan $\rho = 19$)

Bilan de complexité global

- n : nombre d'échantillons / dimension (image).
- p : nombre de pixels du contour binaire.
- m : dimension de l'espace des paramètres.
- k : nombre d'échantillons / dimension (paramètres).
- s : nombre d'échelles utilisées dans la THD.

Type Algo	Préliminaires	Transformée	Sélec. Maxima
TH 1-to-many	Détection de contours $\mathcal{O}(n^2) + \mathcal{O}(p)$	vote 1-to-many $\mathcal{O}(pk^{m-1})$	$\mathcal{O}(k^m)$
TH many-to-1		vote many-to-1 $\mathcal{O}\left(\binom{p}{m}\right)$	
THD 1-to-1	Calcul des dérivées + vote 1-to-1 $\mathcal{O}(sn^2)$		

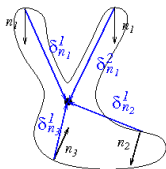
Plan de la présentation

- 1 Introduction
- 2 Sac de mots visuel
- 3 Transformées de Hough
 - Contexte et Principes de base
 - Transformées de Hough Analytiques Classiques
 - Transformées de Hough Denses 1-to-1
- 4 **Modèles Implicites de Formes**
 - Transformées de Hough Généralisées
 - Transformée de Hough Dense Généralisée
 - Forêts de Hough
- 5 Conclusion

Transformées de Hough Généralisées

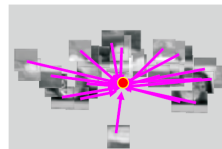
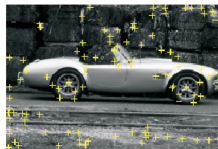
Les transformées de Hough généralisées classiques sont *éparses* : elles sont calculées sur un nombre réduit de points caractéristiques, comme un contour fermé [Ballard 81], ou des points d'intérêt [Leibe 04], qui sont indexés dans une R-Table :

$$\mathcal{R} = \{i, \{\vec{\delta}_i^j\}_j\}_i$$



Contour

$$\begin{aligned} n_1 : & \{ \delta_{n_1}^1, \delta_{n_1}^2, \dots \}, \\ n_2 : & \{ \delta_{n_2}^1, \dots \}, \\ n_3 : & \{ \delta_{n_3}^1, \dots \}, \\ & \dots \} \end{aligned}$$



Points d'intérêt

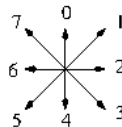
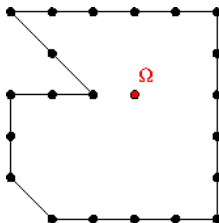
Construction de la R-Table

La R-table est un modèle de forme, construit à partir d'un prototype. Soit Ω le centre (arbitraire) du prototype. Chaque point M du prototype est indexé par une caractéristique géométrique i , correspondant aux indices de ligne de la R-table.

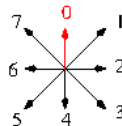
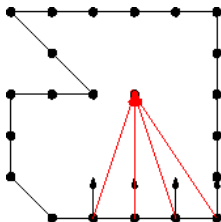
La R-table est construite en ajoutant le vecteur déplacement $\overrightarrow{M\Omega}$ dans la ligne index i .

Construction de la R-Table

Par exemple considérons les points du contour suivant comme prototype, indexé par la direction de la normale au contour, quantifiée sur 8 valeurs :

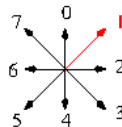
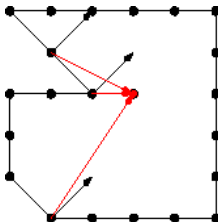


Construction de la R-Table



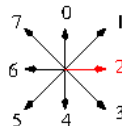
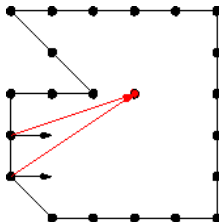
Index	Liste de vecteurs				
0	$\begin{pmatrix} -2 \\ -3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -1 \\ -3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0 \\ -3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 \\ -3 \end{pmatrix}$	end

Construction de la R-Table



Index	Liste de vecteurs				
0	$\begin{pmatrix} -2 \\ -3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -1 \\ -3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0 \\ -3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 \\ -3 \end{pmatrix}$	end
1	$\begin{pmatrix} 2 \\ -3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}$	end	

Construction de la R-Table

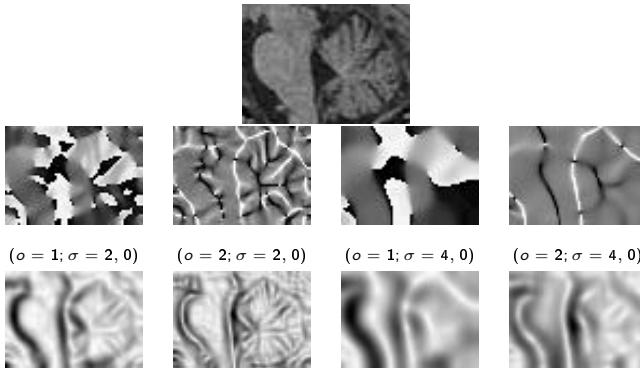


Index	Liste de vecteurs				
0	$\begin{pmatrix} -2 \\ -3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -1 \\ -3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0 \\ -3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 \\ -3 \end{pmatrix}$	end
1	$\begin{pmatrix} 2 \\ -3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}$	end	
2	$\begin{pmatrix} 3 \\ -2 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 3 \\ -1 \end{pmatrix}$	end		

et ainsi de suite...

R-Tables denses indexées par les dérivées

Dans l'approche *dense*, les indices i de la R-table sont les valeurs quantifiées des dérivées multiéchelles, qui sont disponibles partout.



R-Table pondérées : $\{i, \{\vec{\delta}_i^j, \omega_i^j\}_j\}_i$

Transformée de Hough Généralisée : Détection d'Objet

Initial: $H(\mathbf{x}) = 0$ partout.

Pour tout point \mathbf{x} de l'image,
soit $\lambda(\mathbf{x})$ la dérivée quantifiée.

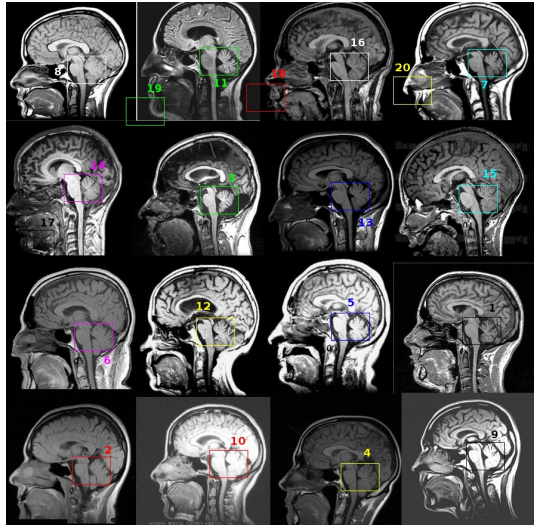
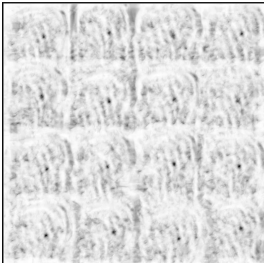
Pour toute occurrence j
de la R-Table associée à
 $\lambda(\mathbf{x})$, faire :

$$H(\mathbf{x} + \delta_{\lambda(\mathbf{x})}^j) += \omega_{\lambda(\mathbf{x})}^j$$

Les meilleurs objets candidats sont
localisés sur les maxima de H .

Transparent suivant : Transformée de
Hough (à gauche, réduite de 50%),
et mosaïque d'images sagittales MRI
avec les 20 meilleurs candidats
«cervelet» (à droite).

Transformée de Hough Généralisée : Détection d'Objet



Limitations de la R-Table pour la détection d'Objet

- La représentation traditionnelle de la TH généralisée (R-Table) est plus adaptée pour une instance particulière d'objets (ex : suivi d'objet) que pour une classe d'objet (détection).
- On peut gérer la variabilité (vue, pose, type,...) en multipliant les R-Tables, au prix de la taille du modèle et du coût de la détection.
- On peut aussi utiliser d'autres modèles de représentation, plus flexibles...

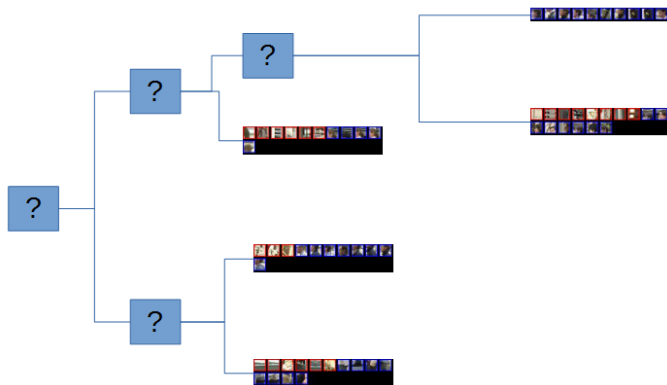
Forêts de Hough pour la représentation d'objet

Une forêt de Hough [**Gall 2011**] est une représentation hybride qui combine les notions d'arbres aléatoires et de R-Table.

- L'objectif est d'indexer les éléments locaux (pixels, patches...) extraits d'une base d'apprentissage en regroupant les éléments similaires.
- Les groupes correspondent aux feuilles des arbres aléatoires.
- L'ensemble des éléments extraits de la base d'apprentissage forme la racine de l'arbre.
- Chaque nœud d'un arbre correspond à un prédicat lié à l'apparence locale (ex : $f(\mathbf{x} - \mathbf{d}) < f(\mathbf{x} + \mathbf{d}) + \delta$).
- Chaque nœud divise donc récursivement un ensemble d'éléments en deux groupes.

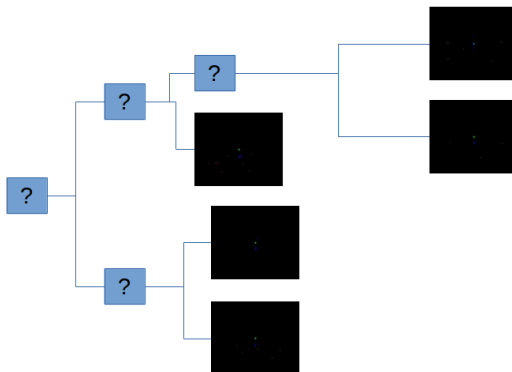
Un exemple d'arbre de Hough

On optimise les arbres aléatoires (choix des prédicats) selon différents critères, par ex. pour séparer au maximum les classes représentées dans les différentes feuilles (entropie de classes).

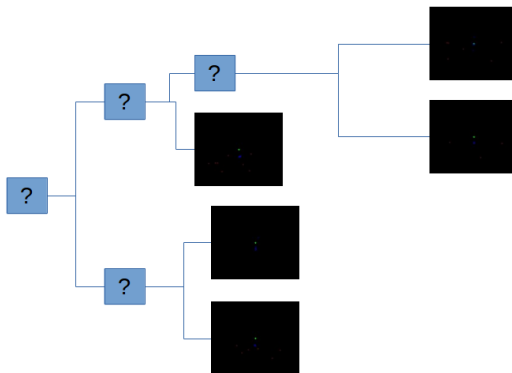


Un exemple d'arbre de Hough

Dans chaque feuille, les éléments locaux appartenant à une classe positive (non fond) sont associés à un vecteur de position relative (comme dans la R-Table).

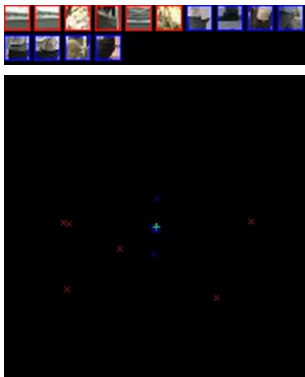


Forêts de Hough : détection



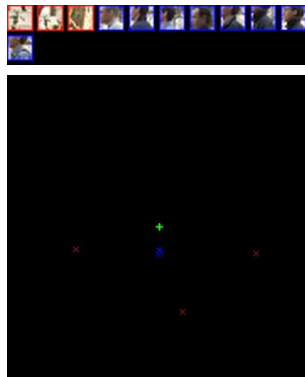
La détection consiste à soumettre chaque pixel, pour chaque arbre de la forêt de Hough, à l'ensemble des questions sur son apparence locale, puis à réaliser l'ensemble des votes correspondant à la feuille d'arrivée.

Deux exemples de feuilles de Hough



Feuille médiocre

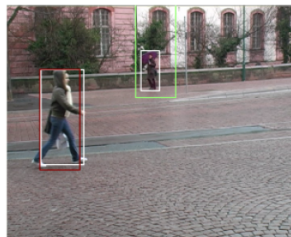
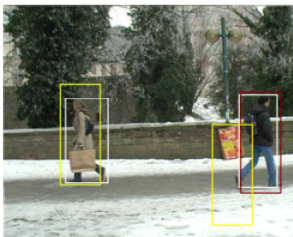
- grosse entropie de labels
- votes positifs dispersés



Feuille efficace

- majorité de labels positifs
- votes positifs concentrés

Forêts de Hough : détection



[Thèse Antoine Tran]

Plan de la présentation

- 1 Introduction
- 2 Sac de mots visuel
- 3 Transformées de Hough
 - Contexte et Principes de base
 - Transformées de Hough Analytiques Classiques
 - Transformées de Hough Denses 1-to-1
- 4 Modèles Implicites de Formes
 - Transformées de Hough Généralisées
 - Transformée de Hough Dense Généralisée
 - Forêts de Hough
- 5 Conclusion

Conclusions : Modèles pour la Détection d'Objets

A retenir pour ce cours

- 2 approches différentes d'agrégation d'éléments d'apparence locale.
- *V-BoW* : Distribution des éléments locaux.
 - + Invariance par rotation
 - Nécessite une localisation (Détection par Fenêtre Glissante)
- *Modèles de Hough* : Co-occurrence des éléments locaux
 - + Sans hypothèse de localisation (Détection directe)
 - + Grande flexibilité de la représentation
 - + Rapidité de la détection
 - Pas d'invariance par rotation

Bibliographie



[Alcantarilla 12] P.F. ALCANTARILLA et al

KAZE Features

ECCV 2012, LNCS, vol 7577, Springer.



[Czurka 04] G CSURKA et al

Visual categorization with bags of keypoints

Ws on statistical learning in comp. vision, ECCV 2004, (1-22)



[Hough 59] P. HOUGH

Machine analysis of bubble chamber pictures.

In: Int. Conf. High Energy Accelerators and Instrumentation. (1959)



[O’Gorman 76] F. O’GORMAN AND B. CLOWES

Finding picture edges through collinearity of feature points

IEEE Trans. on Computers C-25 449-456 (1976)

Bibliographie



[Ballard 81] D.H. BALLARD

Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes.
Pattern Recognition **13** (1981) 111–122



[Lazebnik 06] S.LAZEBNIK, C.SCHMID and J.PONCE

Beyond bags of features: spatial pyramid matching for recognizing
natural scene categories
IEEE Conf. on Comp. Vis. and Pat. Rec. pp.2169 - 2178, 2006



[Leibe 04] B. LEIBE, A. LEONARDIS and B. SCHIELE

Combined object categorization and segmentation with an implicit
shape model
ECCV Workshop on Statistical Learning in Computer Vision (2004)

Bibliographie



[Valenti 08] R. VALENTI and T. GEVERS

Accurate eye center location and tracking using isophote curvature
Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (2008)



[Gall 11] J. GALL, A. YAO, N. RAZAVI, L. VAN GOOL and V. LEMPITSKY

Hough forests for object detection, tracking, and action recognition
IEEE Trans. on pattern analysis and machine intelligence, 33,
2188–2202 (2011)



[Manzanera 16] A.MANZANERA, T.P. NGUYEN, and X. XU.

Line and circle detection using dense one-to-one Hough transforms
on greyscale images
EURASIP Journal on Image and Video Processing, 46 (2016)

Bibliographie



[Tran 16] A. TRAN and A. MANZANERA

Fast growing Hough forest as a stable model for object detection
6th Int. Conf. on Image Proc. Theory, Tools and App. (IPTA).
Oulu, 2016. pp. 1–6.