

# Algorithmie de l'image Transformée de Hough

Christophe Tilmant - Vincent Barra ([tilmant@isima.fr](mailto:tilmant@isima.fr))

ISIMA - Université Blaise Pascal

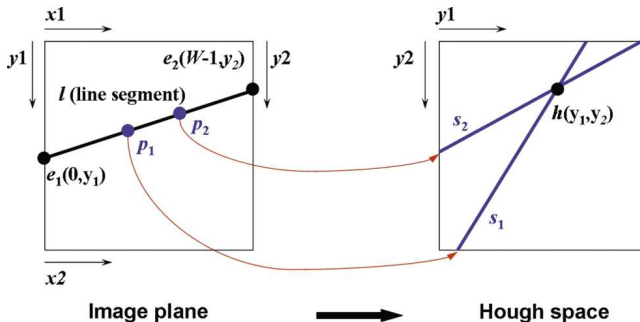
ZZ3 F2-F4



# Standard Hough Transform (1962) : Principe

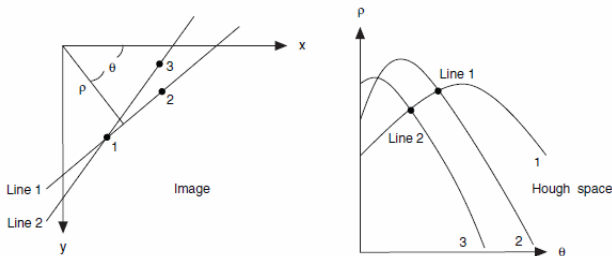
Idee : Détection d'une forme paramétrique basée sur une procédure de vote.

Principe : Après détection d'un point de contour, on vote pour toutes les formes paramétriques pouvant passer par ce point. Finalement, on traite les maxima locaux des "votes".



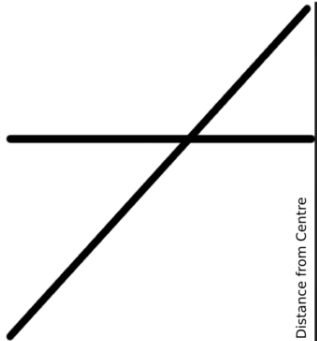
# Détection de droites dans une image

Équation : La représentation  $y = a \cdot x + b$  n'est pas intéressante. En effet  $a \in [-\infty, +\infty]$  et sera dur à discrétiser, on préfère donc  $\rho = x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta)$  car  $\theta \in [0, 2\pi]$  et  $\rho \in [0, \rho_{max}]$ .  
Quand on détecte un point  $(x_0, y_0)$ , on vote  $\forall \theta$  ;  
 $\rho = x_0 \cdot \cos(\theta) + y_0 \cdot \sin(\theta)$  : c'est une sinusoïde.

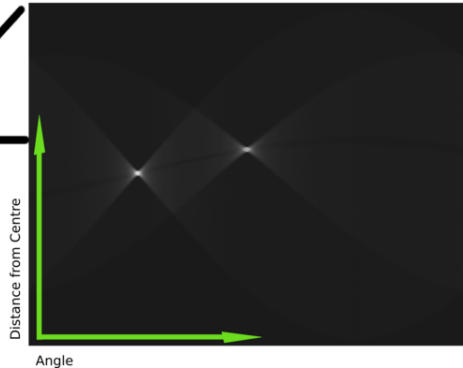


# Détection de droites dans une image

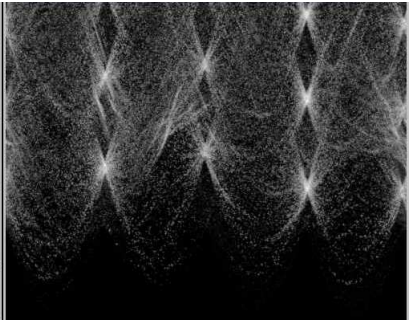
Input Image



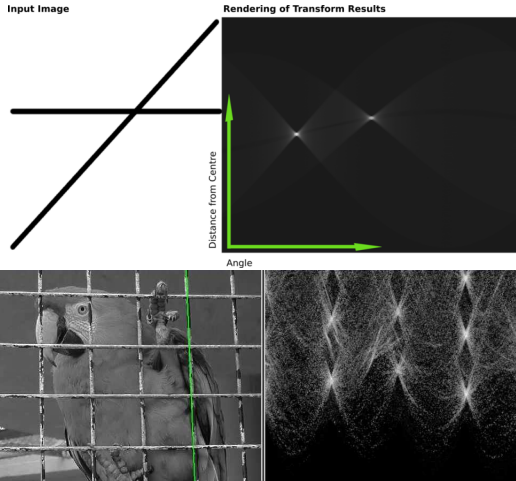
Rendering of Transform Results



# Détection de droites dans une image



# Détection de droites dans une image

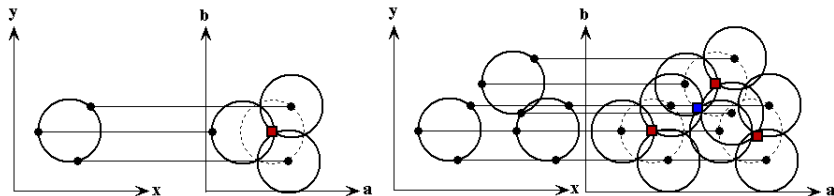
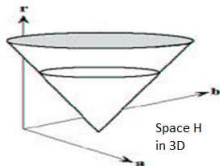


## Détection de cercles dans une image

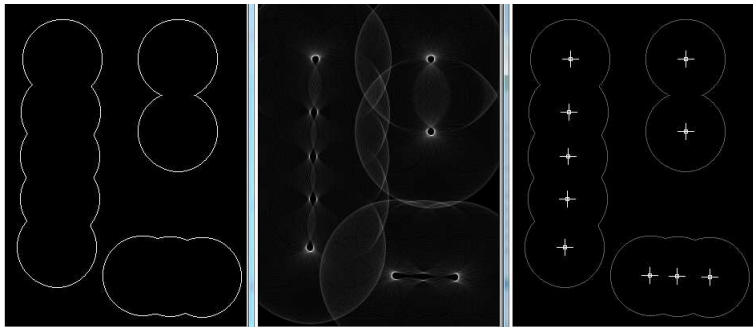
Équation :  $r^2 = (x - a)^2 + (y - b)^2$ , il y a 3 paramètres.

Quand on détecte le point  $(x_0, y_0)$ , on vote  $\forall \theta$  ;

$a = x_0 - r \cos(\theta)$ ,  $b = y_0 - r \sin(\theta)$  : c'est un cône.

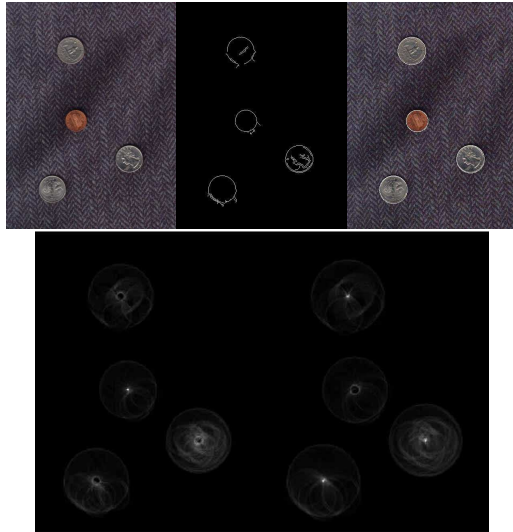


# Détection de cercles dans une image

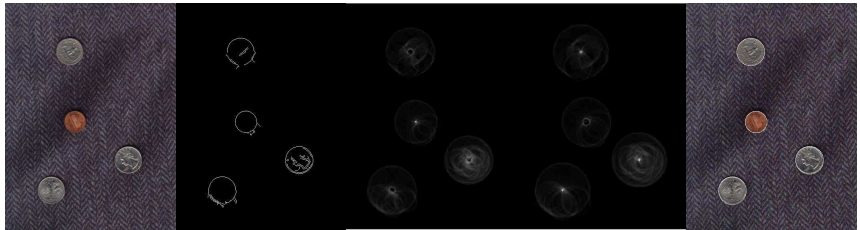
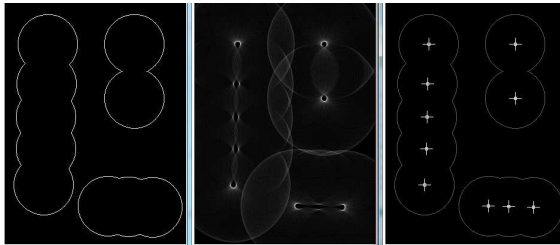




# Détection de cercles dans une image



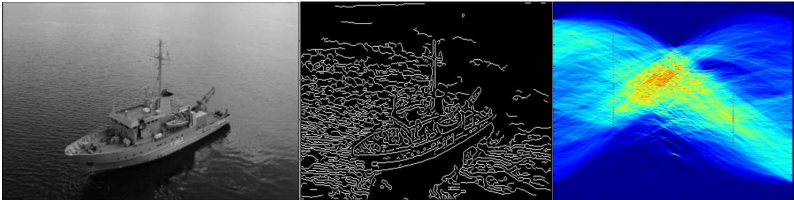
# Détection de cercles dans une image



# Weighted Hough Transform : Principe

Idée : Ne pas voter en "+1", mais en tenant compte de l'importance du point.

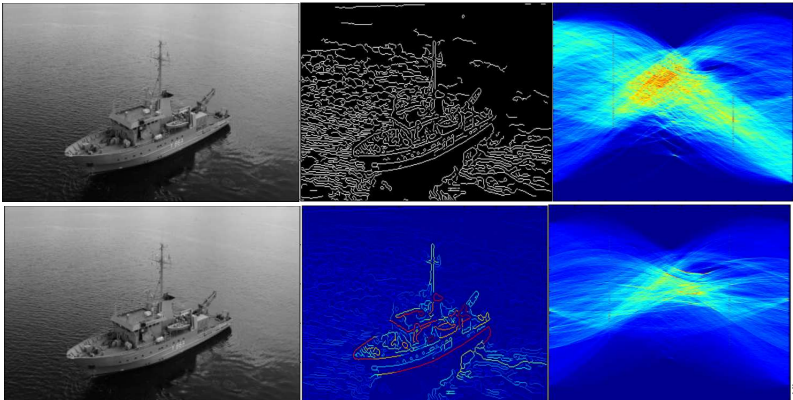
Principe : Comme on utilise un détecteur de contour basé gradient, on pondère le vote par la norme du gradient.



# Weighted Hough Transform : Principe

Idee : Ne pas voter en "+1", mais en tenant compte de l'importance du point.

Principe : Comme on utilise un détecteur de contour basé gradient, on pondère le vote par la norme du gradient.

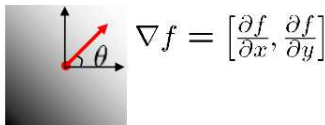


## Modified Hough Transform : Principe

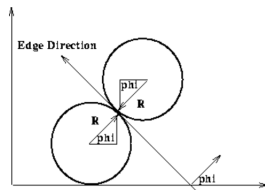
Idée : Suivant les structures géométriques locales du point extrait de l'image, on ne vote que pour les formes qui ont les mêmes structures géométriques.

Principe : Suivant l'orientation du gradient du point, on choisit une forme paramétrique avec la même orientation.

- Droite : on choisit la droite dont la tangente correspond à l'orientation du gradient ;
- Cercle : pour chaque  $\theta$ , on vote pour les deux cercles possédant des normales colinéaires au gradient.



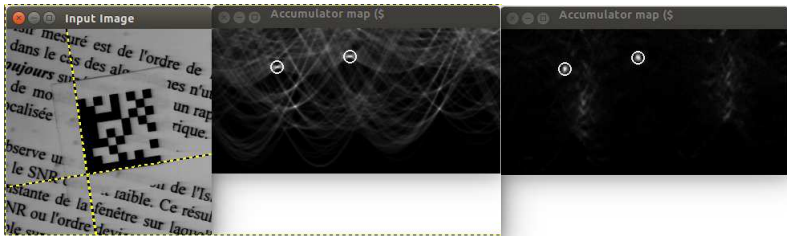
$$\theta = \tan^{-1} \left( \frac{\partial f / \partial y}{\partial f / \partial x} \right)$$



# Modified Hough Transform : Principe

Idee : Suivant les structures géométriques locales du point extrait de l'image, on ne vote que pour les formes qui ont les mêmes structures géométriques.

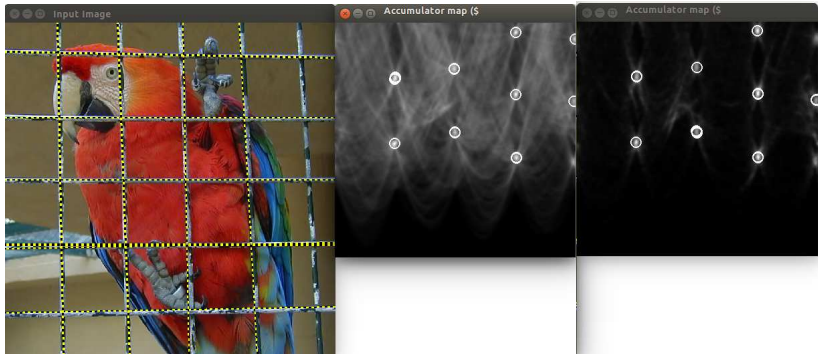
Principe : Suivant l'orientation du gradient du point, on choisit une forme paramétrique avec la même orientation.



## Modified Hough Transform : Principe

Idee : Suivant les structures géométriques locales du point extrait de l'image, on ne vote que pour les formes qui ont les mêmes structures géométriques.

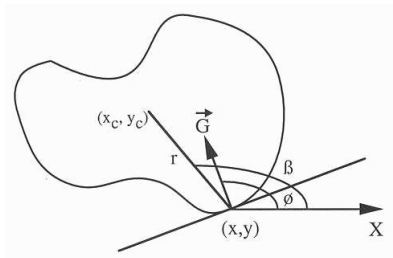
Principe : Suivant l'orientation du gradient du point, on choisit une forme paramétrique avec la même orientation.



# Generalized Hough Transform (1981) : Principe

Idée : détecter une forme arbitraire (et non plus paramétrique) toujours avec un système de vote.

Principe : En partant d'une modèle de forme on crée une signature de la forme (*R-table*), puis on remplit une matrice d'accumulation.



$\phi_1 = 0$	$(r, \beta)_{1_1}$	$(r, \beta)_{1_2}$	$\cdots$	$(r, \beta)_{1_{n_1}}$
$\cdots$	$\cdots$	$\cdots$	$\cdots$	$\cdots$
$\phi_j$	$(r, \beta)_{j_1}$	$(r, \beta)_{j_2}$	$\cdots$	$(r, \beta)_{j_{n_1}}$
$\cdots$	$\cdots$	$\cdots$	$\cdots$	$\cdots$
$\phi_k = \pi$	$(r, \beta)_{k_1}$	$(r, \beta)_{k_2}$	$\cdots$	$(r, \beta)_{k_{n_1}}$



