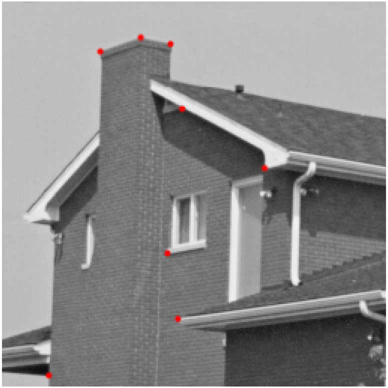
DÉTECTION DE CARACTÉRISTIQUES

Détection de caractéristiques
(feature detection)

Détection de contours

Arêtes des objets : brusque changement de la luminance.

Détection de caractéristiques
(feature detection)



Détection de coins

Brusque changement de la luminance dans les deux dimensions, intersection de deux contours.

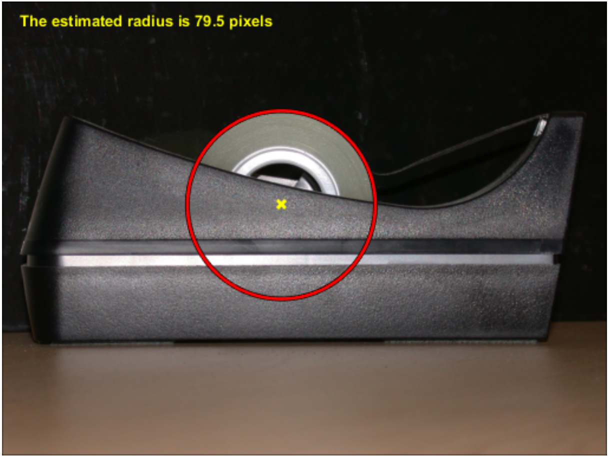
Détection de caractéristiques
(feature detection)

Détection de lignes

Alignements de points (à effectuer après une détection de contours).

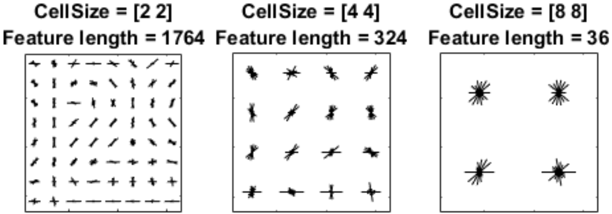
Détection de caractéristiques

Mesurer des objets



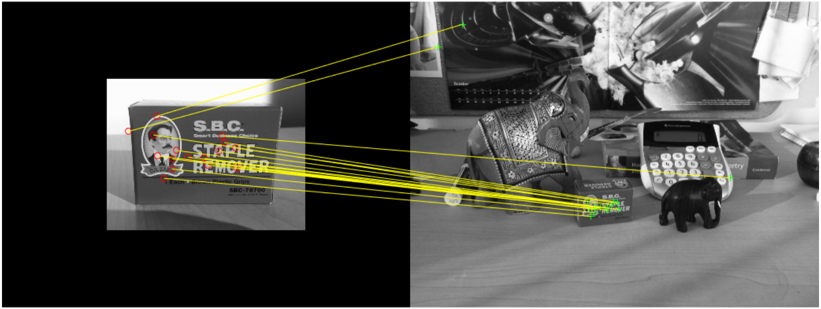
Détection de caractéristiques

Extraction de caractéristiques
(classification pour la reconnaissance de caractères, …)



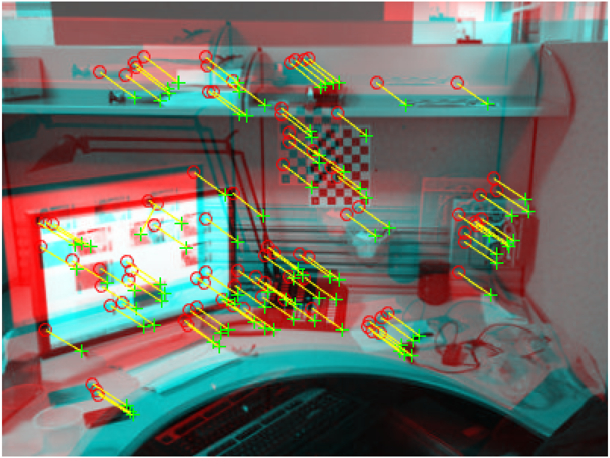
Détection de caractéristiques

Détection d’objets



Détection de caractéristiques

Association d'images
(recalage, stabilisation de vidéo, …)



Sommaire

- Détection de contours *(edges)*
- Détection de coins *(corners)*
- Détection de droites *(lines)*

Détection de contours

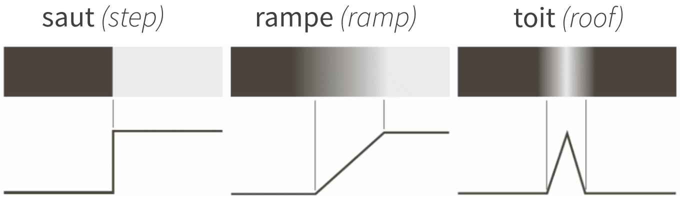
Détection de contours

- Modèles de contours
- Méthodes utilisant la morphologie mathématique
- Dérivées première et deuxième d'un contour
- Gradient et laplacien
- Méthodes basiques (filtres de Roberts, de Prewitt, de Sobel)
- Méthodes avancées (détecteurs de Marr-Hildreth, de Canny)

Exemples de contours

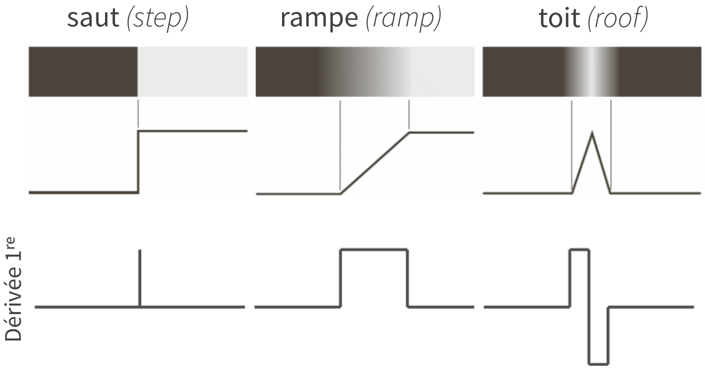
lena_edges.m

Modèles de contours



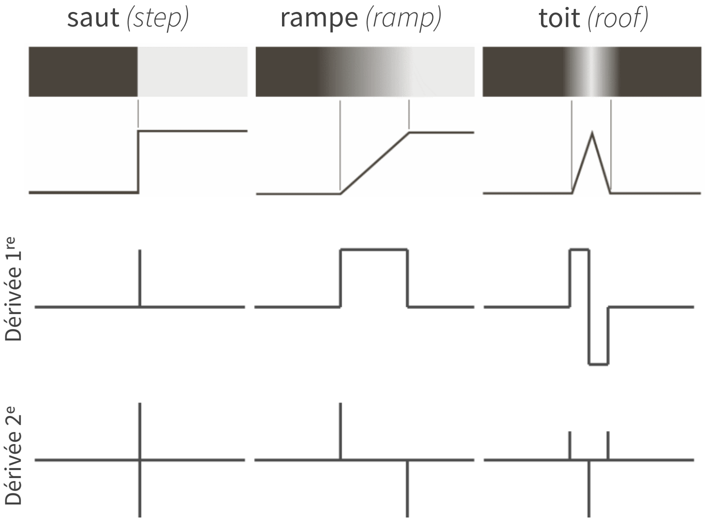
[GW]

Modèles de contours



[GW]

Modèles de contours



[GW]

Modèles de contours

La présence d’un contour est détectée…

- en analysant l’amplitude de la dérivée 1re
- ou en déterminant le passage à zéro de la dérivée 2e

…selon le profil d’intensité perpendiculairement au contour.

Gradient et laplacien

- Dérivée 1re (**gradient**)

$$\begin{pmatrix} \dfrac{\partial f(x,y)}{\partial x} \\ \dfrac{\partial f(x,y)}{\partial y} \end{pmatrix}$$

- Dérivée 2e (**laplacien**)

$$\begin{pmatrix} \dfrac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} \\ \dfrac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} \end{pmatrix}$$

Gradient et laplacien

- Dérivée 1re (**gradient**)

$$\begin{pmatrix} \dfrac{\partial f(x,y)}{\partial x} \\ \dfrac{\partial f(x,y)}{\partial y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f(x+1,y) - f(x,y) \\ f(x,y+1) - f(x,y) \end{pmatrix}$$

- Dérivée 2e (**laplacien**)

$$\begin{pmatrix} \dfrac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} \\ \dfrac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} \end{pmatrix}$$

Gradient et laplacien

- Dérivée 1re (**gradient**)

$$\begin{pmatrix} \dfrac{\partial f(x,y)}{\partial x} \\ \dfrac{\partial f(x,y)}{\partial y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f(x+1,y) - f(x,y) \\ f(x,y+1) - f(x,y) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \partial_x f(x,y) \\ \partial_y f(x,y) \end{pmatrix}$$

- Dérivée 2e (**laplacien**)

$$\begin{pmatrix} \dfrac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} \\ \dfrac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} \end{pmatrix}$$

Gradient et laplacien

- Dérivée 1re (**gradient**)

$$\begin{pmatrix} \dfrac{\partial f(x,y)}{\partial x} \\ \dfrac{\partial f(x,y)}{\partial y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f(x+1,y) - f(x,y) \\ f(x,y+1) - f(x,y) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \partial_x f(x,y) \\ \partial_y f(x,y) \end{pmatrix}$$

- Dérivée 2e (**laplacien**)

$$\begin{pmatrix} \dfrac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} \\ \dfrac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f(x+1,y) - 2f(x,y) + f(x-1,y) \\ f(x,y+1) - 2f(x,y) + f(x,y-1) \end{pmatrix}$$

Opérateurs du gradient

$$\partial_x f(x,y) = f(x+1,y) - f(x,y)$$

Opérateurs du gradient

$$\partial_x f(x,y) = f(x+1,y) - f(x,y) = \sum_m \sum_n h_x(m,n) f(x-m,y-n)$$

Opérateurs du gradient

$$\partial_x f(x,y) = f(x+1,y) - f(x,y) = \sum_m \sum_n h_x(m,n) f(x-m, y-n)$$

où $\begin{cases} h_x(0,0) = -1 \\ h_x(-1,0) = +1 \\ h_x(m,n) = 0 \quad \text{ailleurs} \end{cases} \quad \Rightarrow \quad h_x = \begin{pmatrix} 0 & +1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$

Opérateurs du gradient

$$\partial_x f(x,y) = f(x+1,y) - f(x,y) = \sum_m \sum_n h_x(m,n) f(x-m, y-n)$$

où $\begin{cases} h_x(0,0) = -1 \\ h_x(-1,0) = +1 \\ h_x(m,n) = 0 \quad \text{ailleurs} \end{cases} \Rightarrow \quad h_x = \begin{pmatrix} 0 & +1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$

$$\partial_y f(x,y) = f(x,y+1) - f(x,y)$$

Opérateurs du gradient

$$\partial_x f(x,y) = f(x+1,y) - f(x,y) = \sum_m \sum_n h_x(m,n) f(x-m,y-n)$$

où $\begin{cases} h_x(0,0) = -1 \\ h_x(-1,0) = +1 \\ h_x(m,n) = 0 \quad \text{ailleurs} \end{cases} \Rightarrow \quad h_x = \begin{pmatrix} 0 & +1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$

$$\partial_y f(x,y) = f(x,y+1) - f(x,y) = \sum_m \sum_n h_y(m,n) f(x-m,y-n)$$

où $\begin{cases} h_y(0,0) = -1 \\ h_y(0,-1) = +1 \\ h_y(i,j) = 0 \quad \text{ailleurs} \end{cases} \Rightarrow \quad h_y = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ +1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$

Opérateurs du gradient

Filtres de Roberts [Roberts 1965] :

$$\begin{pmatrix} 0 & +1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ +1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} +1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & +1 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Opérateurs du gradient

Filtres de Prewitt [Prewitt 1970] (permet de symétriser les filtres de Roberts) :

$$H_x = \begin{pmatrix} +1 & +1 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \quad H_y = \begin{pmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +1 & 0 & -1 \\ +1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

Filtres de Sobel [Sobel 1968] (version lissée du filtre de Prewitt) :

$$H_x = \begin{pmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \quad H_y = \begin{pmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

- Il existe des variantes diagonales.
- La somme des coefficients est égal à 0.

Opérateurs du gradient

$$\text{rappel :} \quad \text{gradient} = \begin{pmatrix} \partial_x f(x,y) \\ \partial_y f(x,y) \end{pmatrix}$$

- Amplitude *(magnitude)*

$$M(x,y) = \sqrt{\partial_x f(x,y)^2 + \partial_y f(x,y)^2}$$

- Angle (direction)

$$A(x,y) = \operatorname{atan}\left(\frac{\partial_y f(x,y)}{\partial_x f(x,y)}\right)$$

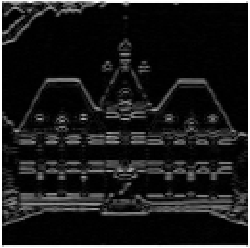
M et A sont des images de la même taille que f.

Filtre de Sobel

f

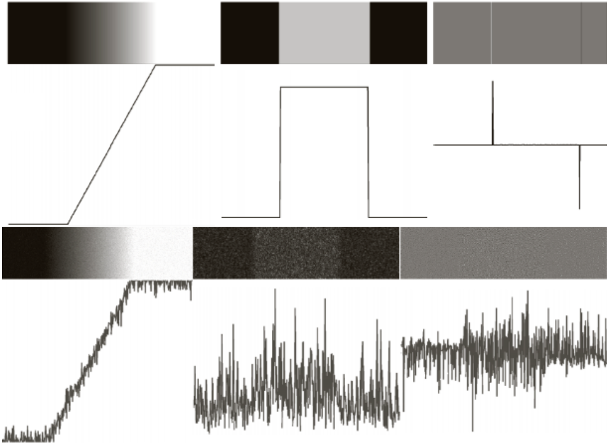
M

$|\partial_x f|$



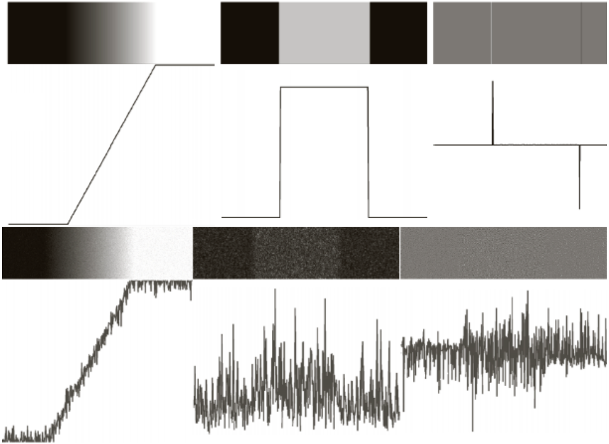
$|\partial_y f|$

Impact du bruit sur la détection



[GW]

Impact du bruit sur la détection

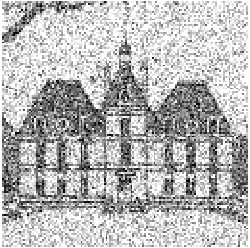


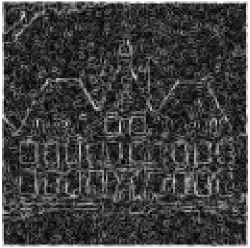
[GW]

Dérivées très sensibles au bruit ! $\Rightarrow$ débruitage

Filtre de Sobel

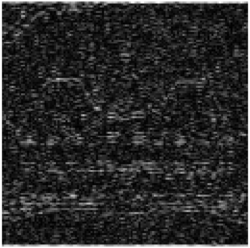
f

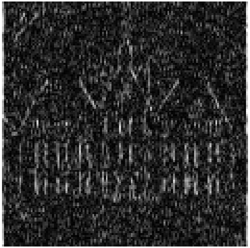




M

$|\partial_x f|$

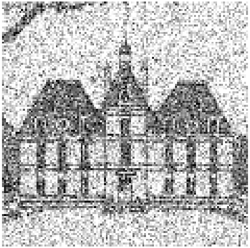




$|\partial_y f|$

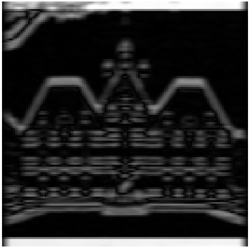
Filtre moyenneur 5×5 puis filtre de Sobel

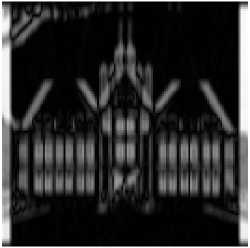
f



M

$|\partial_x f|$





$|\partial_y f|$

Seuillage du résultat

On peut seuiller l'image $|\partial_x f| + |\partial_y f|$ pour ne conserver que les grandes valeurs du gradient.

f

Sobel

Sobel + seuil

Techniques avancées de détection de contours

L’objectif est d’améliorer la détection en tenant compte du bruit et de la nature des contours.

- Détecteur de Marr–Hildreth [Marr & Hildreth 1980]
- Détecteur de Canny [Canny 1986]

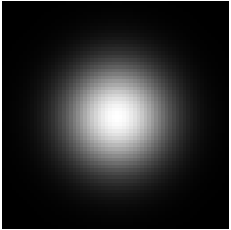
Détecteur de Marr–Hildreth

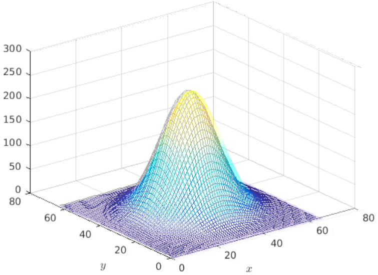
Le détecteur de Marr–Hildreth consiste à :

1. calculer le laplacien (dérivée 2ᵉ) de l'image f sur laquelle un filtre gaussien g a été appliqué pour réduire le bruit,
2. déterminez les passages par zéro du résultat

Détecteur de Marr–Hildreth

Filtre gaussien :





$$g(x,y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

Détecteur de Marr–Hildreth

Application d'un un filtre gaussien g puis calcul du laplacien sur f :

$$J = \partial^2 (f * g)$$

Détecteur de Marr–Hildreth

Application d'un un filtre gaussien g puis calcul du laplacien sur f :

$$J = \partial^2(f * g) = h * (f * g)$$

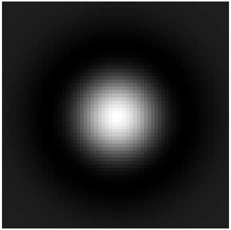
Détecteur de Marr–Hildreth

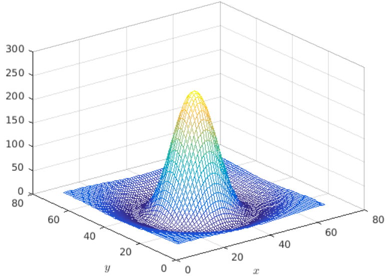
Application d'un un filtre gaussien g puis calcul du laplacien sur f :

$$J = \partial^2(f * g) = h * (f * g) = (h * g) * f$$

Détecteur de Marr–Hildreth

Laplacien du filtre gaussien
(appelé LoG *(Laplacian of Gaussian)* ou chapeau mexicain) :



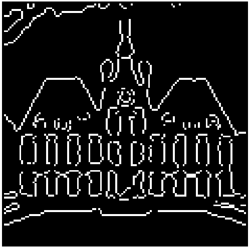


$$\partial^2 g(x,y) = -\left[\frac{x^2+y^2-2\sigma^2}{\sigma^4}\right]\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$$

Détecteur de Marr–Hildreth

f

LoG



Marr–Hildreth

Détecteur de Canny

Objectifs :

- tous les contours doivent être trouvés
- il doit y avoir un minimum de réponses parasites
- les contours correctement localisés
- l'épaisseur des contours détectés doit être de 1 pixel

Canny a exprimé ces objectifs sous forme mathématique et a proposé des solutions optimales vérifiant ces objectifs.

Détecteur de Canny

Algorithme :

1. lissage de l’image avec un filtre gaussien
2. calcul du gradient (magnitude et angle)
3. suppression des non-maxima sur l’image de magnitude
4. seuillage par hystérésis

Détecteur de Canny

Lissage

Convolution de l'image f par un noyau gaussien $g(x,y) = e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$:

$$h = f * g.$$

Détecteur de Canny

Lissage

Convolution de l'image f par un noyau gaussien $g(x,y) = e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$:

$$h = f * g.$$

Calcul du gradient

$$M(x,y) = \sqrt{\partial_x f(x,y)^2 + \partial_y f(x,y)^2}$$
$$A(x,y) = \operatorname{atan}\left(\frac{\partial_y f(x,y)}{\partial_x f(x,y)}\right)$$

Détecteur de Canny

Suppression des non-maxima

L'objectif est de réduire les contours trop larges fournis par le calcul du gradient.

Pour chaque pixel (x,y) de l'amplitude M :
- définir la direction ($\updownarrow$, $\nwarrow\!\!\searrow$, $\leftrightarrow$, $\swarrow\!\!\nearrow$) la plus proche de $A(x,y)$
- si $M(x,y)$ est plus faible que l'un des deux gradients voisin dans sa direction :
  - alors le gradient est annulé : $M(x,y) = 0$

Détecteur de Canny

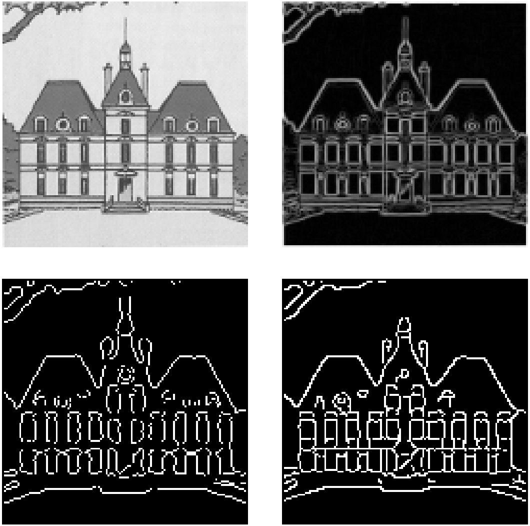
Seuillage par hystérésis

L'objectif est d'éliminer les faux contours.

Définition de deux seuils tels que $s_{\text{haut}} > s_{\text{bas}}$.

pour chaque pixel (x,y) du gradient :
- si $M(x,y) > s_{\text{haut}}$:
  - (x,y) est un point de contour
- si $s_{\text{bas}} < M(x,y) < s_{\text{haut}}$:
  - (x,y) est un point de contour si et seulement s'il est voisin d'un point de contour
- si $M(x,y) < s_{\text{bas}}$:
  - (x,y) n'est pas un point de contour

Détecteur de Canny



f

Sobel

Marr–Hildreth

Canny

Détection de coins

Détection de coins

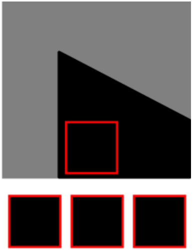
- Jonction de deux contours
- Détecteur de Moravec [Moravec 1980]
- Détecteur de Harris [Harris & Stephens 1988]
- …

Détecteur de Moravec

Principe : observer les changements survenus en décalant légèrement un patch autour d’un pixel d’intérêt. Si les changements sont importants, alors le patch est centré sur un coin.

Détecteur de Moravec

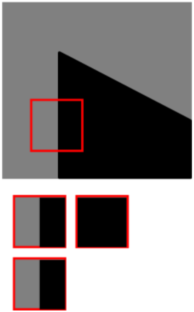
Principe : observer les changements survenus en décalant légèrement un patch autour d'un pixel d'intérêt. Si les changements sont importants, alors le patch est centré sur un coin.



zone plate : pas de changement

Détecteur de Moravec

Principe : observer les changements survenus en décalant légèrement un patch autour d'un pixel d'intérêt. Si les changements sont importants, alors le patch est centré sur un coin.



contour : changement significatif dans une seule direction

Détecteur de Moravec

Principe : observer les changements survenus en décalant légèrement un patch autour d’un pixel d’intérêt. Si les changements sont importants, alors le patch est centré sur un coin.

coins : changement significatif dans toutes les directions

Détecteur de Moravec

En chaque pixel (m,n) de l'image est calculé pour différents décalages (x,y) :

$$\forall m,n,x,y \qquad E_{m,n}(x,y) = \sum_{u,v} w_{m,n}(u,v)\left[f(u+x,v+y) - f(u,v)\right]^2$$

(seuls $(x,y) \in \{(1,0),(1,1),(0,1),(-1,1)\}$ sont testés).

où :

- $w_{m,n}$ est une fenêtre rectangulaire autour du pixel (m,n)
- $\left[f(u+x,v+y) - f(u,v)\right]^2$ représente la différence entre le patch $f(u,v)$ et le patch décalé $f(u+x,v+y)$
- $E(x,y)$ est la différence entre les patchs pour un décalage (x,y)

Détecteur de Moravec

En chaque pixel (m,n) de l'image est calculé pour différents décalages (x,y) :

$$\forall m,n,x,y \qquad E_{m,n}(x,y) = \sum_{u,v} w_{m,n}(u,v)\left[f(u+x,v+y) - f(u,v)\right]^2$$

(seuls $(x,y) \in \{(1,0), (1,1), (0,1), (-1,1)\}$ sont testés).

Le minimum de $E_{m,n}(x,y)$ par rapport aux décalages t déterminé :

$$\forall m,n \qquad F_{m,n} = \min_{x,y} E_{m,n}(x,y)$$

Les coins détectés correspondent aux maxima locaux de $F_{m,n}$.

Détecteur de Moravec

$$\forall m, n, x, y \qquad E_{m,n}(x,y) = \sum_{u,v} w_{m,n}(u,v) \left[f(u+x, v+y) - f(u,v) \right]^2$$

1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	0	0	0
1	1	0	0	0
1	1	0	0	0

Détecteur de Moravec

$$\forall m,n,x,y \qquad E_{m,n}(x,y) = \sum_{u,v} w_{m,n}(u,v)\left[f(u+x,v+y) - f(u,v)\right]^2$$

1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	0	0	0
1	1	0	$\boxed{0}$	0
1	1	0	0	0

Détecteur de Moravec

$$\forall m,n,x,y \qquad E_{m,n}(x,y) = \sum_{u,v} w_{m,n}(u,v)\left[f(u+x,v+y) - f(u,v)\right]^2$$

1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	0	0	0
1	1	0	0	0
1	1	0	0	0

Détecteur de Moravec

Problèmes :

- (P1) la réponse du détecteur peut être bruitée car w est une fenêtre binaire
- (P2) seuls des décalages de 45° sont considérés
- (P3) le détecteur est trop sensible aux contours car seul le minimum de E est considéré

Détecteur de Moravec

Problèmes :

- P1 la réponse du détecteur peut être bruitée car w est une fenêtre binaire
- P2 seuls des décalages de 45° sont considérés
- P3 le détecteur est trop sensible aux contours car seul le minimum de E est considéré

$\Rightarrow$ détecteur de Harris.

Détecteur de Harris

Pour éviter une réponse bruitée (problème P1), la fenêtre rectangulaire w est remplacée par une fenêtre w gaussienne dans :

$$E(x,y) = \sum_{u,v} w(u,v)\left(f(u+x,v+y) - f(u,v)\right)^2$$

Détecteur de Harris

Pour étendre le modèle à n'importe quel angle (problème P2), on utilise un développement en série de Taylor de $f(u+x, v+y)$:

$$f(u+x, v+y) \approx f(u,v) + x\,\partial_x f(u,v) + y\,\partial_y f(u,v)$$

Détecteur de Harris

Pour étendre le modèle à n'importe quel angle (problème P2), on utilise un développement en série de Taylor de $f(u+x, v+y)$:

$$f(u+x, v+y) \approx f(u,v) + x\,\partial_x f(u,v) + y\,\partial_y f(u,v)$$

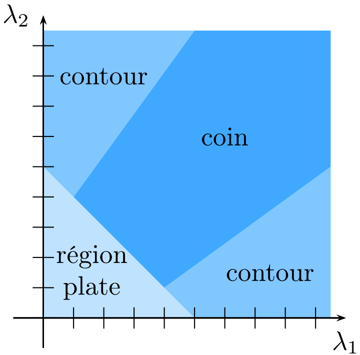
$$\begin{aligned}
\Rightarrow \qquad E(x,y) &= \sum_{u,v} w(u,v)\,\big(f(u+x, v+y) - f(u,v)\big)^2 \\
&\approx \sum_{u,v} w(u,v)\,\big(x\,\partial_x f(u,v) + y\,\partial_y f(u,v)\big)^2 \\
&\approx \begin{pmatrix} x & y \end{pmatrix} M \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

où $$M = \sum_{u,v} w(u,v) \begin{pmatrix} (\partial_x f)^2 & \partial_x f \partial_y f \\ \partial_x f \partial_y f & (\partial_y f)^2 \end{pmatrix}$$

Détecteur de Harris

Le problème P3 peut être évité en considérant une nouvelle mesure de la présence d'un coin : on peut obtenir d'autres informations sur le changement d'intensité dans la fenêtre en analysant les valeurs propres λ_1 et λ_2 de la matrice M.

$$E(x,y) = \begin{pmatrix} x & y \end{pmatrix} M \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$$



Détecteur de Harris

Le calcul des valeurs propres de M pouvant être difficile, une alternative est de calculer :

$$R = \det(M) - k(\mathrm{trace}(M))^2 = \lambda_1\lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2$$

avec $0{,}04 < k < 0{,}06$.

Détecteur de Harris

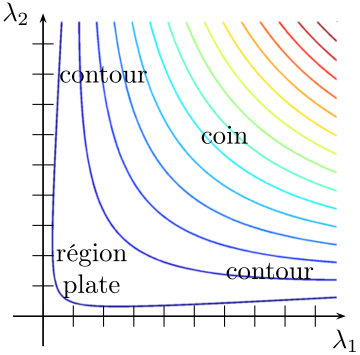
Le calcul des valeurs propres de M pouvant être difficile, une alternative est de calculer :

$$R = \det(M) - k(\mathrm{trace}(M))^2 = \lambda_1\lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2$$

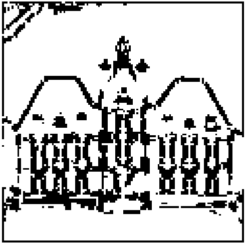
avec $0{,}04 < k < 0{,}06$.

Les valeurs de R sont :

- faibles dans une région plate,
- négatives sur un contour,
- positives sur un coin.

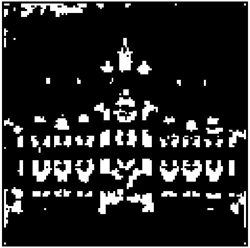


Détecteur de Harris



$|R| < 10^8$

$R < -10^8$

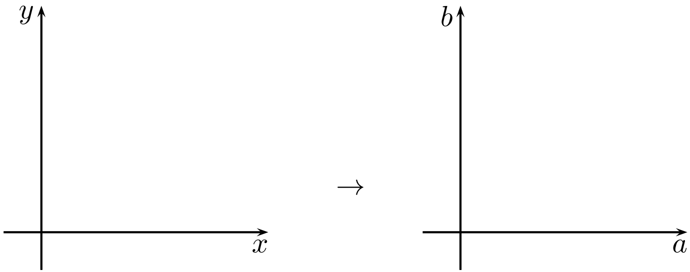


$R > 10^8$

Détection de droites

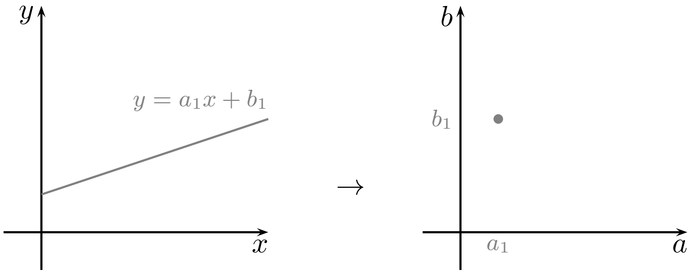
Transformée de Hough pour les droites

L'idée de la transformée de Hough [Hough 1962] est de représenter une droite de l'*image* en un point dans l'*espace des paramètres*.



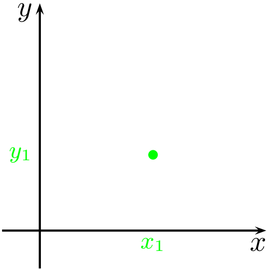
Transformée de Hough pour les droites

L'idée de la transformée de Hough [Hough 1962] est de représenter une droite de l'*image* en un point dans l'*espace des paramètres*.

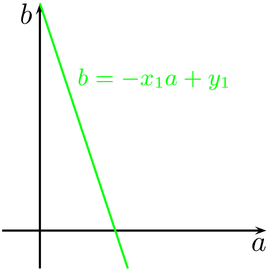


Transformée de Hough pour les droites

L'idée de la transformée de Hough [Hough 1962] est de représenter une droite de l'*image* en un point dans l'*espace des paramètres*.

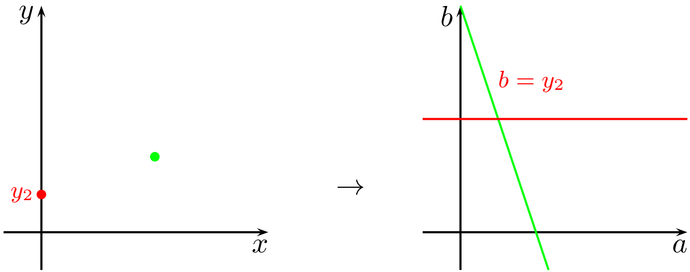


$\rightarrow$



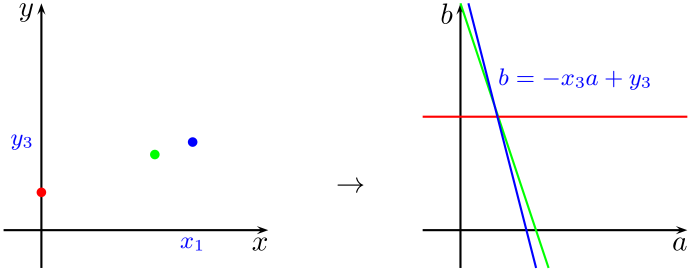
Transformée de Hough pour les droites

L'idée de la transformée de Hough [Hough 1962] est de représenter une droite de l'*image* en un point dans l'*espace des paramètres*.



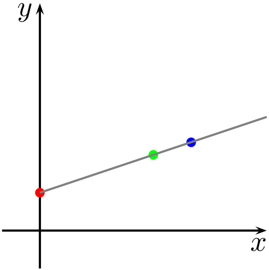
Transformée de Hough pour les droites

L'idée de la transformée de Hough [Hough 1962] est de représenter une droite de l'*image* en un point dans l'*espace des paramètres*.

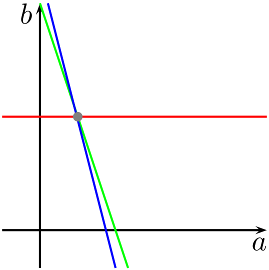


Transformée de Hough pour les droites

L'idée de la transformée de Hough [Hough 1962] est de représenter une droite de l'*image* en un point dans l'*espace des paramètres*.

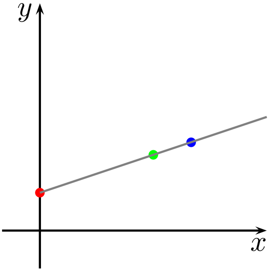


$\rightarrow$

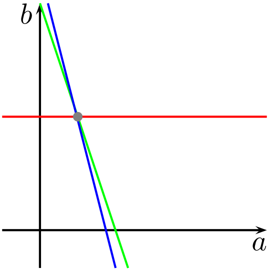


Transformée de Hough pour les droites

L’idée de la transformée de Hough [Hough 1962] est de représenter une droite de l’*image* en un point dans l’*espace des paramètres*.



$\rightarrow$



Les points d’une droite $y = ax + b$ dans l’image deviennent des droites qui se coupent en (a,b) dans l’espace des paramètres.

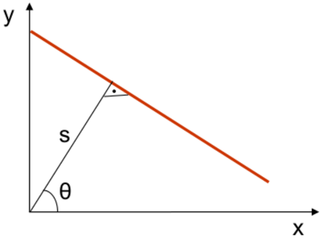
Nouvelle paramétrisation

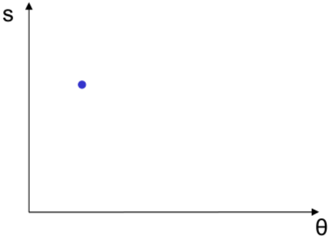
L'inconvénient de la paramétrisation (a,b) est que l'espace des paramètres doit être borné et discrétisé $\Rightarrow$ une droite verticale ($a = \infty$) ne peut pas être représentée.

Nouvelle paramétrisation

L'inconvénient de la paramétrisation (a,b) est que l'espace des paramètres doit être borné et discrétisé $\Rightarrow$ une droite verticale $(a = \infty)$ ne peut pas être représentée.

$\Rightarrow$ Nouvelle paramétrisation



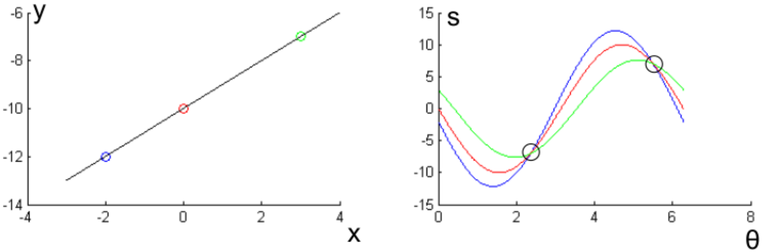


$$x = s\cos(\theta) \text{ et } y = s\sin(\theta) \quad \Rightarrow \quad s = x\cos(\theta) + y\sin(\theta)$$

Nouvelle paramétrisation

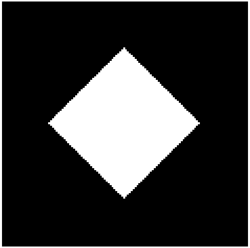
Pour chaque point (x_i, y_i) de l'image, une sinusoïde est associée dans l'espace (θ, s) :

$$s = x_i \cos(\theta) + y_i \sin(\theta)$$

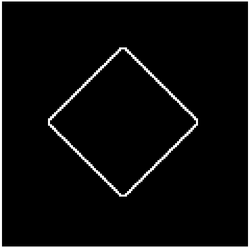


Les sinusoïdes correspondant aux points d'une même droite se coupent au point (s^*, θ^*) paramétrisant cette droite.

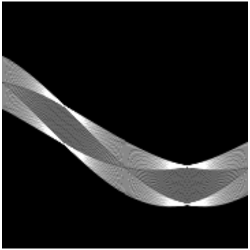
Exemple



f

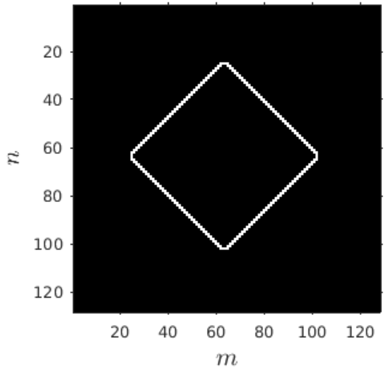


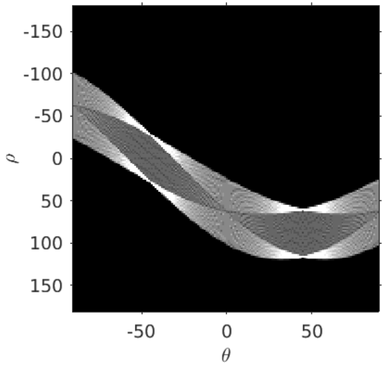
Canny



Hough

Exemple


20
40
60
80
100
120
n
20
40
60
80
100
120
m


-150
-100
-50
0
50
100
150
ρ
-50
0
50
θ

Algorithme

Appliquer une détection de contours
Définir un accumulateur (= espace des paramètres discrétisé)
Pour chaque point des contours :
- Déterminer la droite correspondante dans l'espace des paramètres
- Incrémenter l'accumulateur le long de cette droite

Rechercher les maxima de l'accumulateur pour obtenir les paramètres des droites

Transformée de Hough

Avantages :

- robuste au bruit
- robuste aux occlusions (peut détecter des objets partiellement recouverts)
- Extensible à tout objet paramétré (cercles, ellipses, ...)
  [Duda & Hart 1972]

Transformée de Hough

Avantages :

- robuste au bruit
- robuste aux occlusions (peut détecter des objets partiellement recouverts)
- Extensible à tout objet paramétré (cercles, ellipses, ...)

  [Duda & Hart 1972]

  Exemple pour la détection de cercles :

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2 \quad \rightarrow \quad \text{3 paramètres}$$

Transformée de Hough

Avantages :

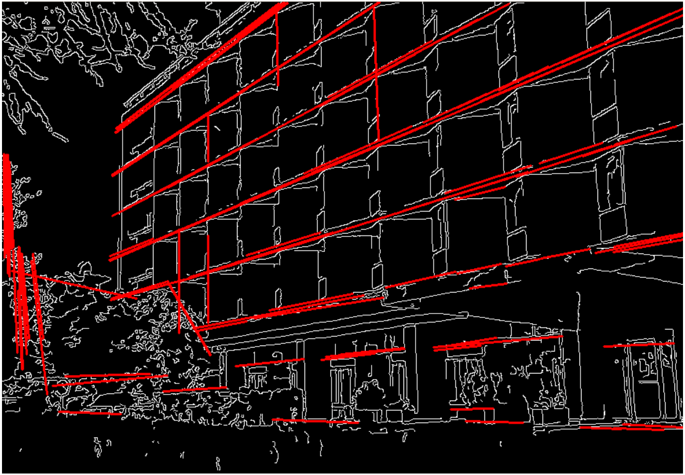
- robuste au bruit
- robuste aux occlusions (peut détecter des objets partiellement recouverts)
- Extensible à tout objet paramétré (cercles, ellipses, ...)
  [Duda & Hart 1972]
  Exemple pour la détection de cercles :

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2 \quad \rightarrow \quad \text{3 paramètres}$$

Inconvénient :

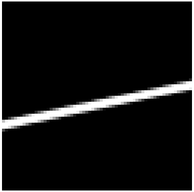
- la dimension de l'accumulateur est égal aux nombres de paramètres $\Rightarrow$ le temps de calcul et la mémoire utilisée deviennent vite conséquents

Transformée de Hough



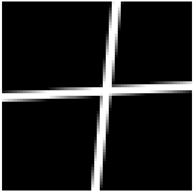
Transformée de Hough

Exercice

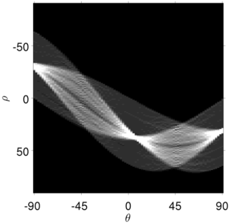


A

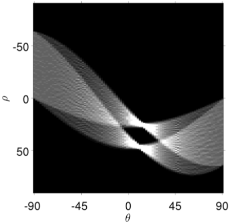
B



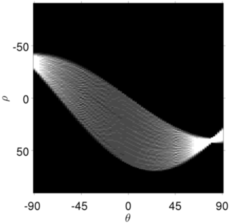
C



1



2



3

Conclusion

Conclusion

Détection de caractéristiques : approches différentes en fonction de la caractéristique cherchée !

- Contour : filtrage de l'image en utilisant le gradient ou le laplacien (Roberts, Prewitt, Sobel, Canny ...)
- Coin : mesurer les changements d'intensité dans le voisinage des pixels (Moravec, Harris ...)
- Ligne, cercle : représenter l'image dans l'espace des paramètres (Hough ...)

Bibliographie

- L.G. Roberts, « Machine Perception Of Three-Dimensional Solids », *Computer Methods in Image Analysis* IEEE Press, 1965.
- J.M.S. Prewitt, « Object enhancement and extraction », *Picture Processing and Psychopictorics*, Academic Press, 1970.
- I. Sobel et G. Feldman, « A 3×3 Isotropic Gradient Operator for Image Processing », In *Stanford Artificial Intelligence Project*, 1968.
- D. Marr et E. Hildreth, « Theory of Edge Detection » *Proceedings of the Royal Society of London* vol. 207, 1980.
- J. Canny, « A Computational Approach To Edge Detection », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, 1986.
- R.O. Duda et P.E. Hart, « Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures », *Comm. ACM*, 15, p. 11–15, 1972.
- C. Harris, M. Stephens « A combined corner and edge detector », *actes de l'Alvey Vision Conference*, p. 147–151, 1988.
- P.V.C. Hough, *Method and means for recognizing complex patterns*, US Patent 3,069,654, 1962.
- H. Moravec, *Obstacle Avoidance and Navigation in the Real World by a Seeing Robot Rover*, rapport technique, Carnegie–Mellon University, Robotics Institute, 1980.