Universitatea Transilvania din Braşov
Laboratorul de Vedere Artificială Robustă şi Control

Sisteme de Vedere Artificială

Curs 3

Segmentarea imaginilor

Sorin M. Grigorescu

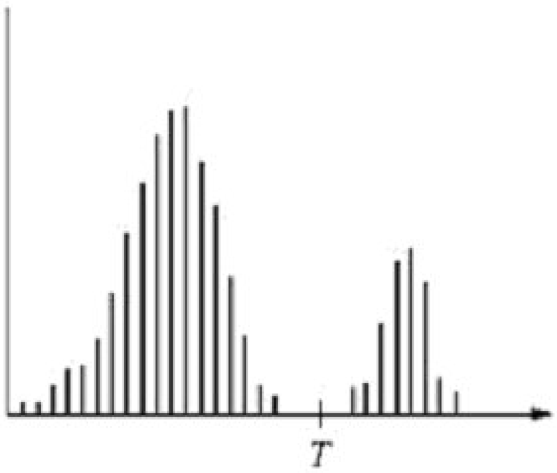
Cuprins

- Segmentarea prin partiţionare
- Segmentarea cantelor
- Transformata Hough

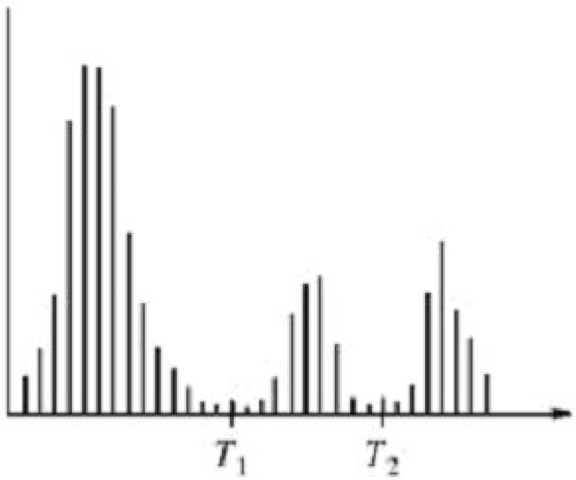
Segmentarea prin partiţionare

Segmentarea prin partiţionare

- **Definiţie:** **Operaţie ce converteşte o imagine gri/color într-una binară, unde regiunile conectate de pixeli reprezintă fie obiecte de interes fie fundal.**



Un interval de partiționare

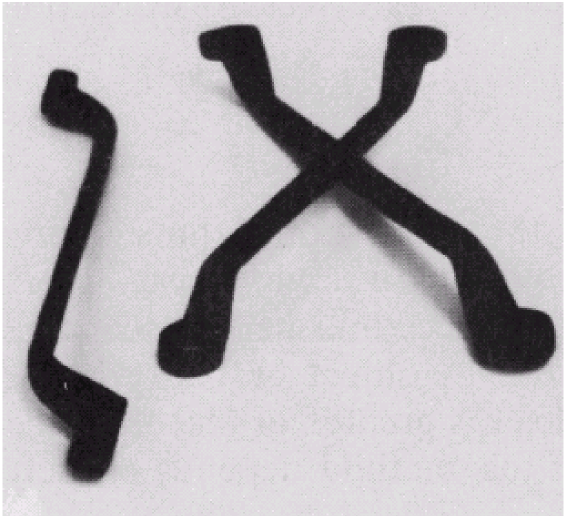


Două intervale de partiționare

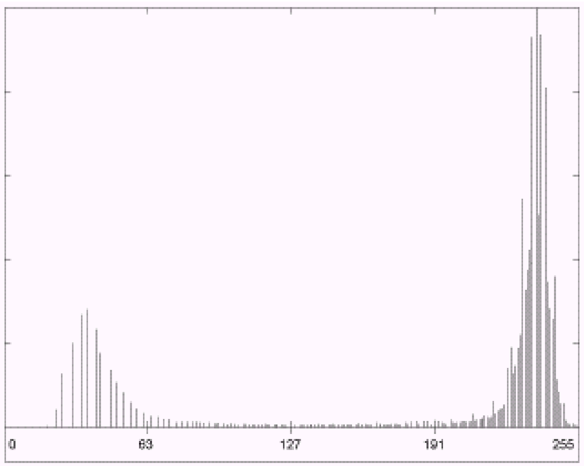
$$q(x,y)=\begin{cases}1, & p(x,y)>T\\ 0, & p(x,y)\le T\end{cases}$$

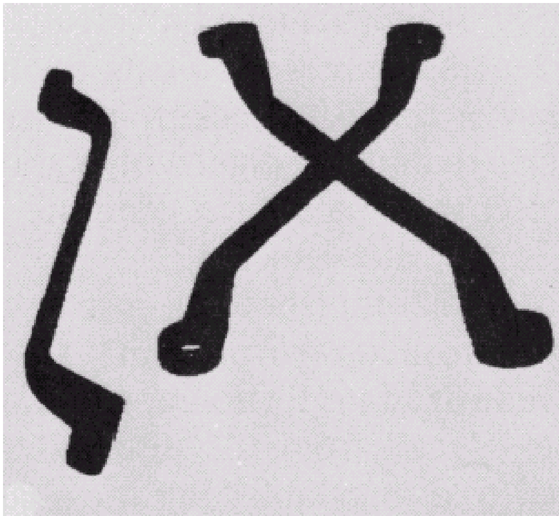
$$q(x,y)=\begin{cases}1, & p(x,y)\in[T_1,T_2]\\ 0, & p(x,y)\notin[T_1,T_2]\end{cases}$$

Threshold Global

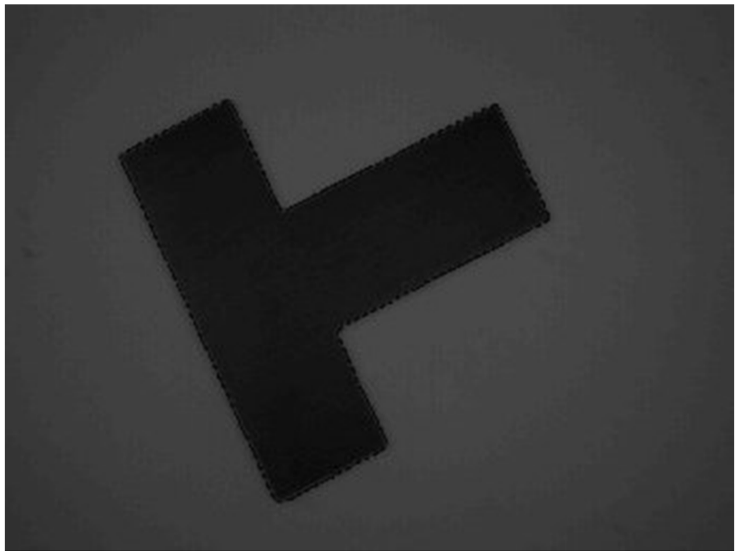


T **este definit ca mijlocul dintre minimul și maximul nivelelor de gri**

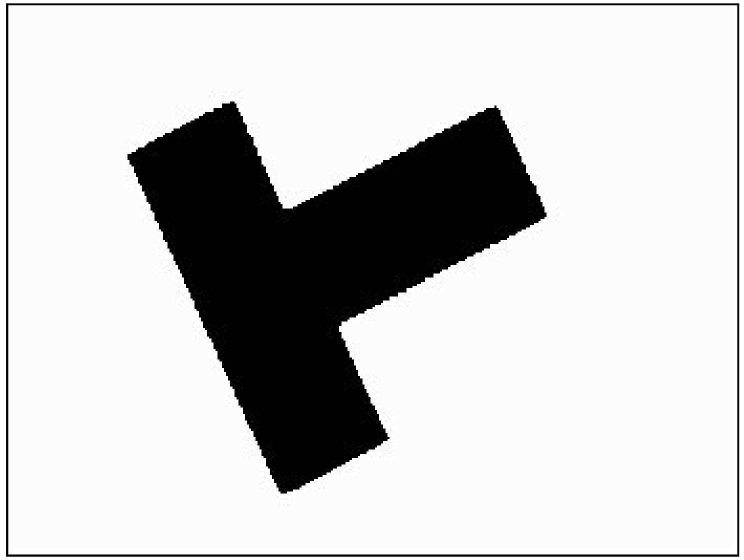




Segmentarea prin partiţionare

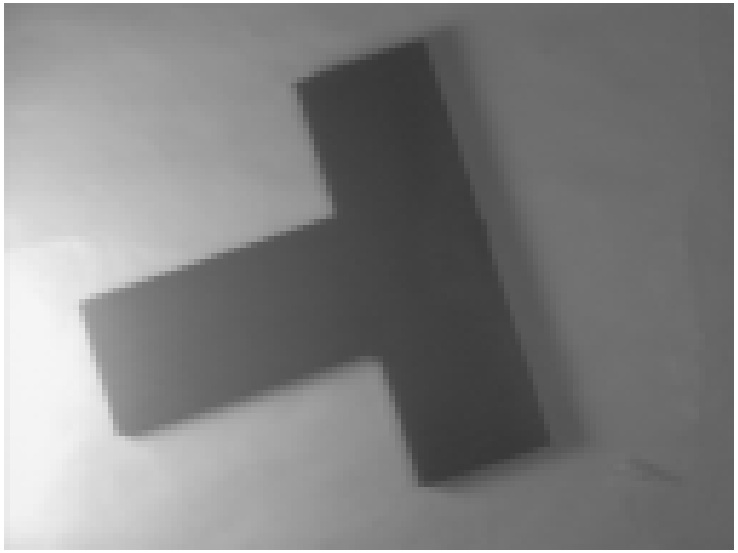


$T = 42$

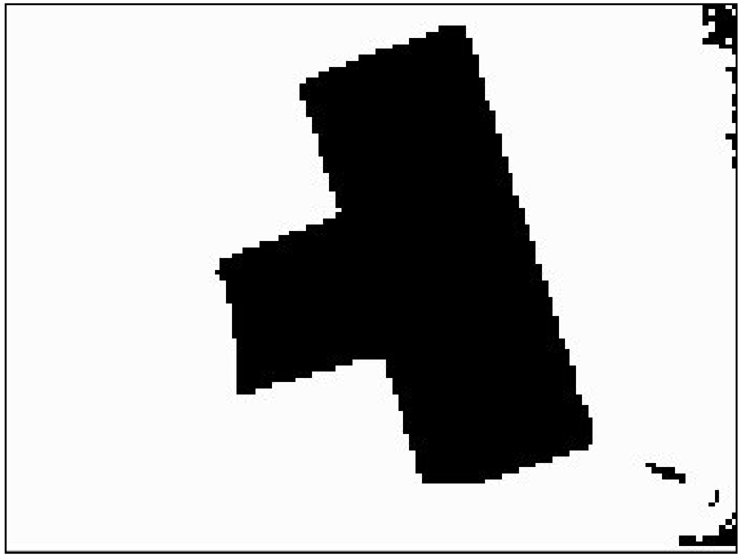


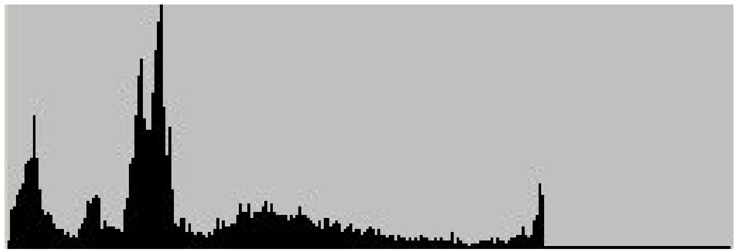
$$q(x, y) = \begin{cases} 1, p(x, y) > T \\ 0, p(x, y) \le T \end{cases}$$

Segmentarea prin partiţionare



T=42



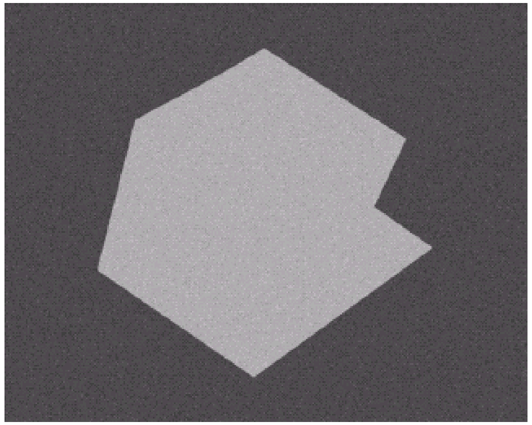


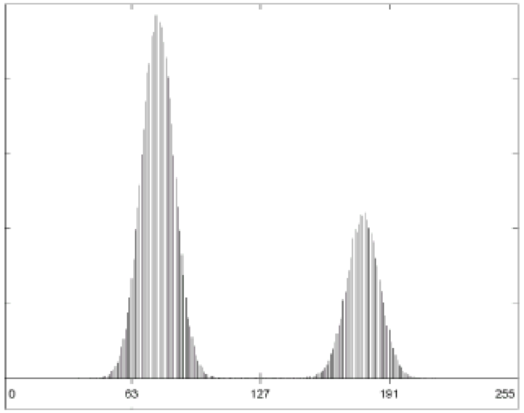
0 42 255

$$q(x,y)=\begin{cases}1, p(x,y)>T\\0, p(x,y)\le T\end{cases}$$

Problema iluminării

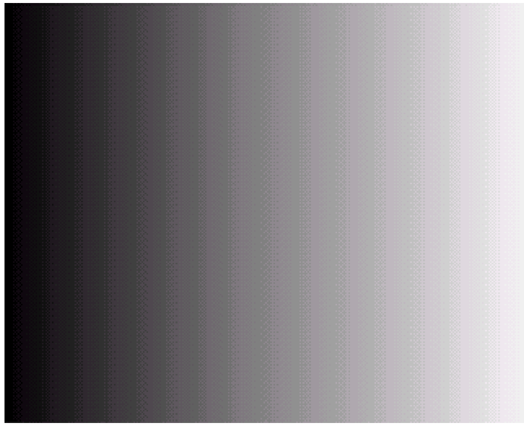
Ușor de segmentat

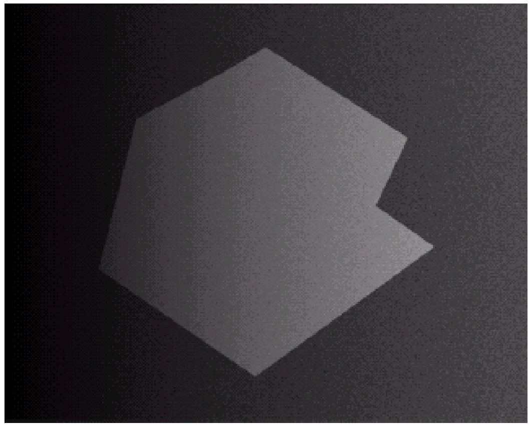


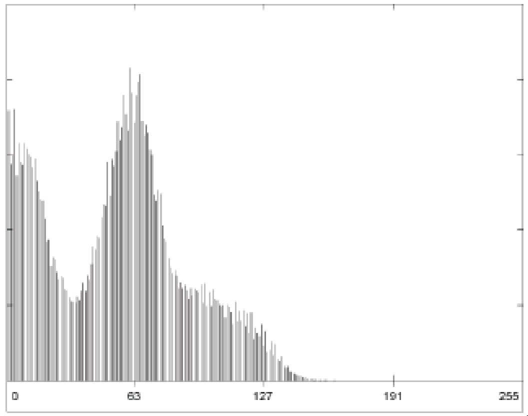


$$f(x,y) = i(x,y) + r(x,y)$$

Greu de segmentat



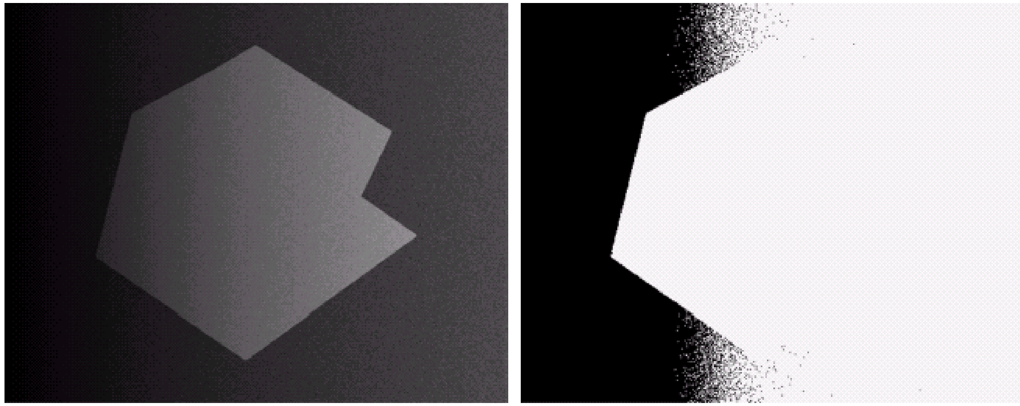




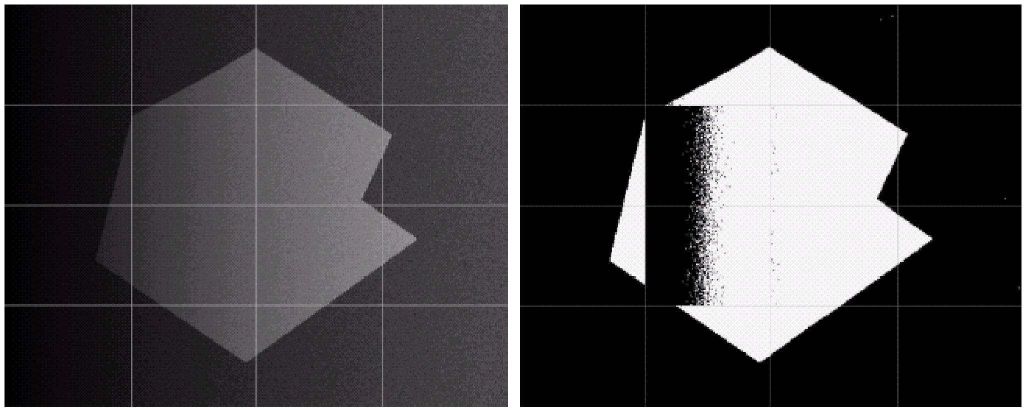
Threshold adaptiv

- Ia în considerare nivelurile de gri din regiuni locale ale imaginii
- Imaginea de intrare este divizată în regiuni
- Fiecare regiune este segmentată cu un threhold T diferit

Threshold global



Threshold adaptiv



Threshold Global automat

- **Se bazează pe inspecția vizuală a histogramei**

1. Se selectează un estimat inițial pentru T

2. Imaginea este segmentată utilizând T**. Vor rezulta două grupe de pixeli:** G_1 **(având valoarea >** T **) și** G_2 **(având valoarea <=** T **)**

3. Se calculează valorile medii μ_1 **și** μ_2 **ale pixelilor din regiunile** G_1 **și** G_2 **ale histogramei imaginii**

4. Se calculează o nouă valoare de threshold:

$$T = 0.5(\mu_1 + \mu_2)$$

5. Se repetă pașii 2-4 pană când două valori succesive ale lui T **sunt mai mici decât o valoare predefinită**

Segmentarea multiscală

- **Un punct** (x,y) **aparține:**
  - **unei clase de obiecte dacă** $T_1 < f(x,y) < T_2$
  - **unei alte clase de obiecte dacă** $f(x,y) > T_1$
  - **fundalului dacă** $f(x,y) < T_1$

- T **depinde de:**
  - **Doar de** $f(x,y)$ **: doar de nivelurile de gri -> Threshold Global**
  - **Atât de** $f(x,y)$ **cât și de** $p(x,y)$ **: doar de nivelurile de gri, cât și de vecini lui -> Threshold Local**
    - $p(x,y)$**: masca vecinilor lui** (x,y)

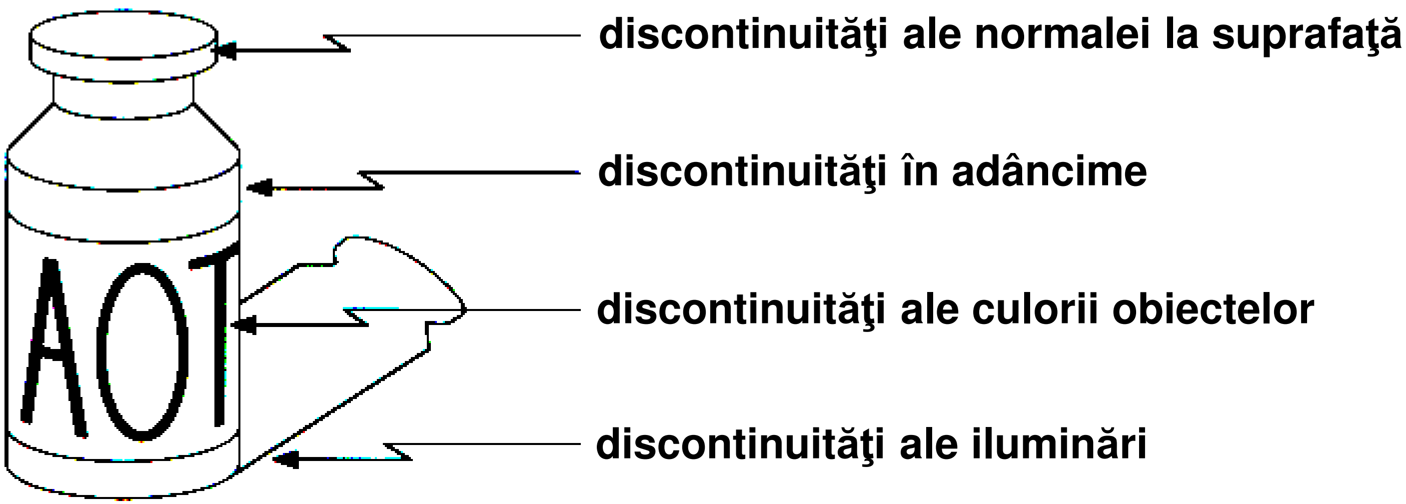
Segmentarea cantelor

Detectarea cantelor

- Obiectiv: detectarea schimbărilor bruşte (discontinuităţi) din imagine
- Intuitiv, cea mai bogată sursă de informaţii (formele obiectelor) se găseşte în cante

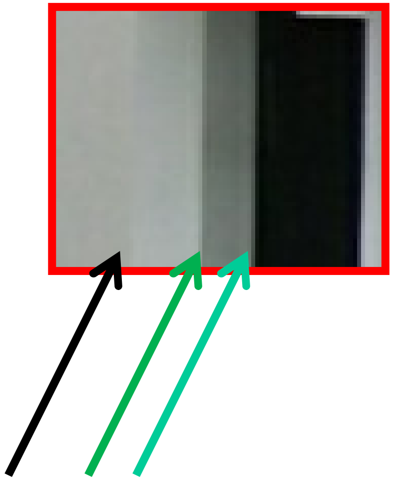
Originea cantelor

- **Cantele sunt cauzate de un număr mare de factori**

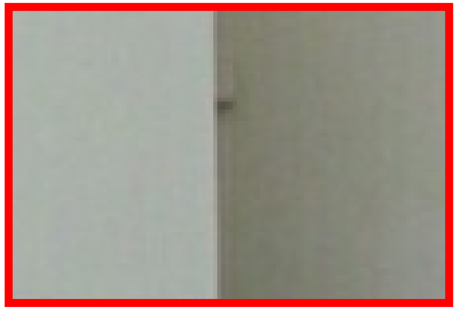


Source: Steve Seitz

Source: D. Hoiem



Source: D. Hoiem



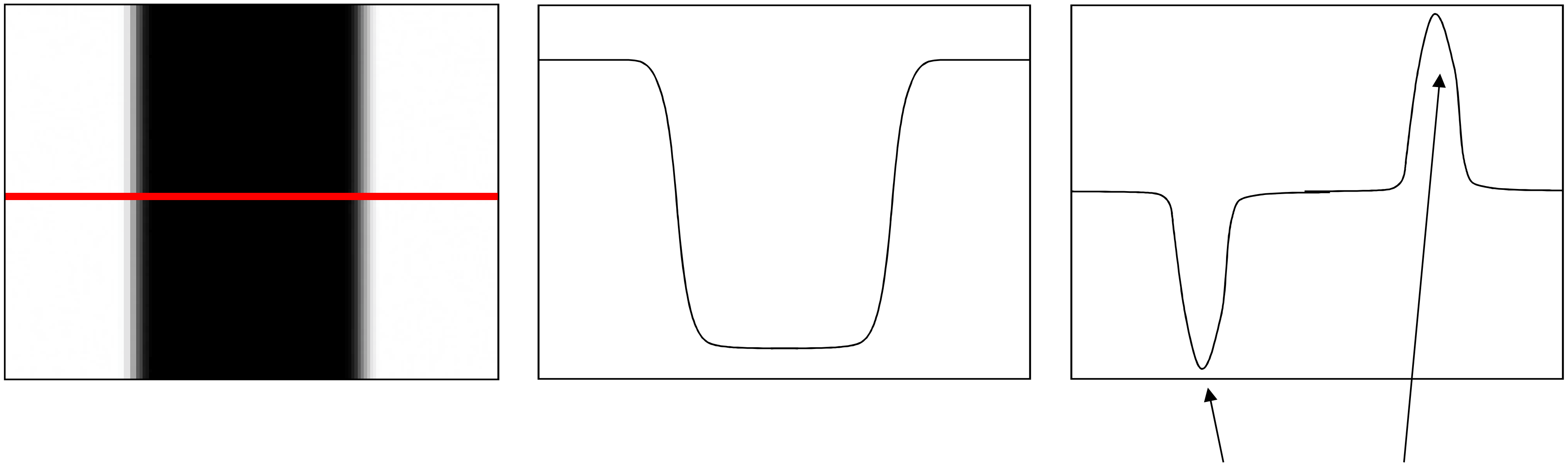
Source: D. Hoiem

Source: D. Hoiem

Descrierea cantelor

- **Canta este poziţia din imagine unde funcţia de intensitate a imaginii se schimbă brusc**

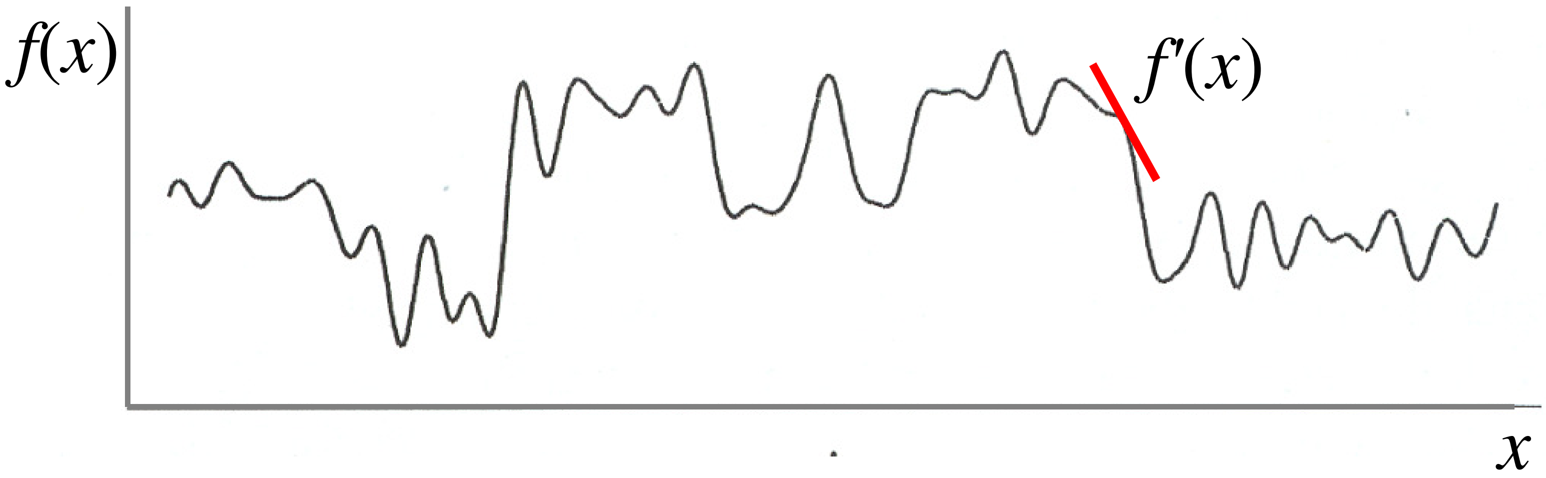
imagine | **funcţia de intensitate (de-a lungul liniei scan)** | **prima derivată**



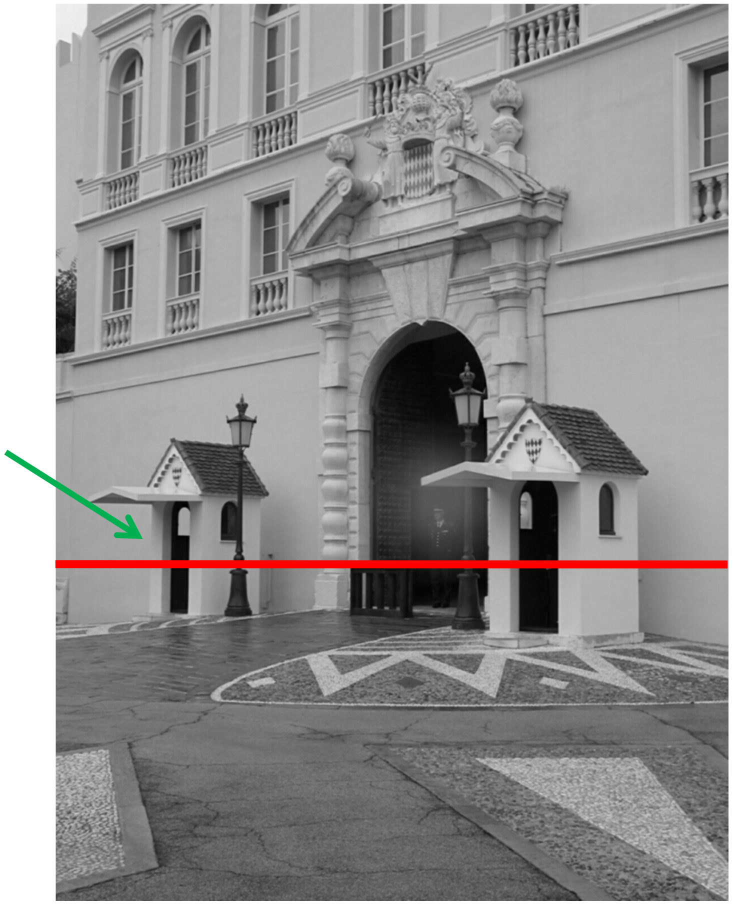
cantele corespund punctelor extreme ale derivatei

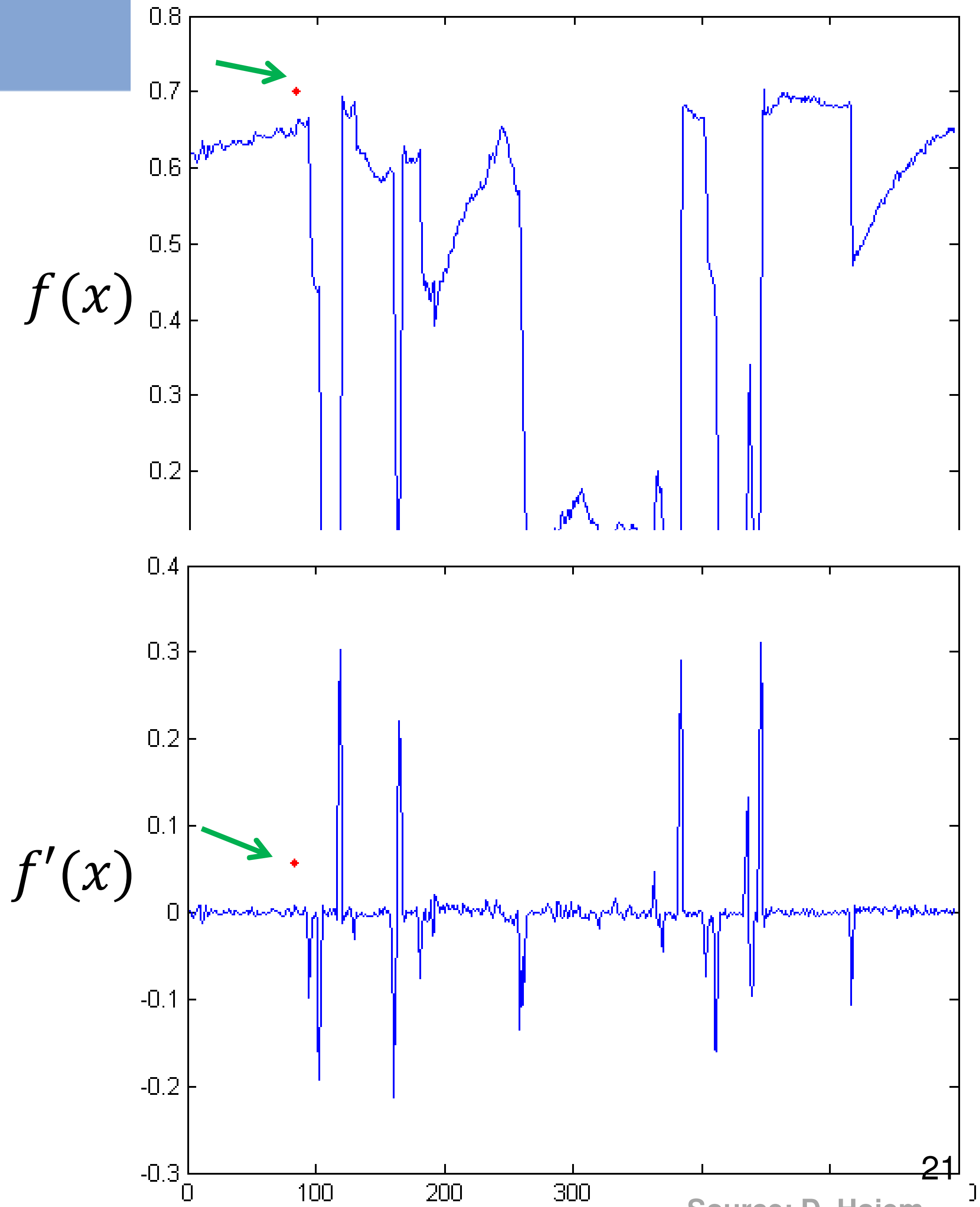
Gradientul unei funcţii 1D

- $f(x)$ **– funcţia (semnalul) de intrare**
- $f'(x)$ **– derivata semnalului** $f(x)$



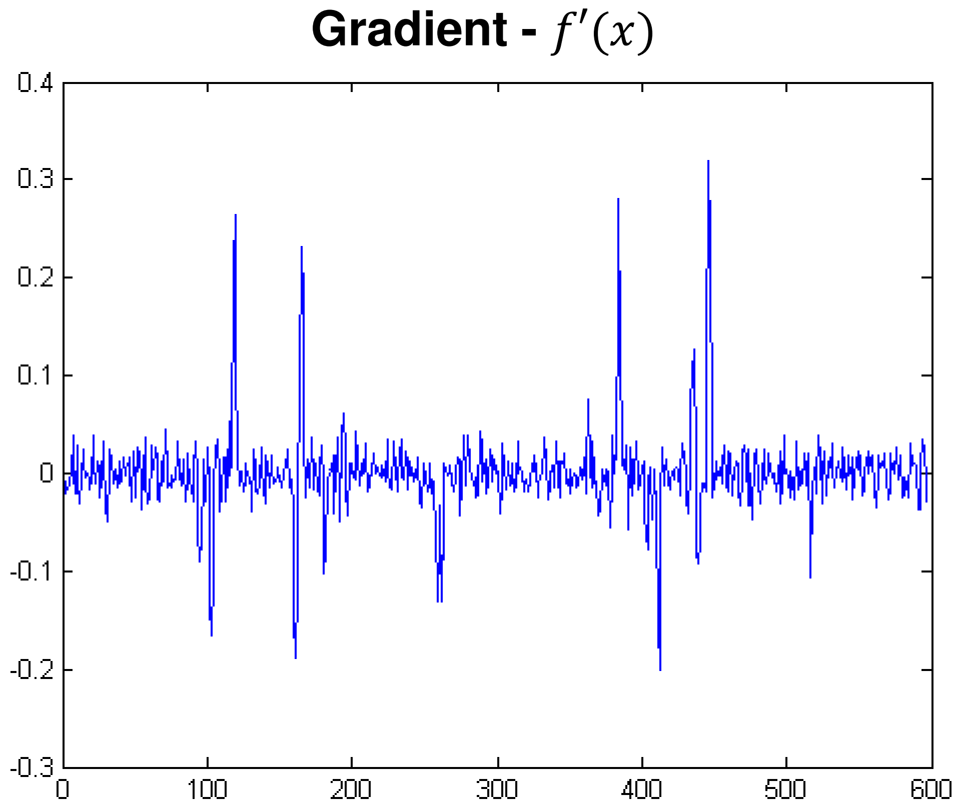
Profilul intensităţii





Source: D. Hoiem

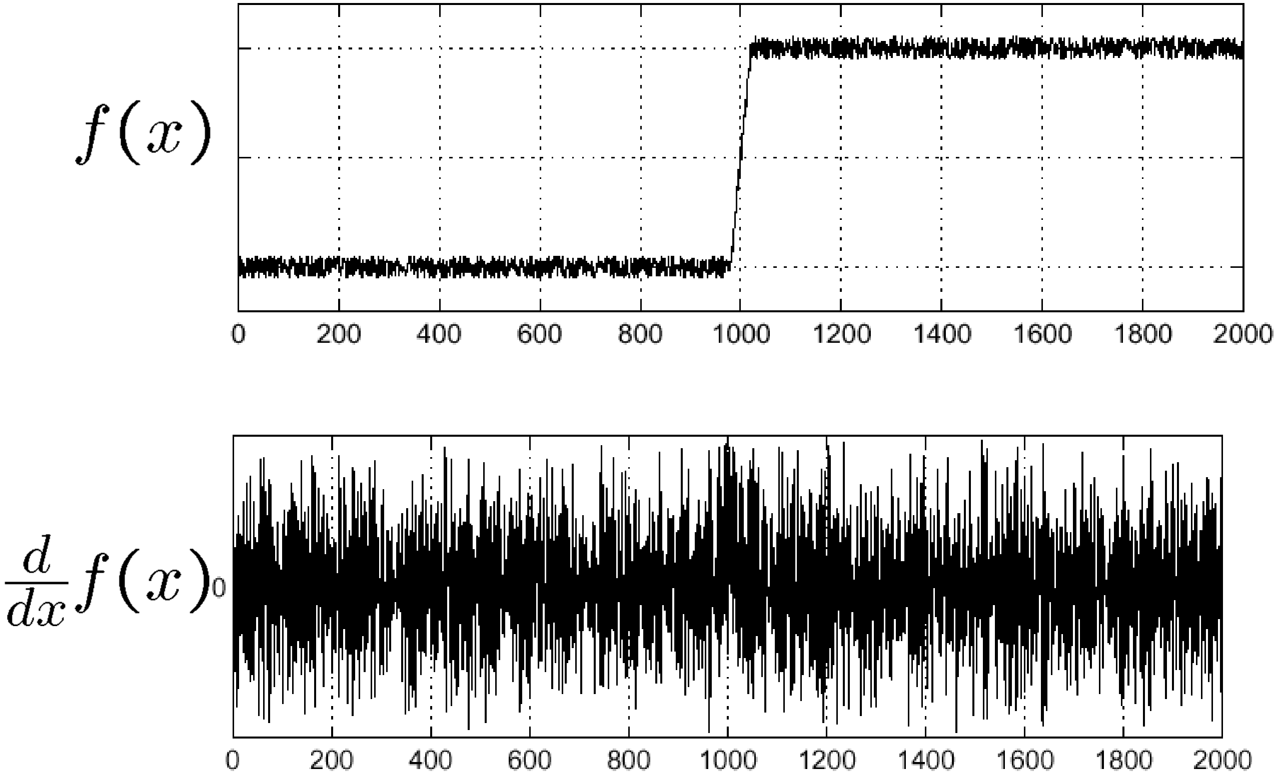
Zgomot Gaussian adăugat



Source: D. Hoiem

Efectul zgomotului

- Consideraţi o singură linie sau coloană din imagine (intensitatea pixelilor ca şi o funcţie de poziţie)



Unde este canta?

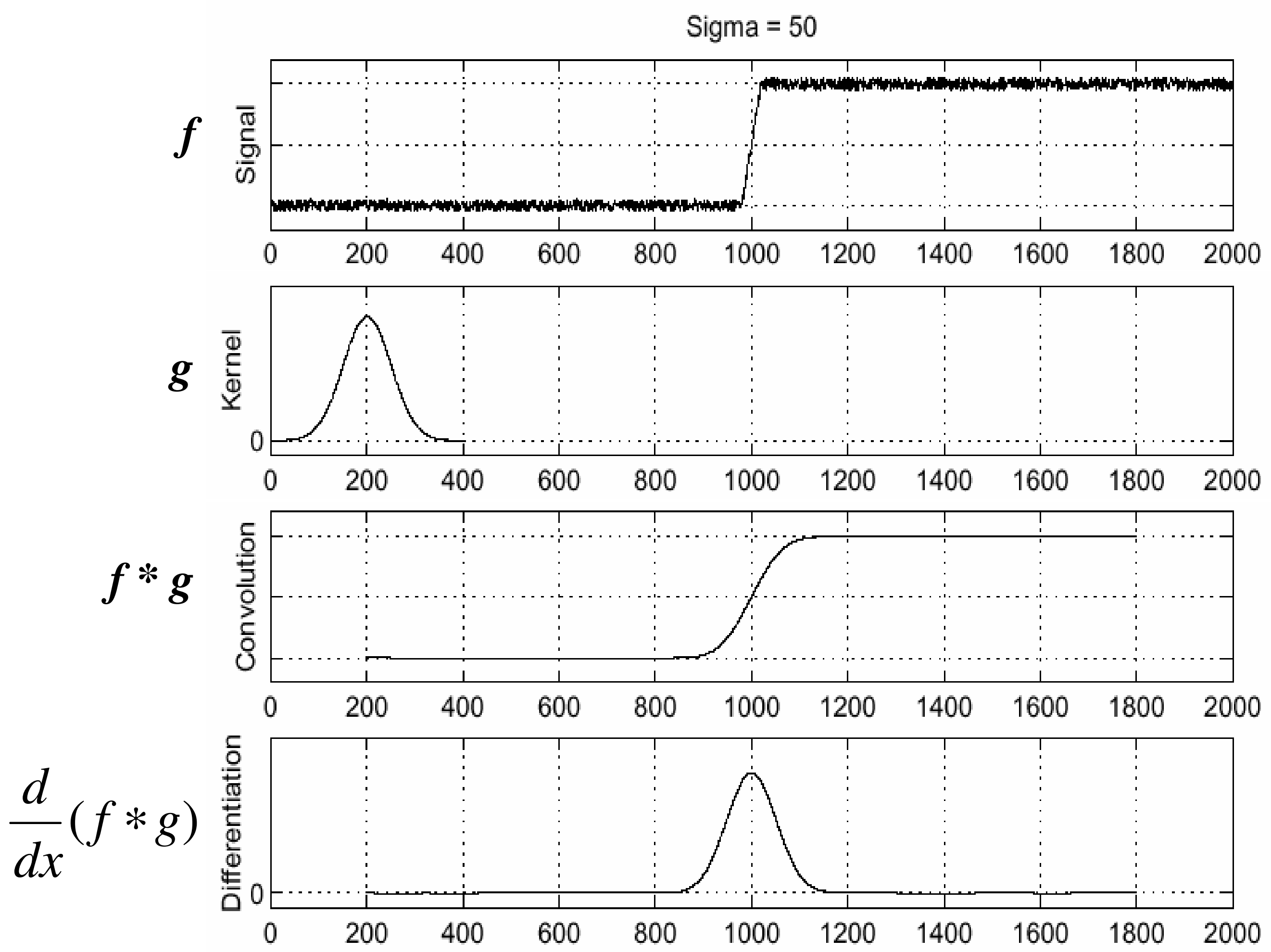
Source: S. Seitz

Efectul zgomotului

- Filtrele diferenţiale răspund puternic la zgomot
  - Zgomotul în imagine produce pixeli cu valori foarte diferite faţă de cele ale vecinilor sai
  - În general, cu cât zgomotul este mai mare, cu atât raspunsul este mai perturbat
- Soluţie:
  - Netezirea imaginii înaintea filtrării diferenţiale

Source: D. Forsyth

Netezirea semnalului



- **Cantele se gasesc la vârfurile derivatei semnalului netezit:** $\frac{d}{dx}(f*g)$

Teorema derivatei procesului de convoluţie

- Diferenţierea (derivarea) este convoluţie, iar convoluţia este asociativă.
- Astfel, derivarea este obţinuta prin convoluţia imaginii cu derivata kernelului (filtrului)

$$\frac{d}{dx}(f * g) = f * \frac{d}{dx} g$$

Source: S. Seitz

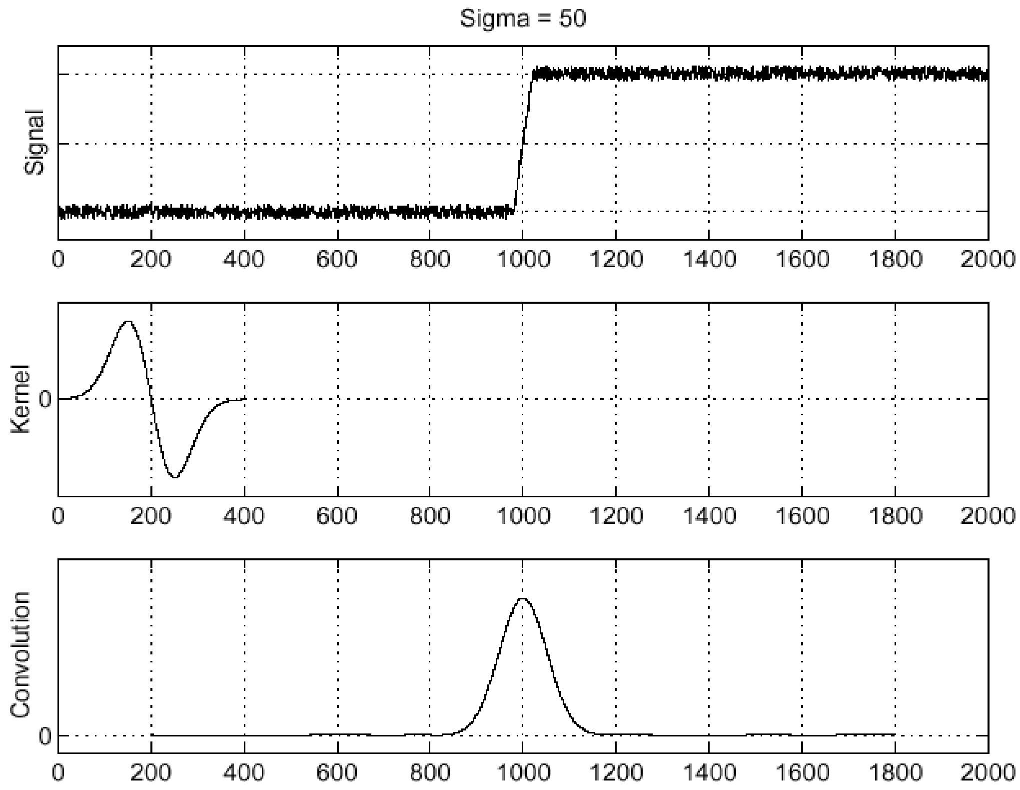
Teorema derivatei procesului de convoluţie

$$\frac{d}{dx}(f * g) = f * \frac{d}{dx} g$$

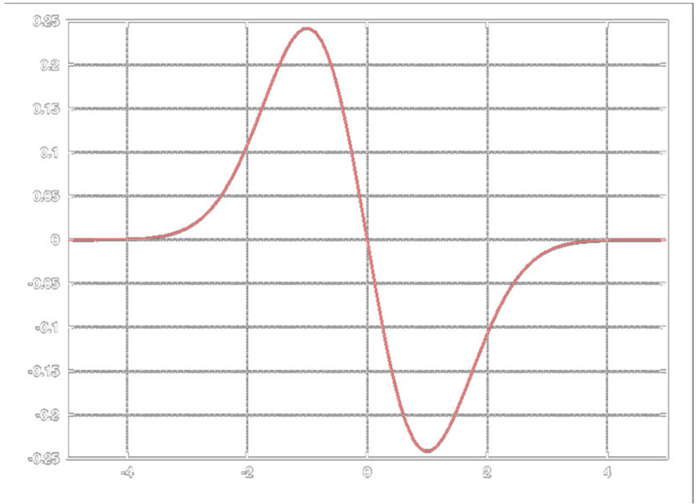
f

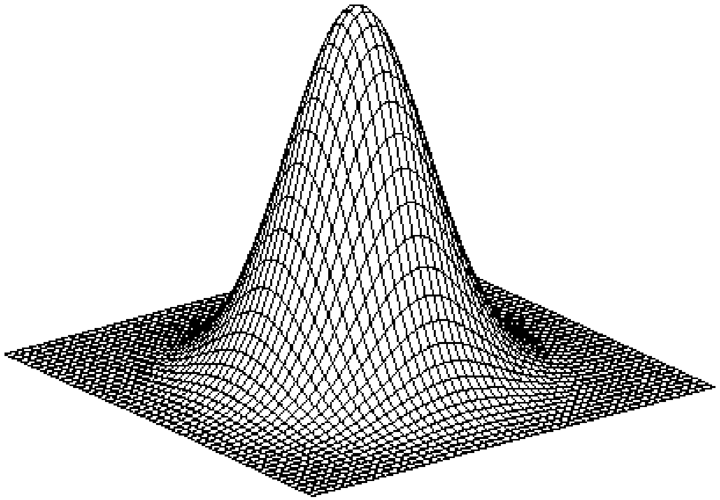
$\frac{d}{dx} g$

$f * \frac{d}{dx} g$

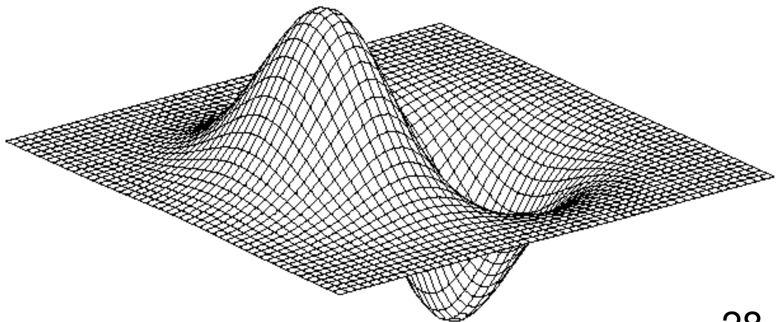


Derivata filtrului Gaussian





* [1   -1] =

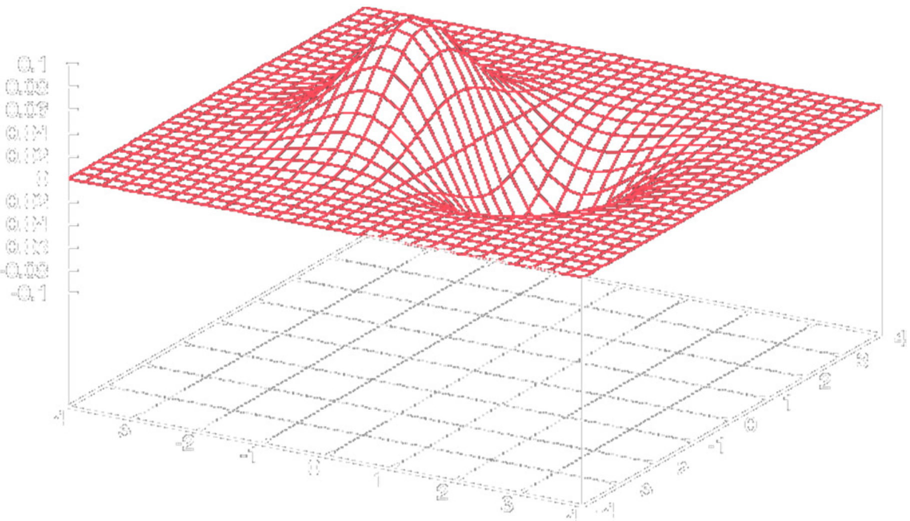


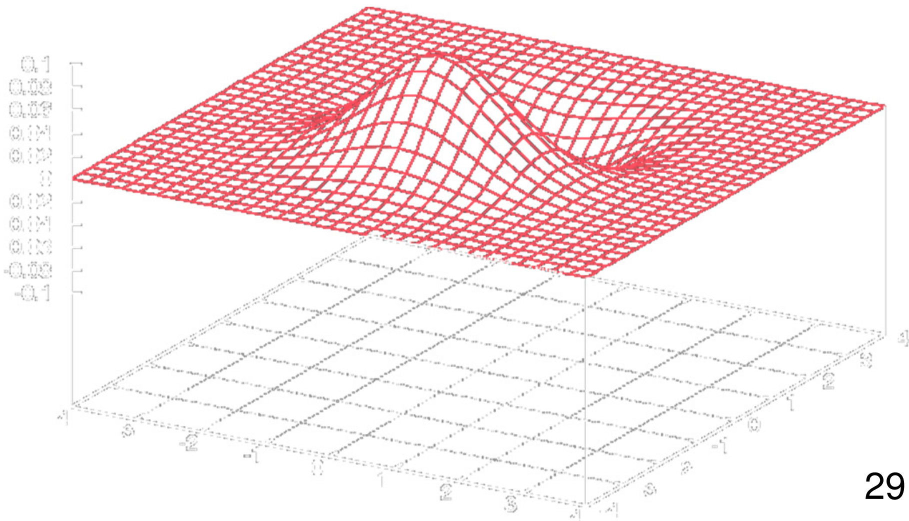
Derivata filtrului Gaussian

- **Funţiile Gaussiene sunt separabile:**

$$G_2(x, y) = G_1(x) G_1(y)$$

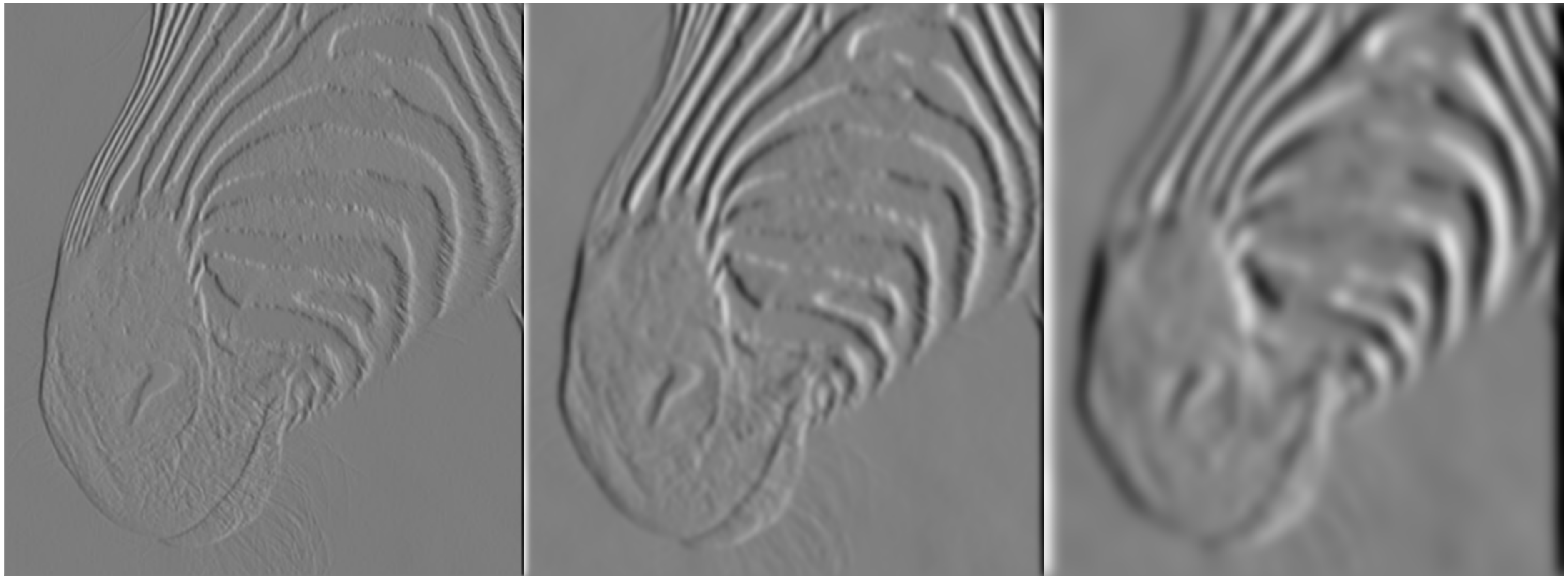
$$\nabla\big(f(x, y) * G_2(x, y)\big) = \begin{bmatrix} f(x, y) * \big(G_1'(x) G_1(y)\big) \\ f(x, y) * \big(G_1(x) G_1'(y)\big) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f(x, y) * G_1'(x) * G_1(y) \\ f(x, y) * G_1(x) * G_1'(y) \end{bmatrix}$$





Compromis: netezire şi localizare

- Derivata netezită înlătură zgomotul, însă estompează (blur) cantele
- De asemenea, detectează cante la diferite scale



1 pixel | 3 pixels | 7 pixels

Gradientul unei imagini (2D)

- **Derivata parţială a funcţiei 2D $f(x, y)$ este:**

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} = \lim_{\varepsilon \to 0} \frac{f(x+\varepsilon, y) - f(x,y)}{\varepsilon}$$

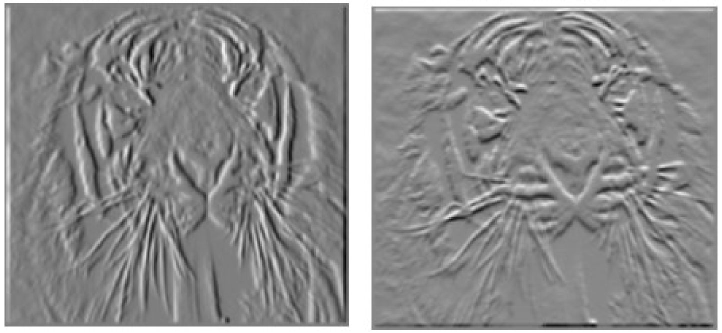
- **Pentru cazul discret, derivata poate fi aproximată prin diferenţe finite:**

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \approx \frac{f(x+1, y) - f(x,y)}{1}$$

Gradientul unei imagini (2D)

- **Gradientul unei imagini:**

$$\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}\right]$$

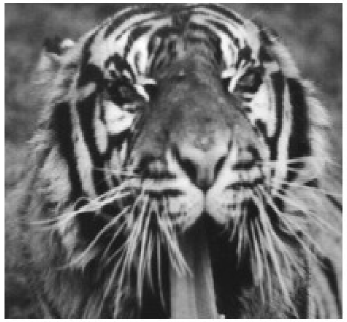


- **Magnitudinea gradientului:**

$$\|\nabla f\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}$$

- **Direcţia gradientului**

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



Calculul gradientului în imagine

- Convoluţie cu două filtre simple:

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}$$

-1	1

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial y}$$

-1
1

sau

1
-1

Calculul gradientului în imagine

- **Alte filtre des întâlnite în calculul gradientului:**

  - **Prewitt:**

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad \frac{\partial f}{\partial y} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}$$

  - **Sobel:**

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad \frac{\partial f}{\partial y} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

  - **Roberts:**

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \qquad \frac{\partial f}{\partial y} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Detectorul de cante Canny

1. Filtrarea imaginii utilizând derivata filtrului Gaussian
2. Calculul magnitudinii şi a orientării gradientului
3. Supresie non-maximă
4. Threshold cu hysteresis

Detectorul de cante Canny

- **Paşii 1&2: Filtrarea imaginii utilizând derivata filtrului Gaussian**

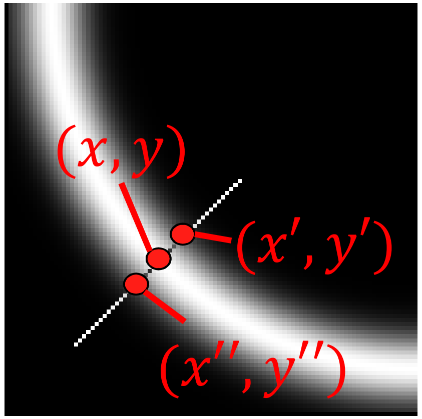
Imaginea originală

Imaginea netezită a magnitudinii gradientului

Detectorul de cante Canny

- **Pasul 3: Supresie non-maximă:**

  Pixelii cu o valoare mai mică decât tranziţia maximă (amplitudinea gradientului) de-a lungul direcţiei gradientului sunt suprimaţi (= zero)
- **Rezultat: cantă de grosime 1px**



$$M(x,y)=\begin{cases}\left|\nabla f\right|_{(x,y)} & \text{dacă} \quad \left|\nabla f\right|_{(x,y)} > \left|\nabla f\right|_{(x',y')} \,\&\, \left|\nabla f\right|_{(x,y)} > \left|\nabla f\right|_{(x'',y'')} \\ 0 & \text{altfel}\end{cases}$$

$M(x, y)$ **- imaginea gradient**

(x',y') şi (x'',y'') sunt vecinii lui (x,y)

în imaginea gradient $\left|\nabla f\right|$, de - a lungul direcţire gradientului

Detectorul de cante Canny

- **Pasul 3: Supresie non-maximă**

Imaginea netezită a magnitudinii gradientului

Supresie non-maximă

Detectorul de cante Canny

- **Pasul 4: Partiţionarea prin histerezis – utilizarea a două valori de partiţionare, minim TL şi maxim TH:**
  - **Pixelii din $M(x,y)$ cu o valoare > TH sunt consideraţi pixeli obiect**
  - **Pixelii din $M(x,y)$ cu o valoare < TL sunt consideraţi pixeli fundal**
  - **Pixelii din $M(x,y)$ cu o valoare ce aparţine intervalului $[TL, TH]$ sunt consideraţi pixeli obiect dacă sunt conectaţi la pixeli obiect deja detectaţi**

Cantele "slabe" sunt detectate împreuna cu cele "tari", astfel rezultând obiecte segmentate fără "întreruperi"

Detectorul de cante Canny

Supresie non-maximă

Cante Canny

Detectorul de cante Canny

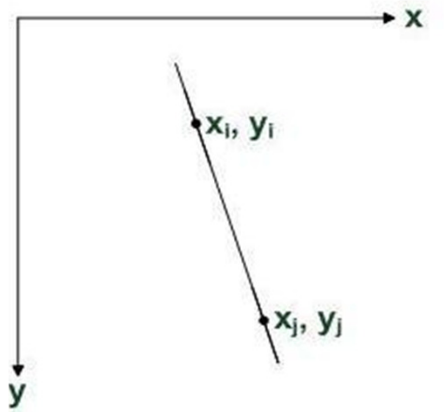
Imaginea originală

Cante Canny

Transformata Hough

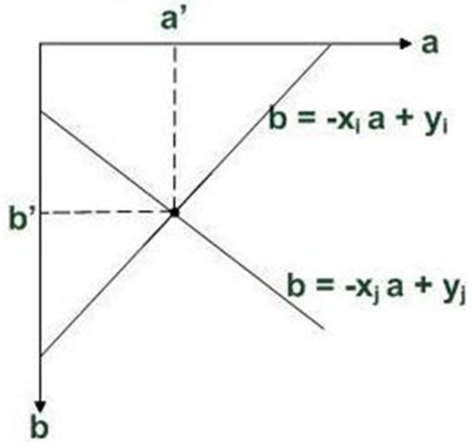
- **Detectarea liniilor: estimare a coliniarității pixelilor.**

Spaţiul imaginii:



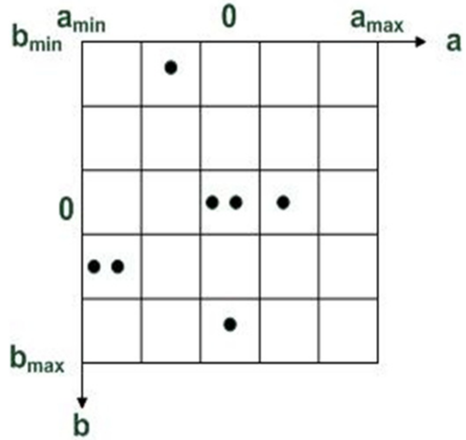
$$y_i = ax_i + b$$

Spaţiul parametric:



$$b = -x_i a + y_i$$

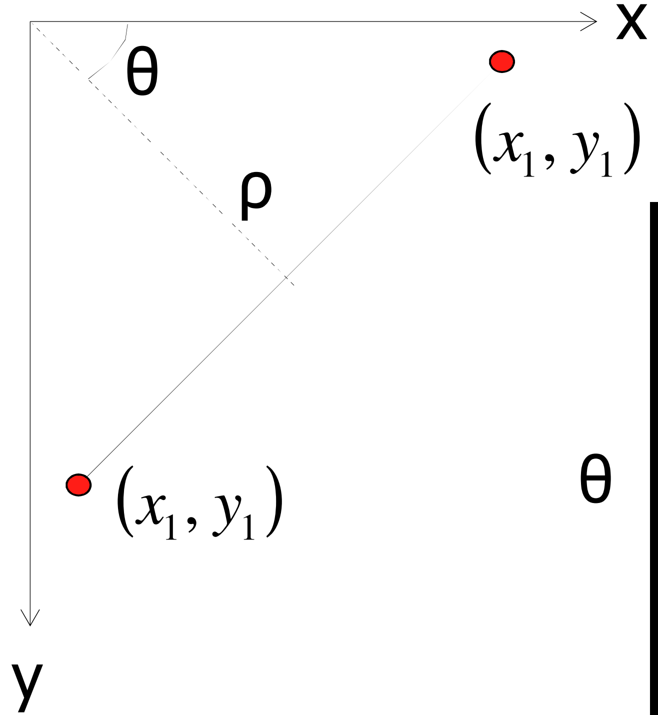
Matricea acumulator:



- **Intersecția a 2 linii în spațiul parametric reprezintă coliniaritate în spațiul imaginii**
- **Rezolvarea ecuaţiei liniei pentru fiecare pixel obiect (determinat prin Canny)**
- **Determinarea maximelor din acumulator prin partiţionare**
- **Problemă: pentru linii verticale parametrii a,b devin nedefiniți ($a, b \to \infty$)**

Reprezentarea prin coordonate polare a unei linii

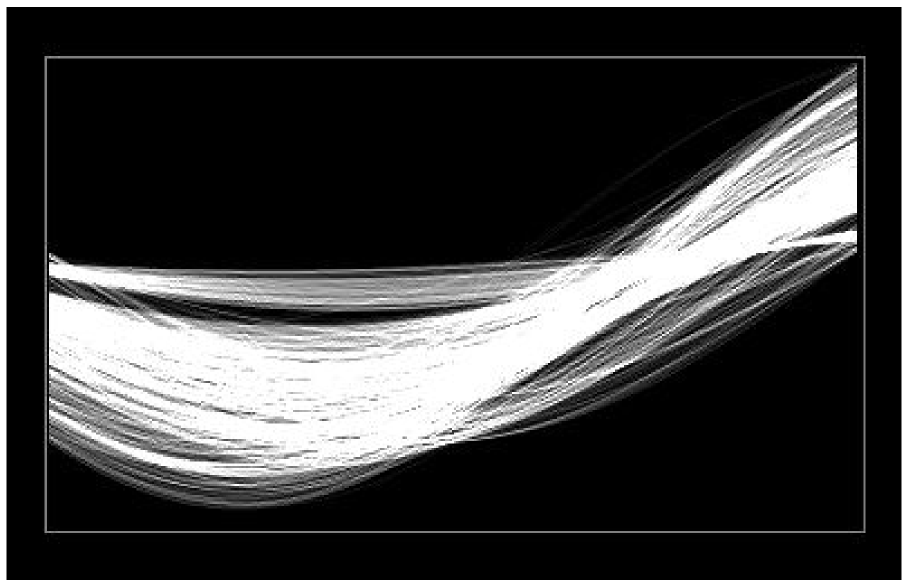
- **Intersecția sinusoidelor reprezintă coliniaritate în spațiul imaginii.**



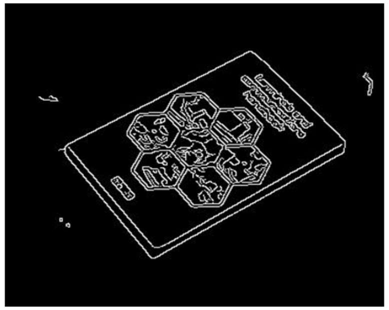
$$x\cos\theta + y\sin\theta = \rho$$

ρ

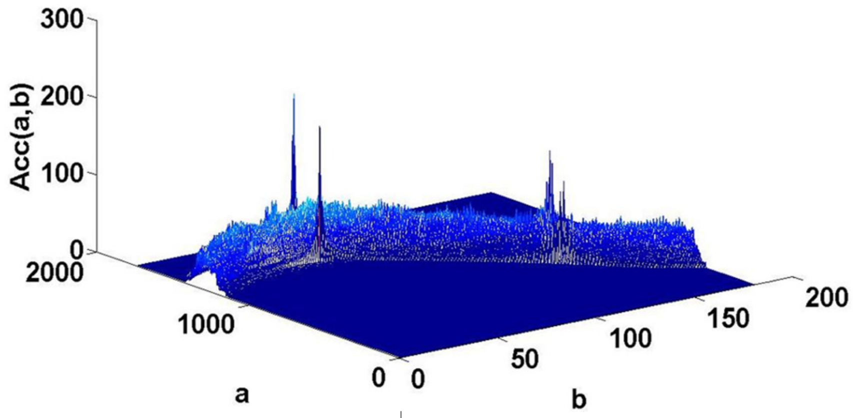
θ



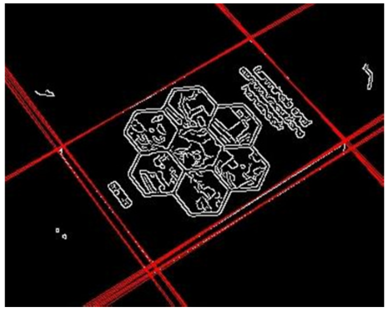
Transformata Hough



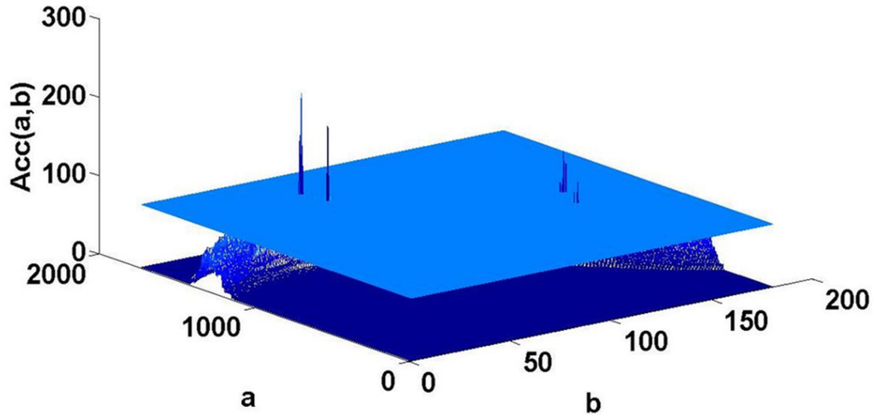
Calculul matricei acumulator



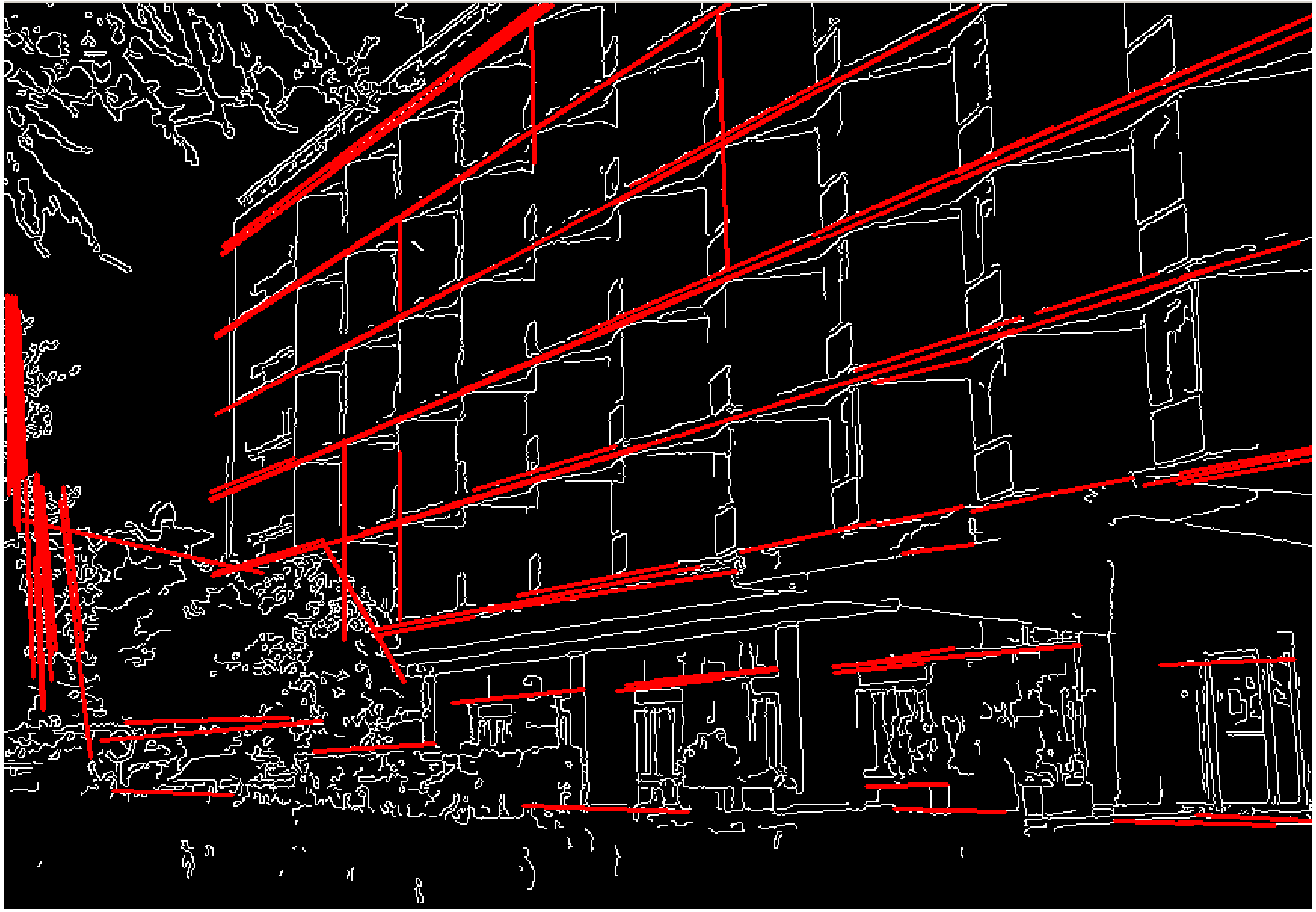
Partiţionarea acumulatorului



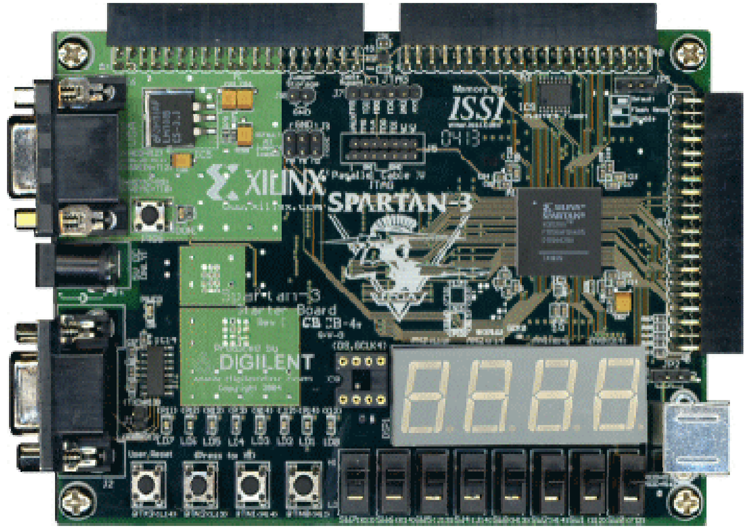
Reproiectarea în spaţiul imaginii



Transformata Hough



Procesarea pe hardware dedicat



Procesor grafic (GPU)

FPGA


LOONEY TUNES
"That's all Folks!"