6. Éldetektálás

Kató Zoltán

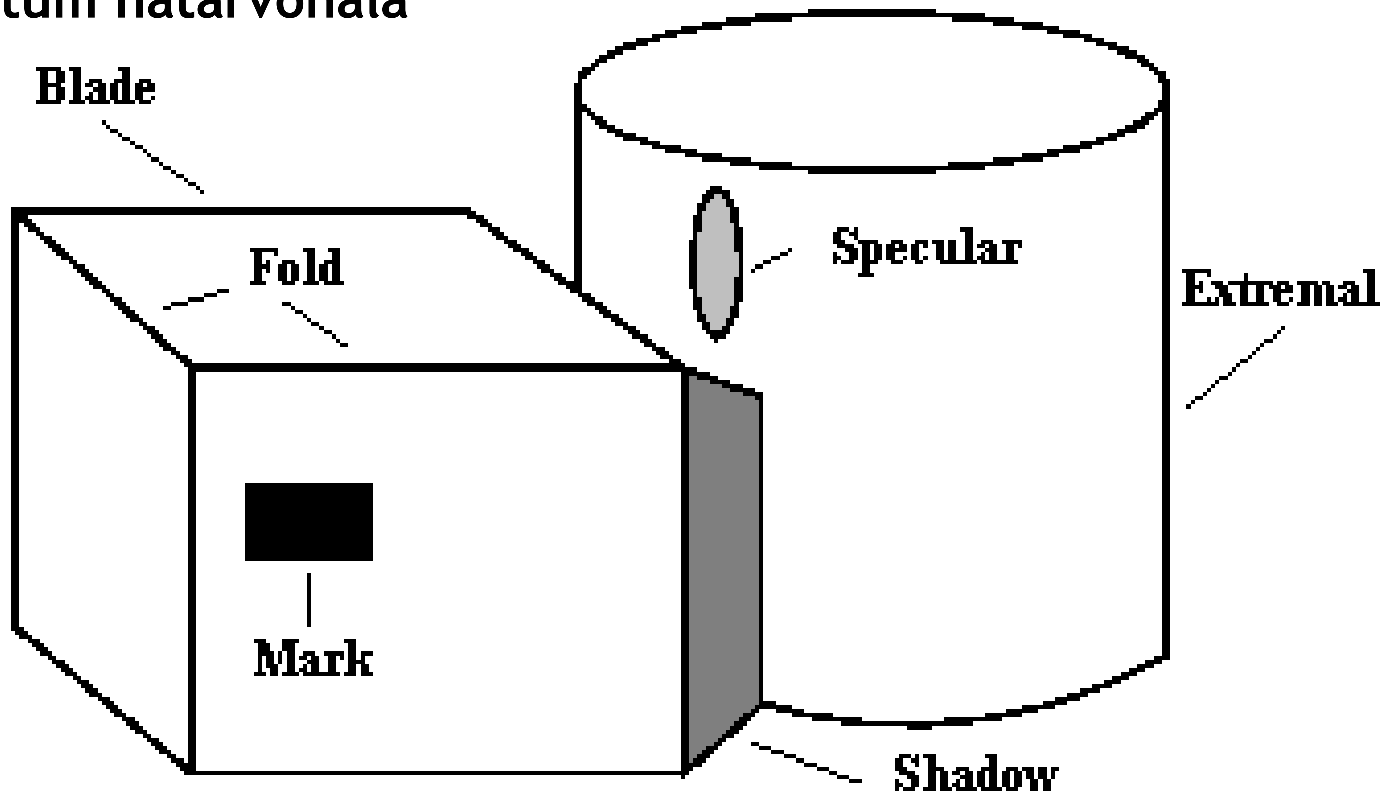
Képfeldolgozás és Számítógépes Grafika tanszék
SZTE
(http://www.inf.u-szeged.hu/~kato/teaching/)

Élek

- **A képen ott található él, ahol a kép-függvény hirtelen változik.**
  - **A kép egy szeletén vizsgálva az intenzitás-profilt jól azonosíthatóak az objektumok határainak megfelelő változások**
  - **➔ Az intenzitás-gradiensből következtethetünk az élek helyére, irányára**

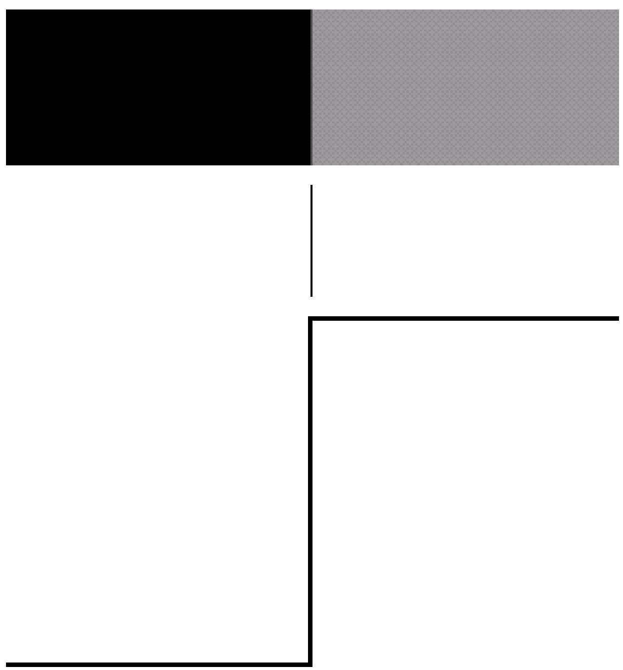
Hol keletkeznek a képen élek?

- Ahol hirtelen intenzitásváltozás történik:
  - Felület normálisa változik
  - Megvilágítás változik
  - Fényvisszaverő tulajdonság változik
  - Objektum határvonala

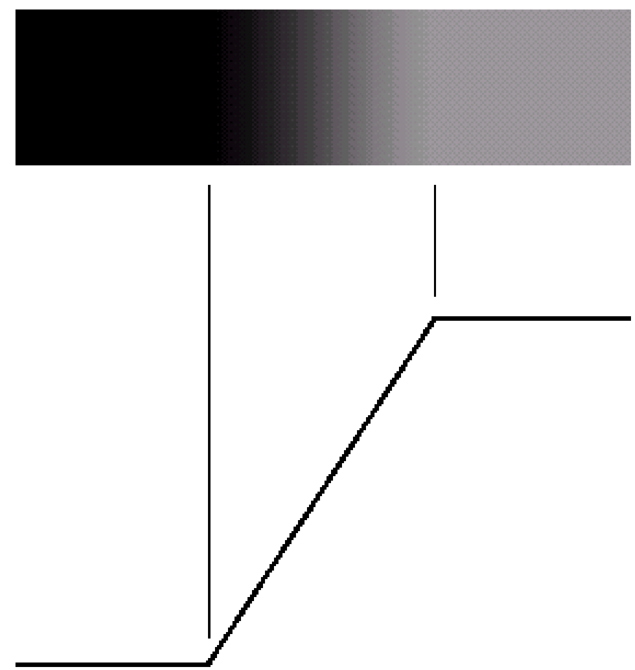


Lépcsős él

ideális/lépcsős él

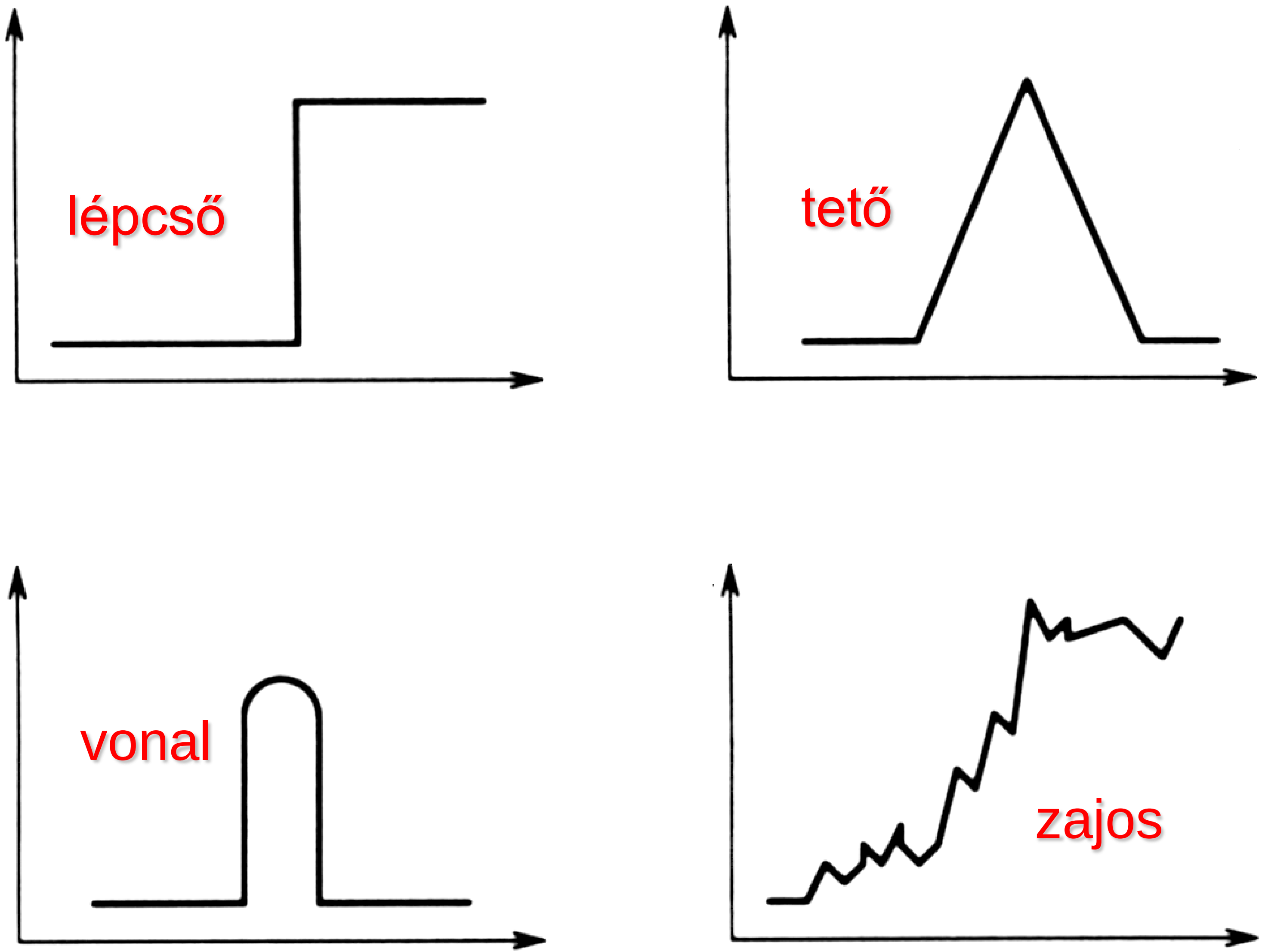


lejtős él



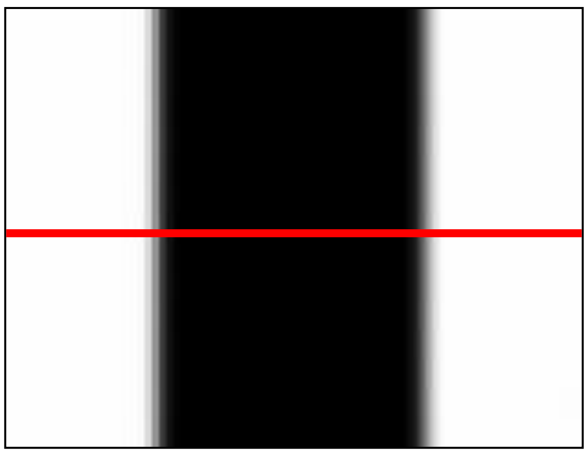
intenzitás-profilok vízszintes vonal mentén

Tipikus élprofilok

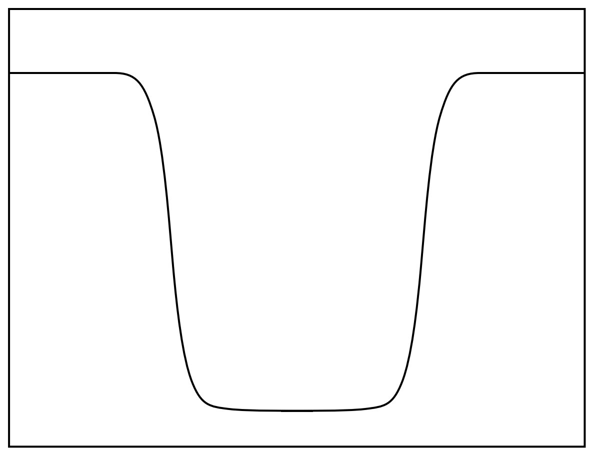


Él és derivált közötti kapcsolat

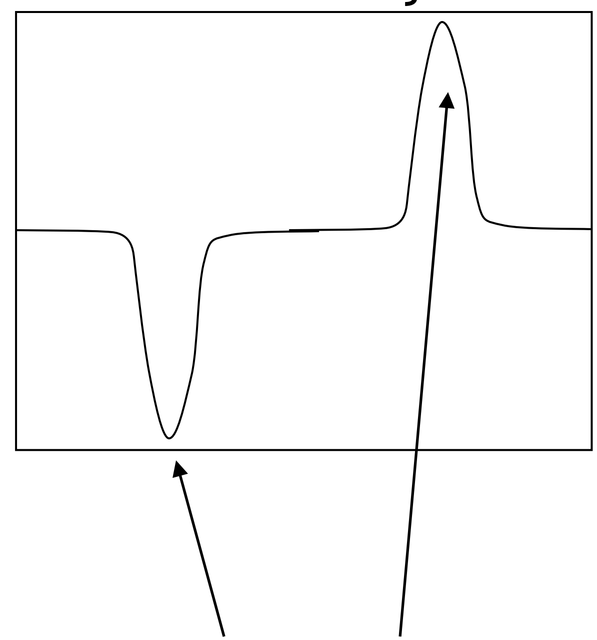
Kép



Intenzitás-függvény
a rasztervonal mentén



Intenzitás-függvény
első deriváltja

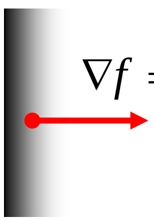


A derivált szélsőérték-helyei
felelnek meg az éleknek

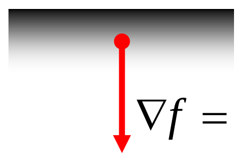
Képi gradiens

- **A képfüggvény kétváltozós ➔ derivált helyett parciális deriváltakból álló <u>gradiens vektor</u>**

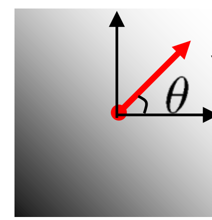
$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}^T$$



$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & 0 \end{bmatrix}^T$$



$$\nabla f = \begin{bmatrix} 0 & \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}^T$$



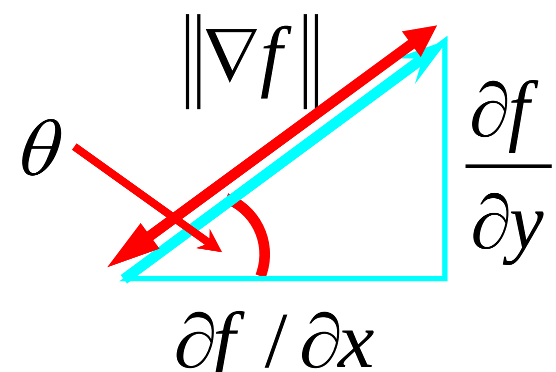
$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}^T$$

- **hossza a változás nagyságával egyenlő:**

$$\|\nabla f\| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \approx |G_x| + |G_y|$$

- **a legnagyobb változás irányába mutat:**

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$$



Gradiens numerikus közelítése

- **Digitális képek esetén a parciális deriváltakat véges differenciával közelíthetjük:**

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \lim_{\varepsilon \to 0}\left(\frac{f(x+\varepsilon, y)}{\varepsilon} - \frac{f(x,y)}{\varepsilon}\right) \approx \frac{f(x_{n+1}, y) - f(x_n, y)}{\Delta x}$$

  - **Amit az alábbi maszk x majd y irányú alkalmazásával konvolúcióval számítunk ki:**

-1	**1**

  - **A fenti módszernek több variánsa létezik. Pl. Roberts operátor, ami a 45 fokos éleket emeli ki:**

+1	0
0	-1

Gx

0	+1
-1	0

Gy

  - **Az *1/Δx* szorzót a képi gradiens számításnál el szoktuk hagyni ➔ a kapott gradiens magnitúdója csak arányos lesz a valódi gradienssel**

Gradiens maszk tervezése

$$G_x = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$$

Feltételek:

1. szimmetria: $a_{1j} = a_{3j} \quad (j = 1,2,3)$,
2. antiszimmetria: $a_{i1} = -a_{i3}$, $a_{i1} < 0$ és $a_{i2} = 0$ $(i = 1,2,3)$,
3. nem reagál konstans régióra: $\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=1}^{3} a_{ij} = 0.$

Gradiens maszk tervezése

- **A feltételeket kielégítő maszk-pár:**

$$G_x = \begin{bmatrix} -p & 0 & p \\ -q & 0 & q \\ -p & 0 & p \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} p & q & p \\ 0 & 0 & 0 \\ -p & -q & -p \end{bmatrix}$$

$$\text{Prewitt}: \quad p = 1,\ q = 1$$

$$\text{Sobel}: \quad p = 1,\ q = 2$$

$$\text{Frei-Chen}: \quad p = 1,\ q = \sqrt{2}$$

Sobel operátor

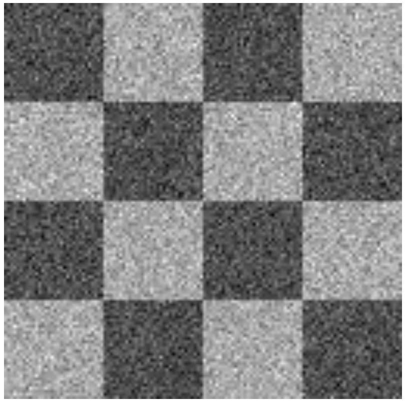
- **3X3 maszk**
- **Előnye:**
  - **Kevésbé zajérzékeny (a nagyobb maszkméret eltünteti a pontszerű zajt).**
  - **Átlós irányban is érzékeny.**
- **Hátránya: A nagyobb maszkméret miatt a meredek élek két-három pixel szélességben jelentkeznek.**
  - **Emiatt utófeldolgozás (élvékonyítás) szükséges.**

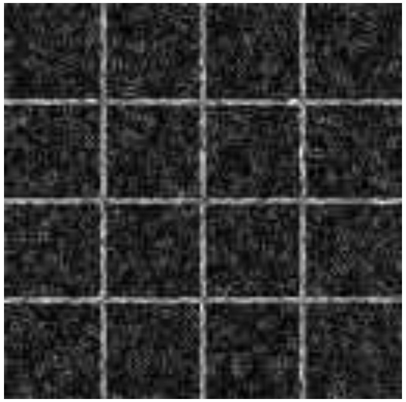
-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

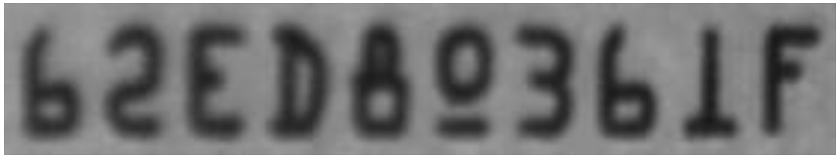
Gx

+1	+2	+1
0	0	0
-1	-2	-1

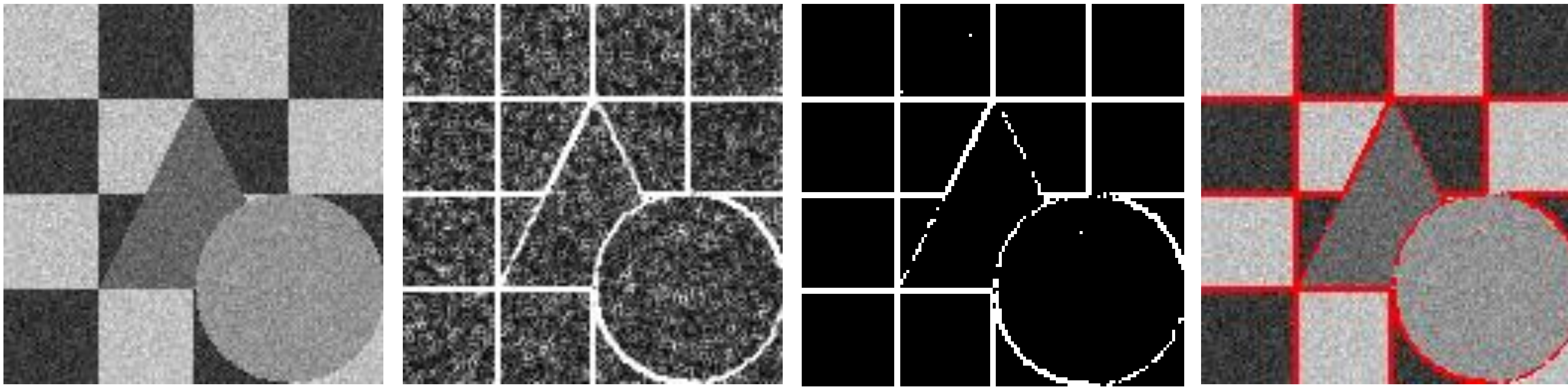
Gy



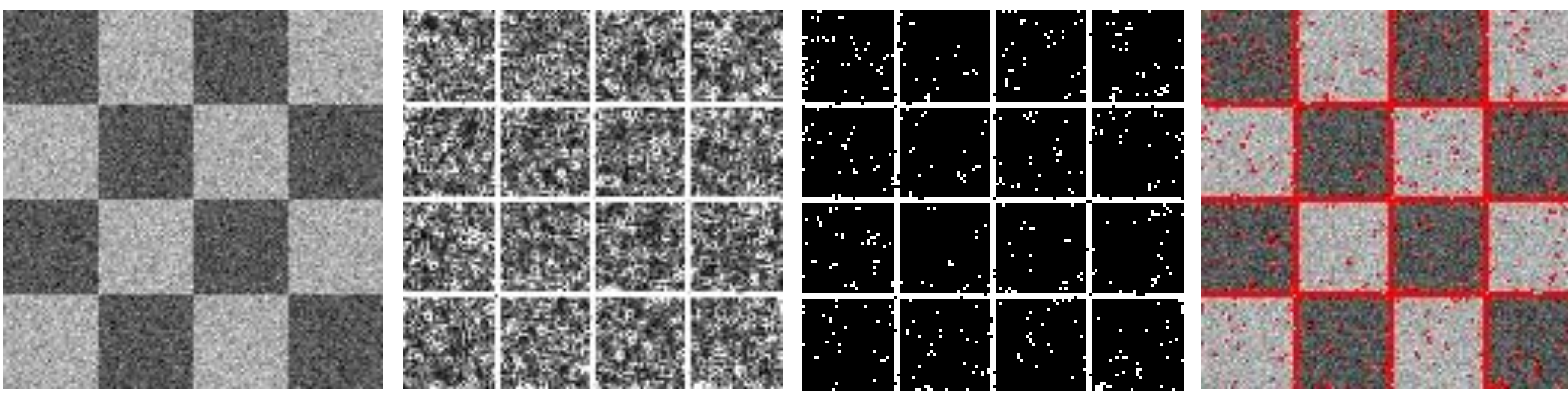




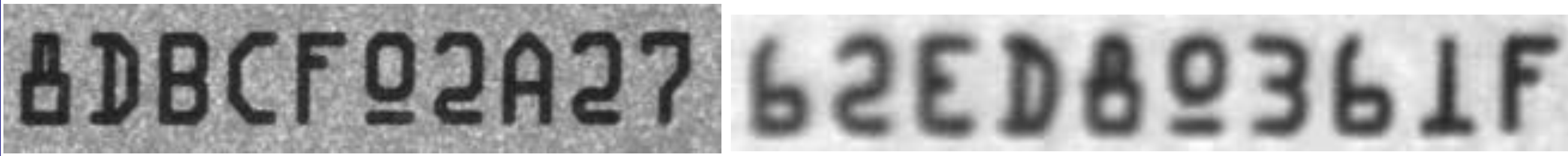
Sobel + küszöbölés



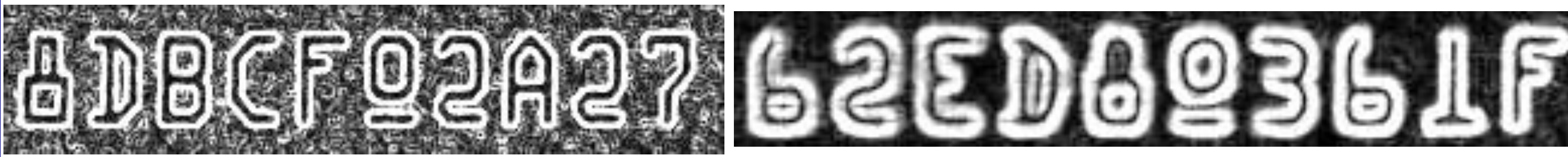
original | Sobel operátor Gradiens nagysága | *T=250* küszöbölés | Élek



Sobel + küszöbölés



original



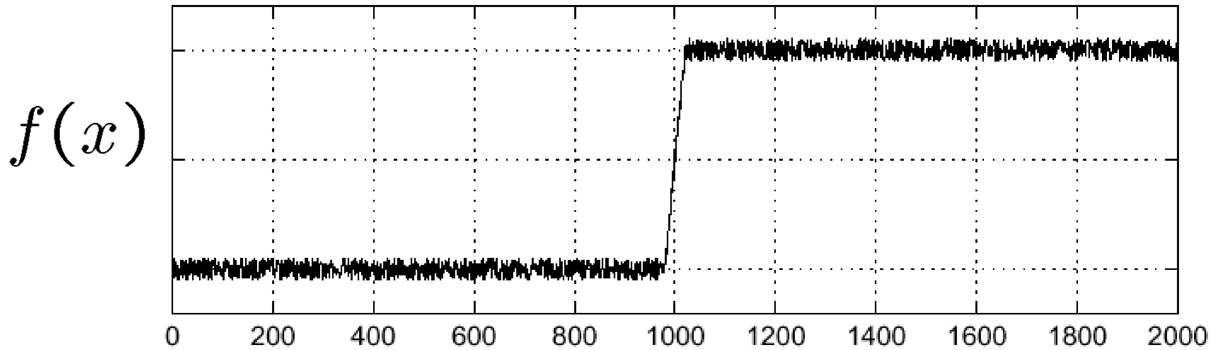
Sobel operátor: gradiens nagysága

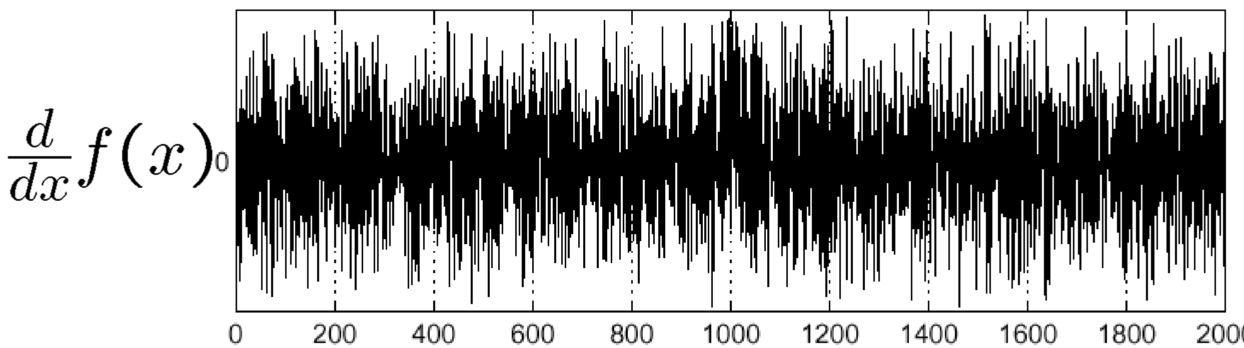
T=250 küszöbölés

T=128 küszöbölés

Élek

Gradiens operátorok zajérzékenyek

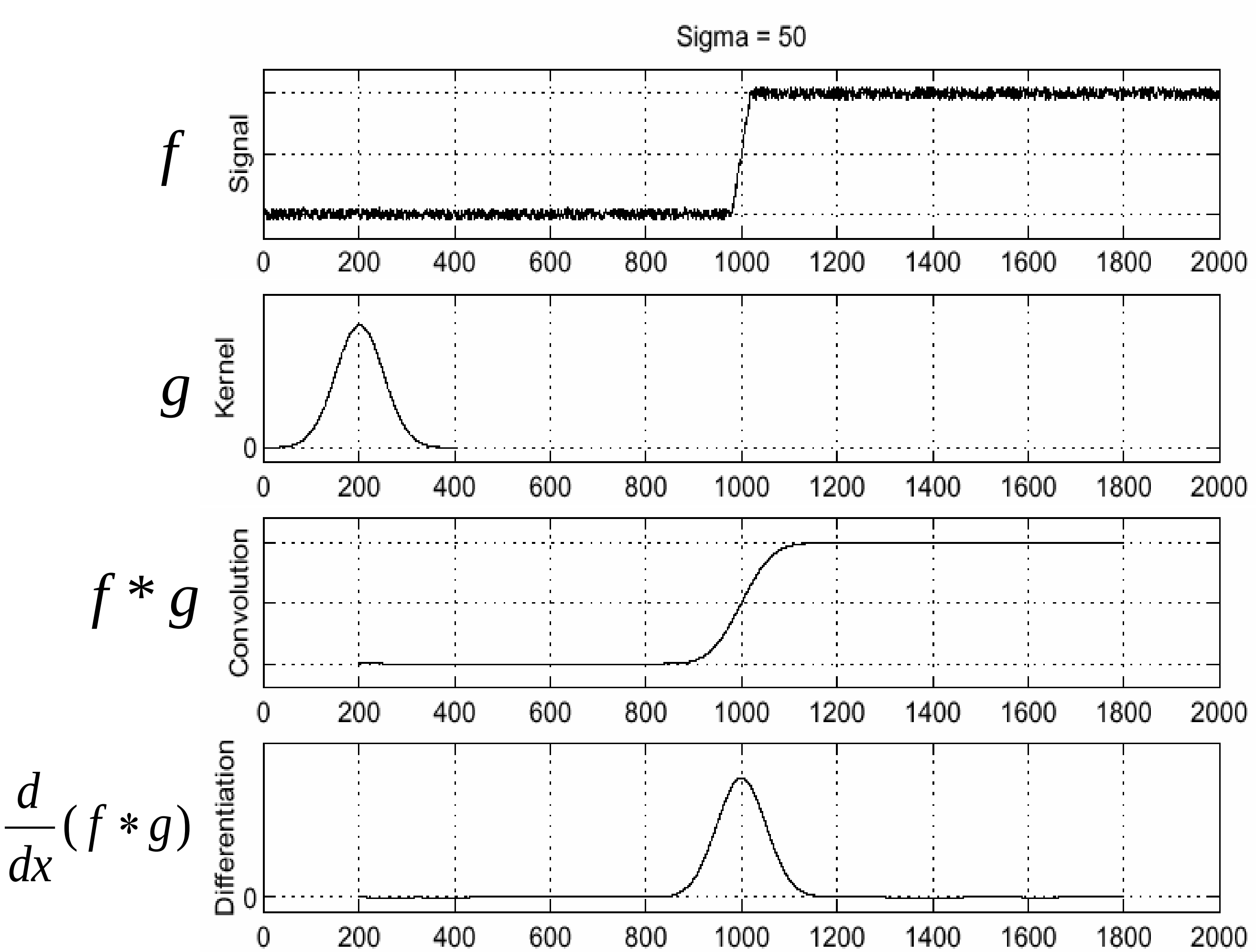




- **A zaj lokális maximumokat eredményez**
  - **szomszédos pixelértékek nagy eltérést mutatnak**
  - **zajszűrés közelebb hozza az értékeket**

Source: S. Seitz

Gradiens operátorok zajérzékenyek



Source: S. Seitz

Simítás és gradiens egy lépésben

- **Mivel a deriválás és konvolúció felcserélhető, ezért**

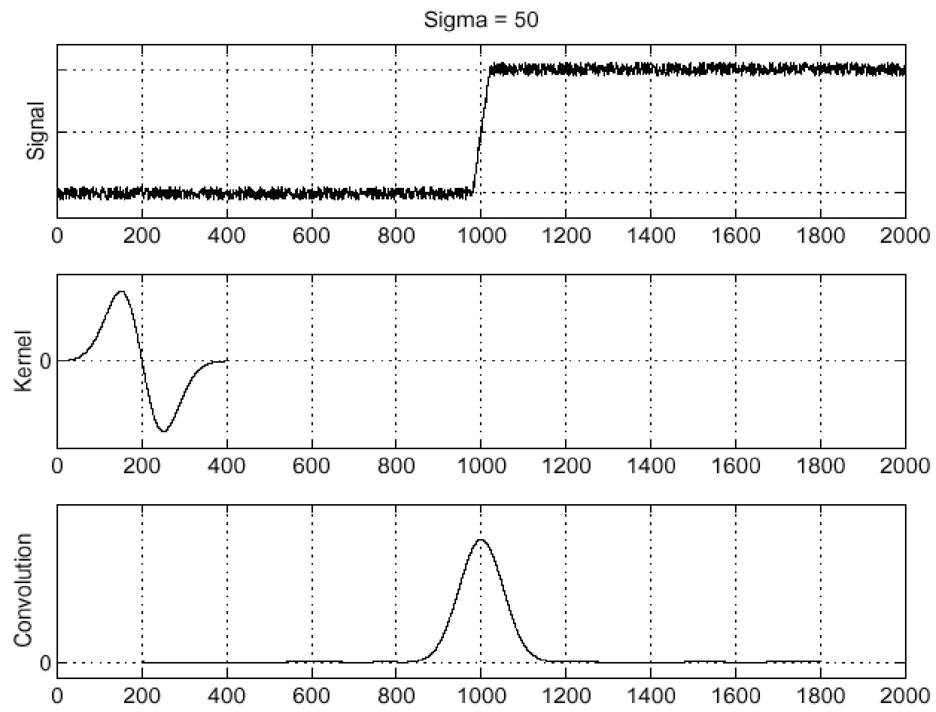
$$\frac{d}{dx}(f * g) = f * \frac{d}{dx} g$$

- **Vagyis a simítás és deriválás egyetlen konvolúcióban elvégezhető**
  - **A konvolúciós maszk a simító maszk deriváltja lesz**

f

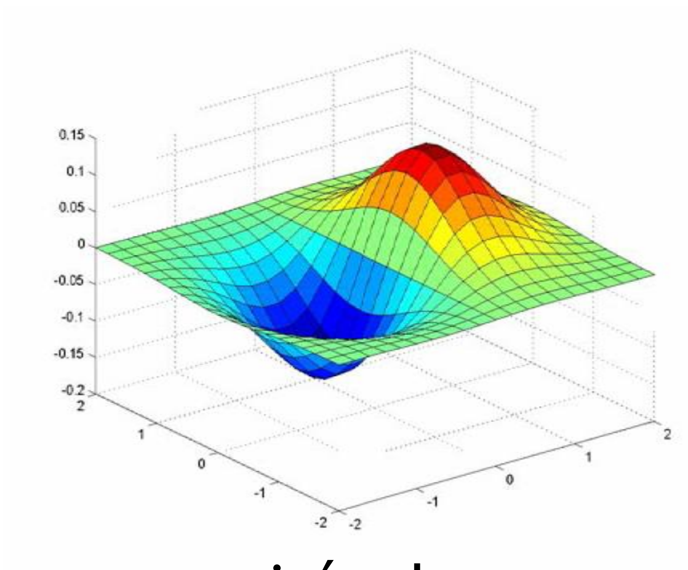
$\frac{d}{dx} g$

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

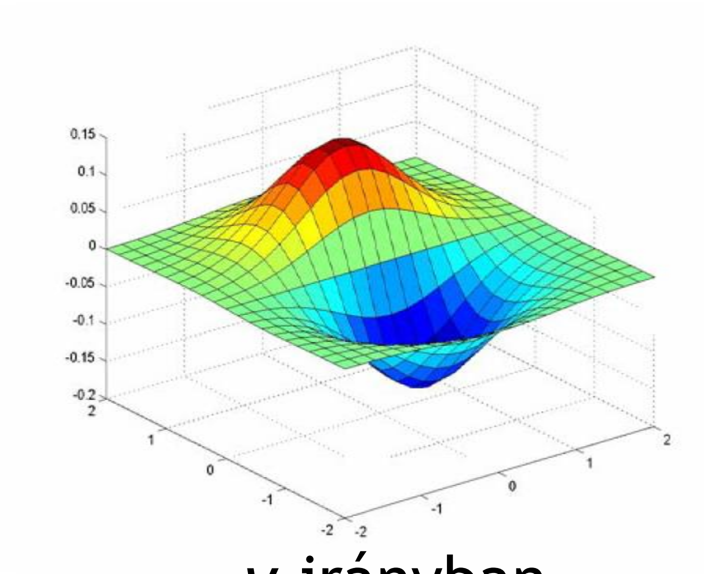


Source: S. Seitz

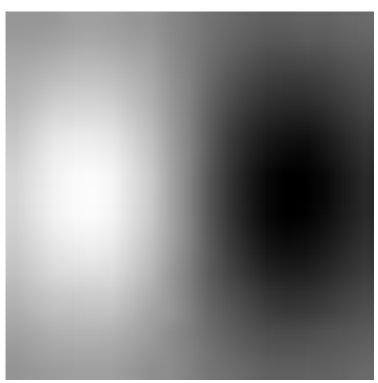
Gauss szűrő deriváltja

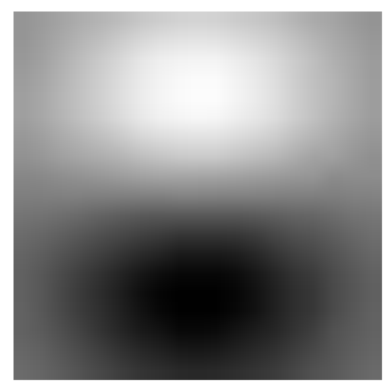


x-irányban



y-irányban

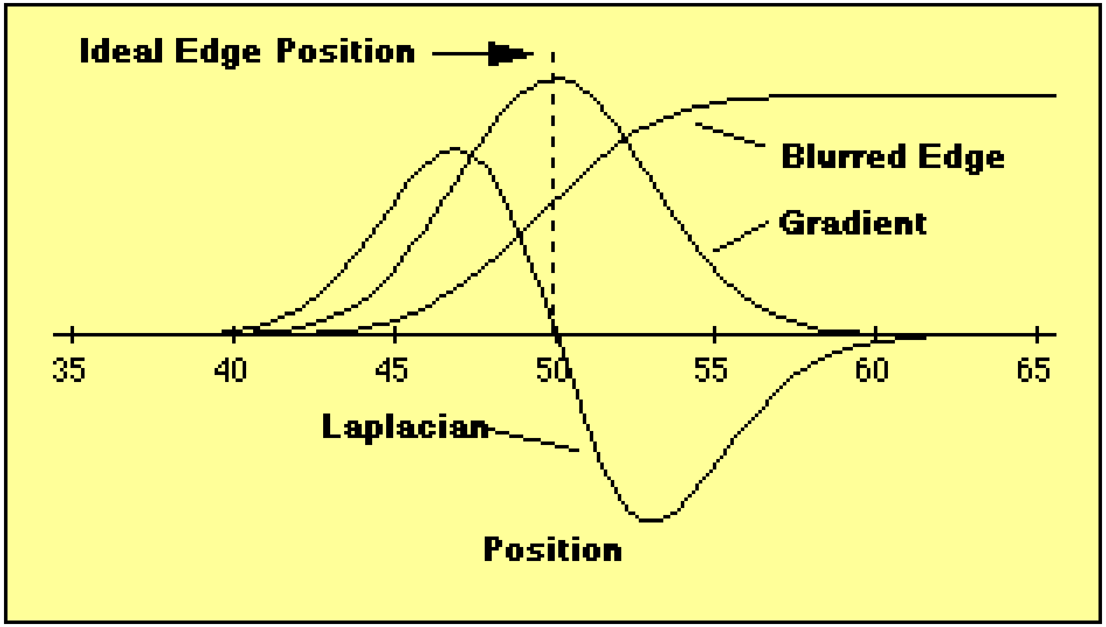




Laplace operátor

- Ahol a gradiens nagy, ott a második derivált 0 (előjelet vált)
  - Elmosódott élek esetén pontosabb lokalizálást érhetünk el
  - Ebben az esetben csak az élek helyét tudjuk meghatározni, az irányát nem
  - Az operátor nem érzékeny az elforgatásra, minden irányban egyformán érzékeny.

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

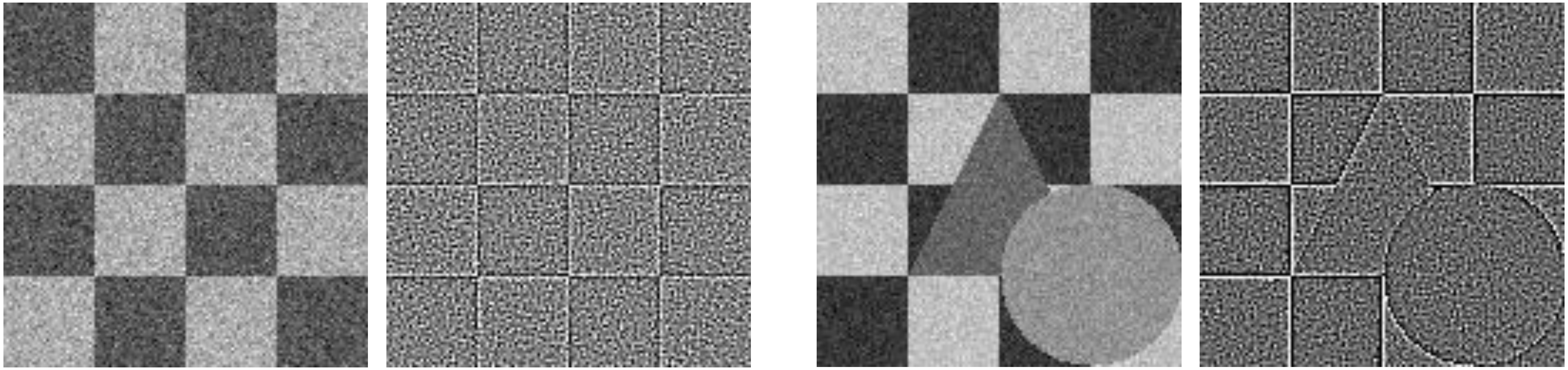


Laplace operátor

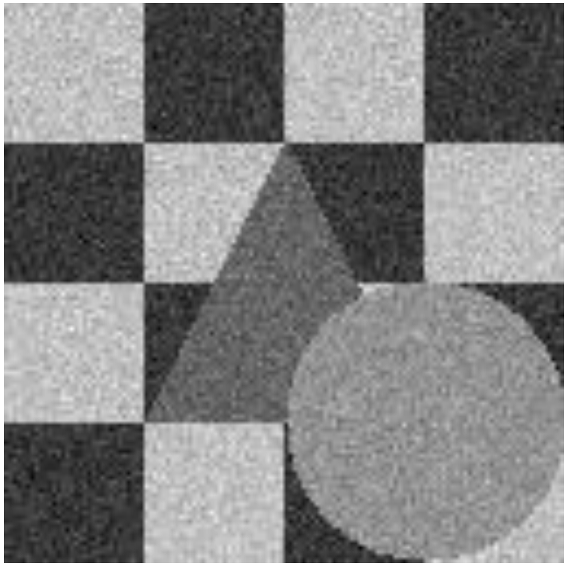
- **Digitális képek esetében a második derivált egy 3X3 maszkkal közelíthető**

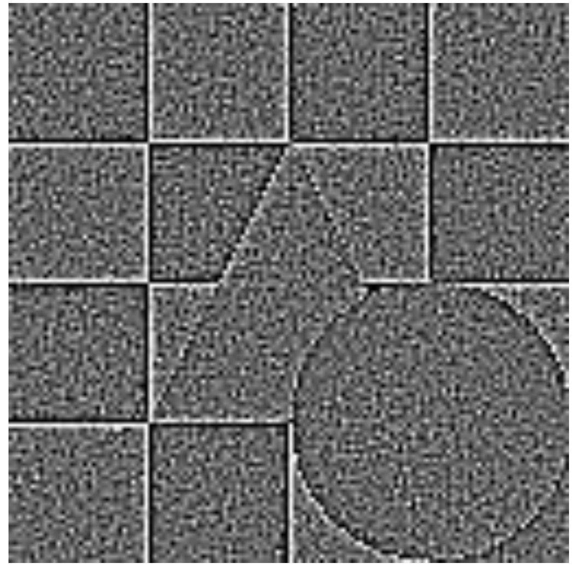
$$h = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \qquad h = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Laplace operátor - példák

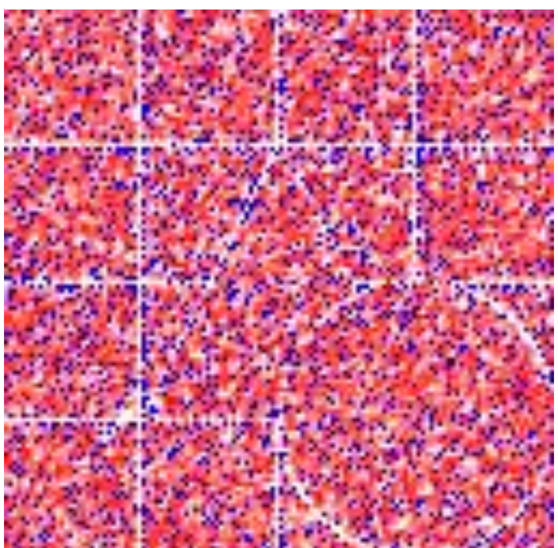


Nulla-átmenetek+gradiens nagysága

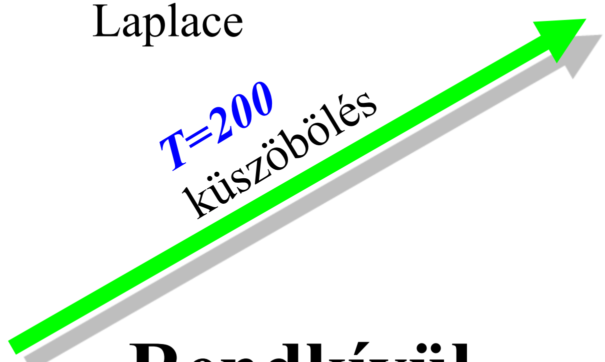




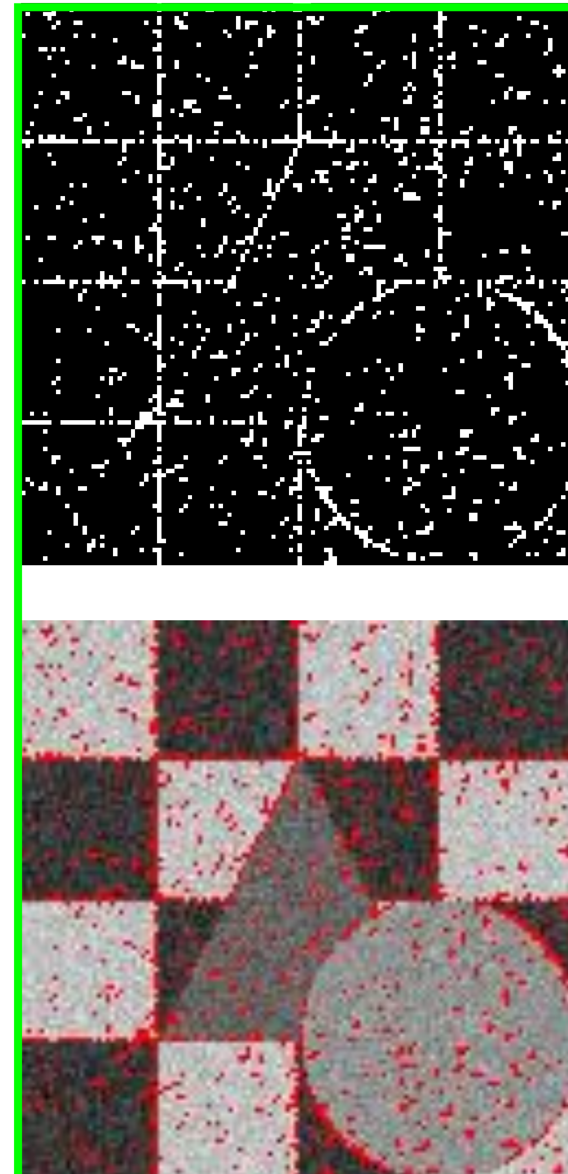
Laplace



Gradiens nagysága a 0-átmenetekben



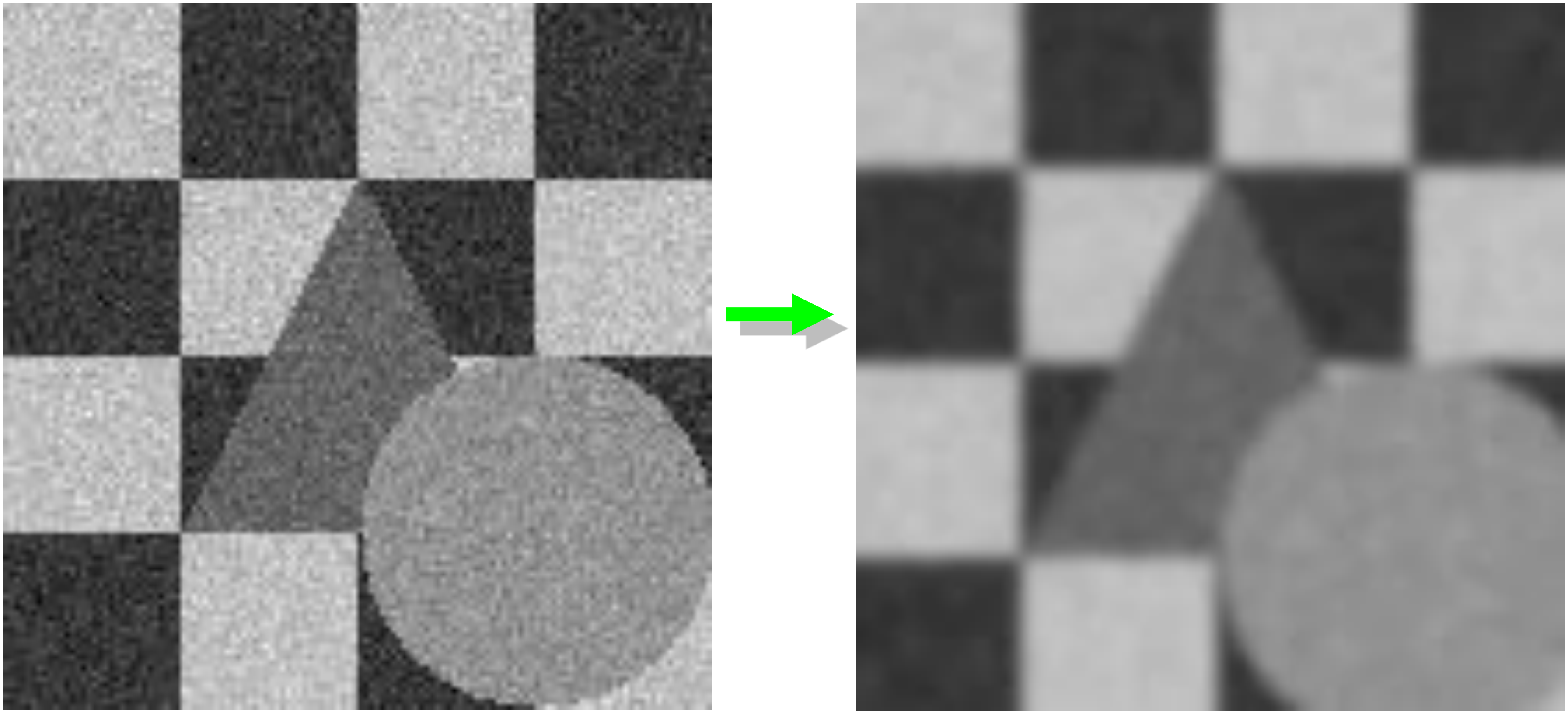
Rendkívül zajérzékeny



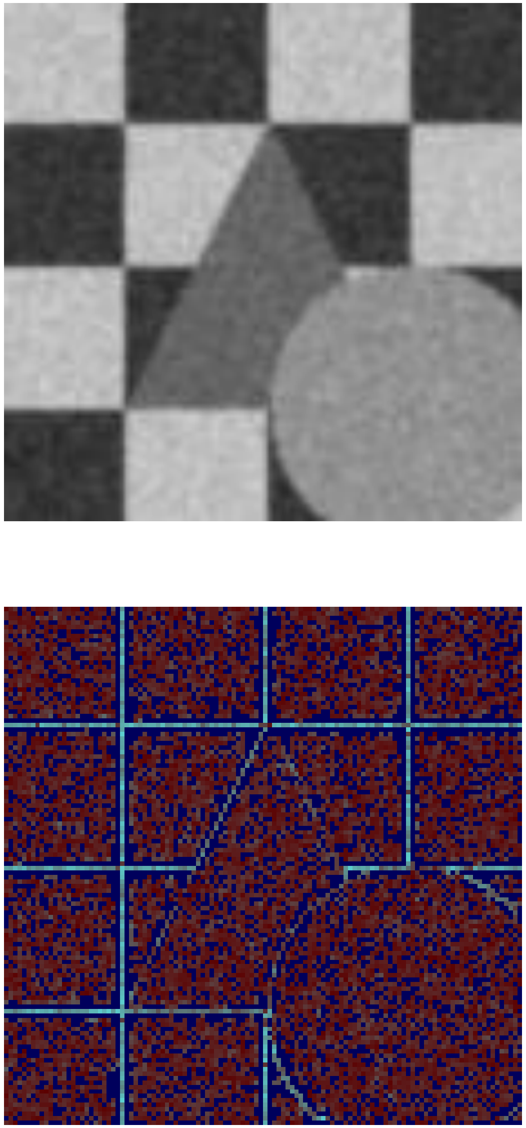
Kató Zoltán: Digitális Képfeldolgozás (Tehetséggondozó program)

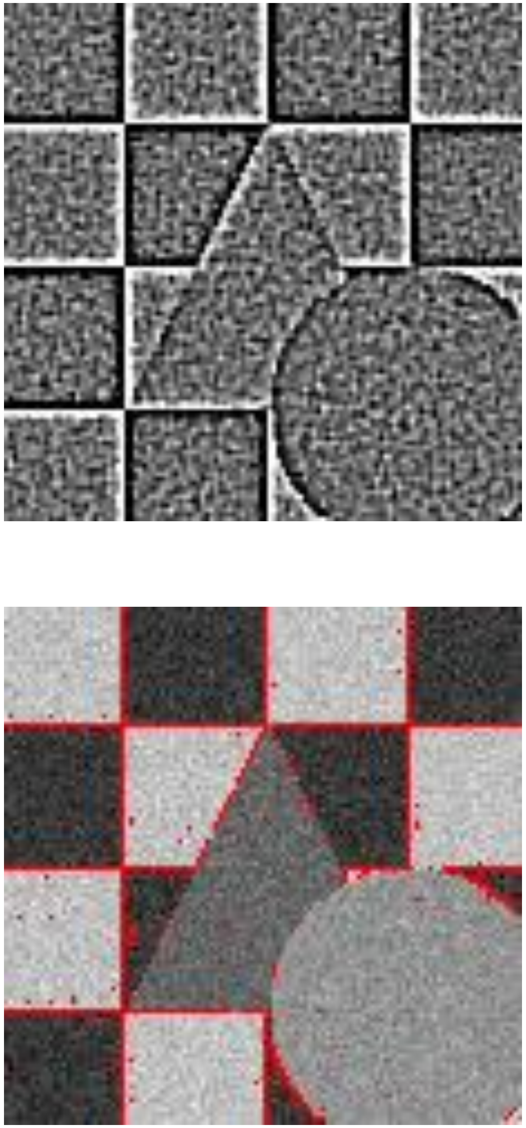
Gauss simítás + Laplace operátor

- **Zajra nagyon érzékeny, ezért az operátor alkalmazása előtt simítást szoktak alkalmazni**
  - **Például Gauss simítás:**

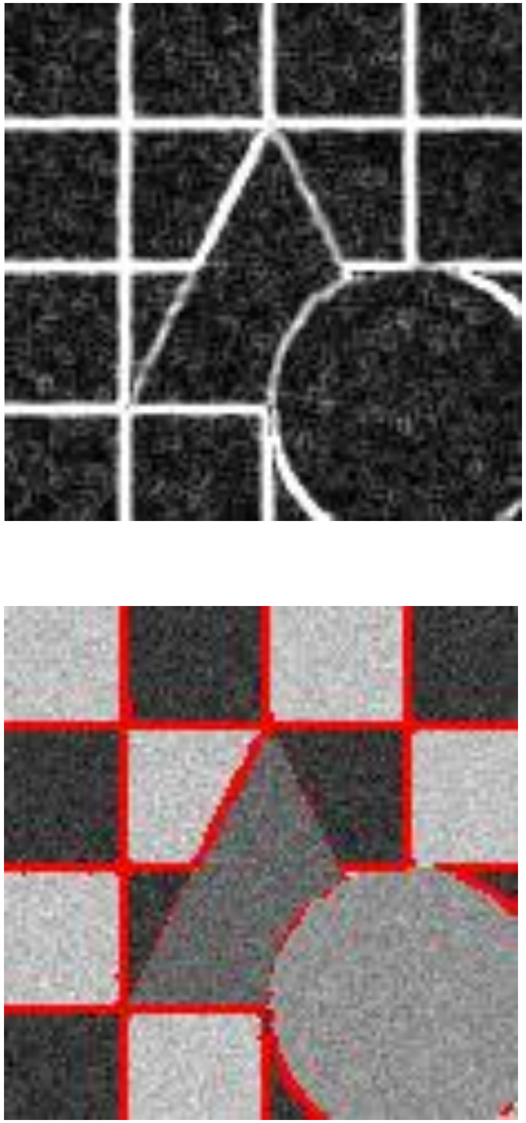


Gauss + Laplace & Sobel





Laplace



Sobel

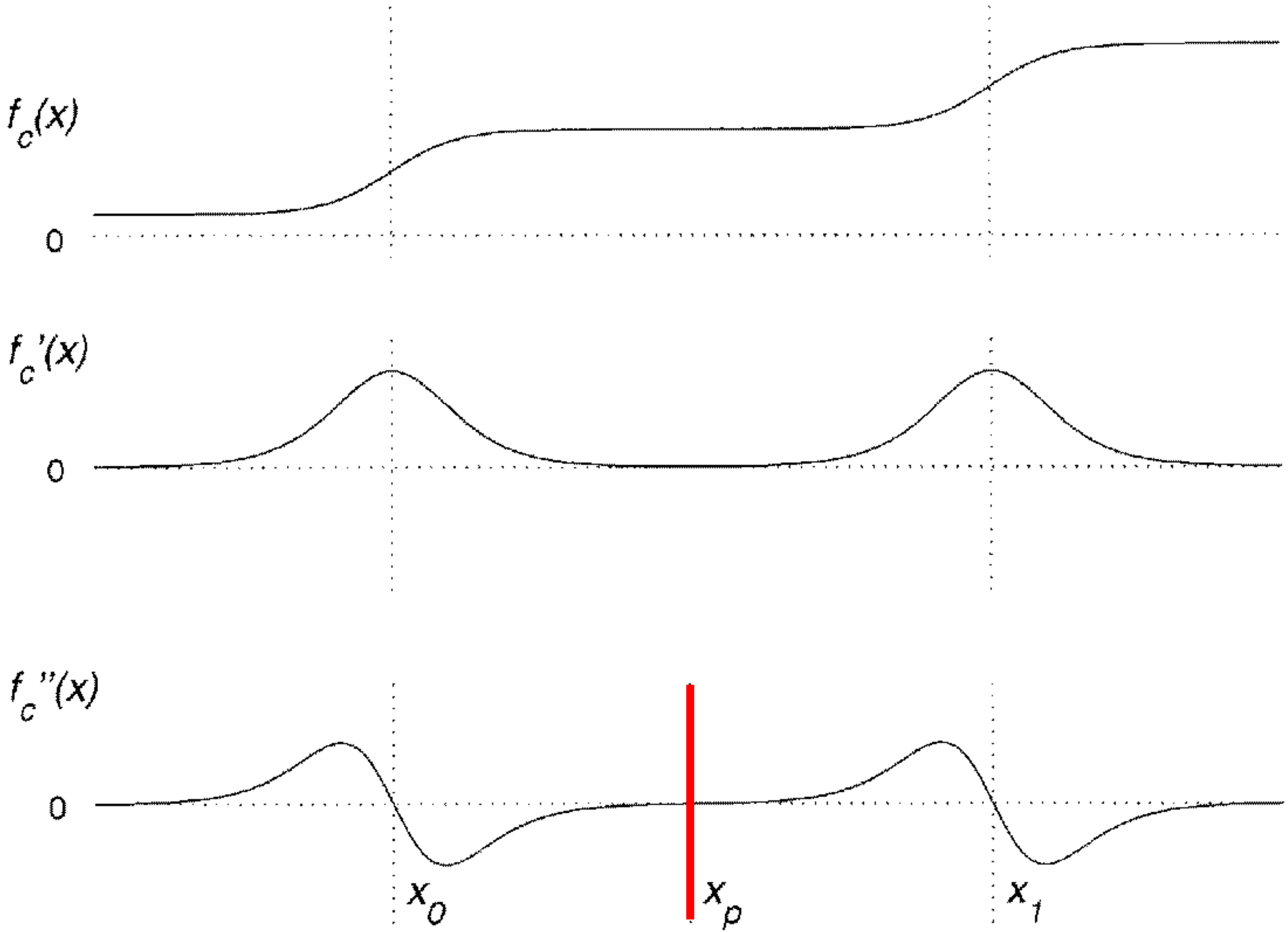
Marr-Hildreth operátor

- **Alkalmazhatjuk közvetlenül a Gauss szűrő második deriváltját: LoG (Laplacian of Gaussian)**

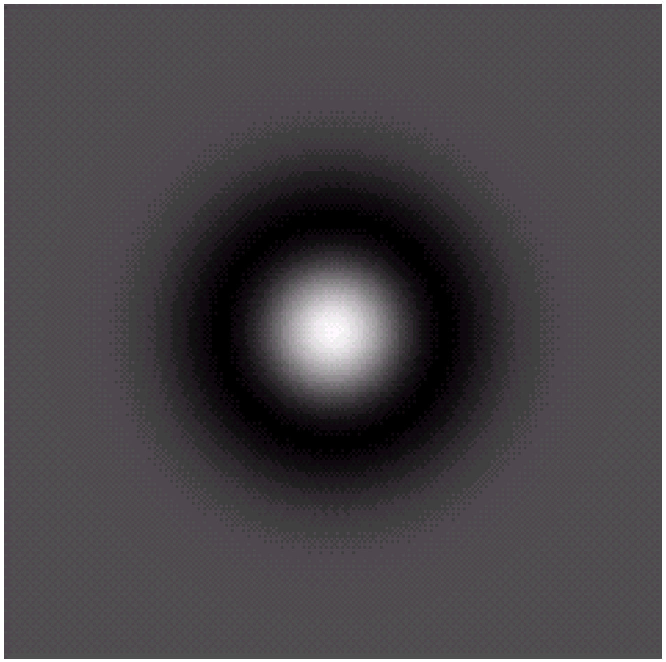
$$\nabla^2 (G * f) = \nabla^2 G * f$$

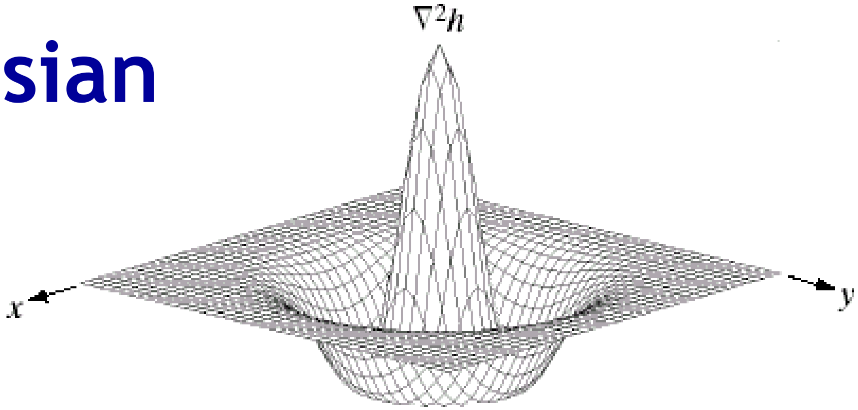
- **Marr-Hildreth (LoG) operátor előnyei:**
  - **Az emlősők szemében hasonlóan működő receptorok találhatóak**
  - **Szimmetrikus: bármilyen irányú éleket megtalál**
  - **Nulla-átmeneteket egyszerűbb megtalálni (előjelváltás)**
- **Problémák:**
  - **Zajérzékeny**
  - **Némely esetben nem létező éleket is detektál**

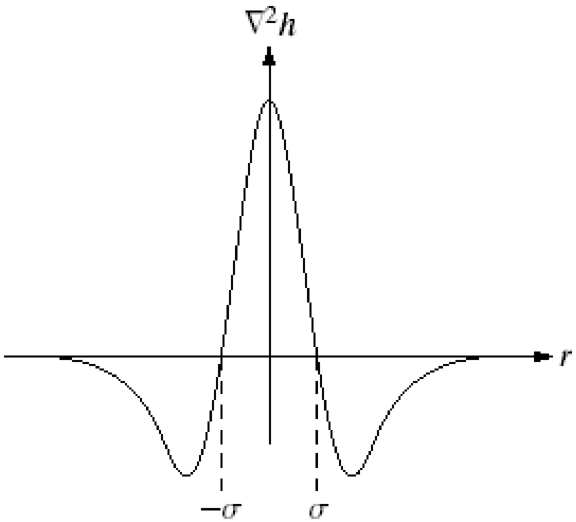
Nulla-átmenetek – fantom élek



LoG – Laplacian of Gaussian





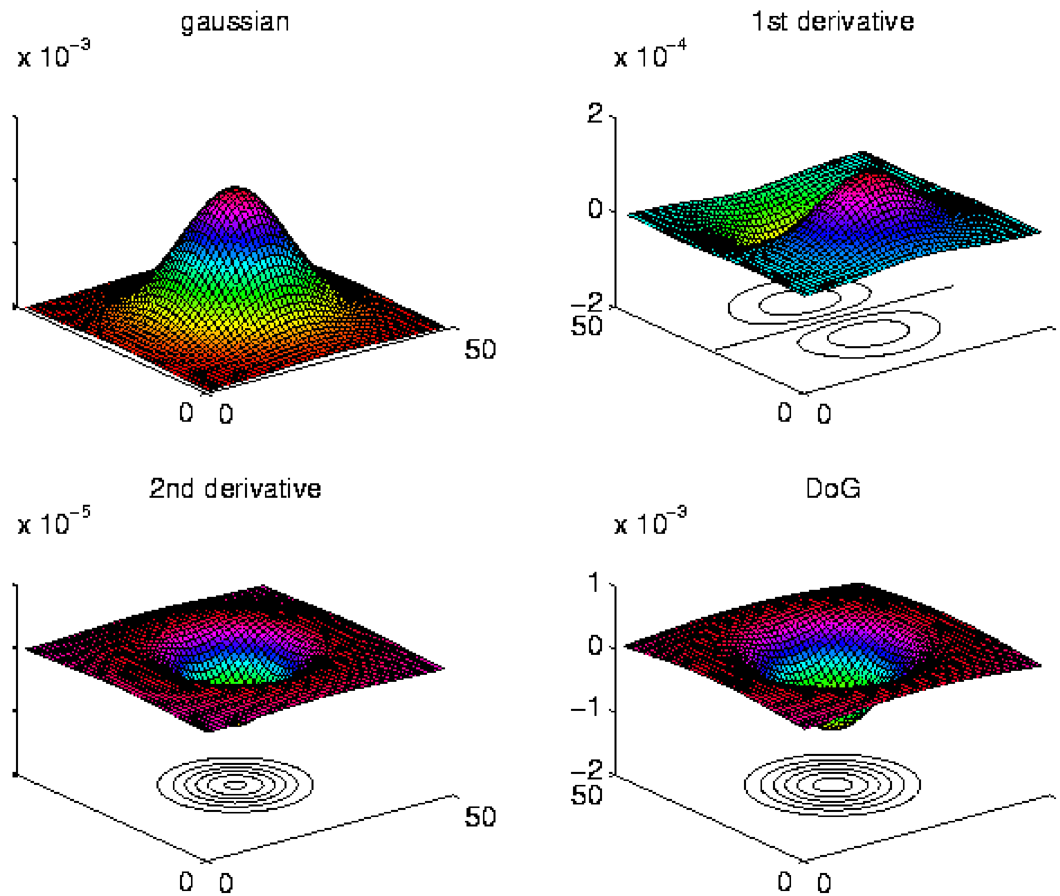


$$\nabla^2[G * f] = (\nabla^2 G) * f$$

$$\nabla^2 G(x,y,\sigma) = \frac{x^2+y^2-2\sigma^2}{\sigma^4} \cdot \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$$

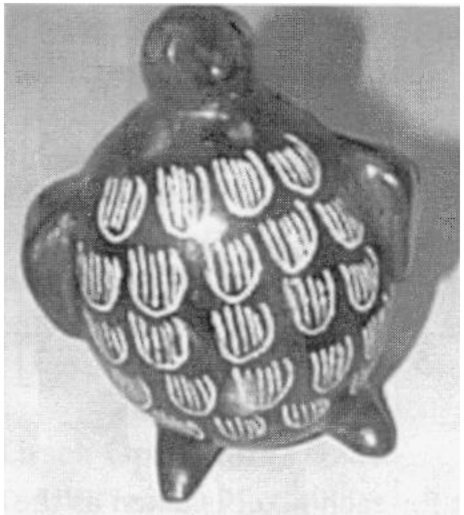
DoG operátor

- **LoG jól közelíthető két Gauss szűrő különbségével, melyek szórásának aránya *1:1.6***
  - **DoG (Difference of Gaussian) operátor ~ LoG**

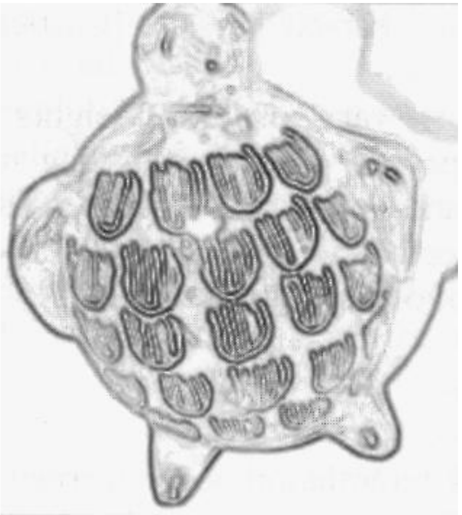


Éldetektálás frekvenciatérben

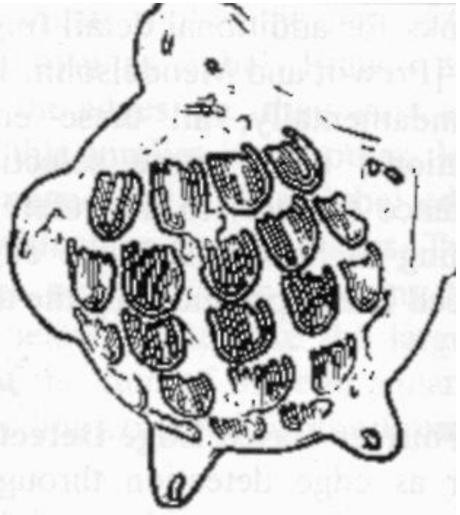
$$\left(\frac{\partial}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial}{\partial y}\right) f(x,y) \quad \Longleftrightarrow \quad (2\pi i X)(2\pi i Y) F(X,Y)$$



kiindulási kép

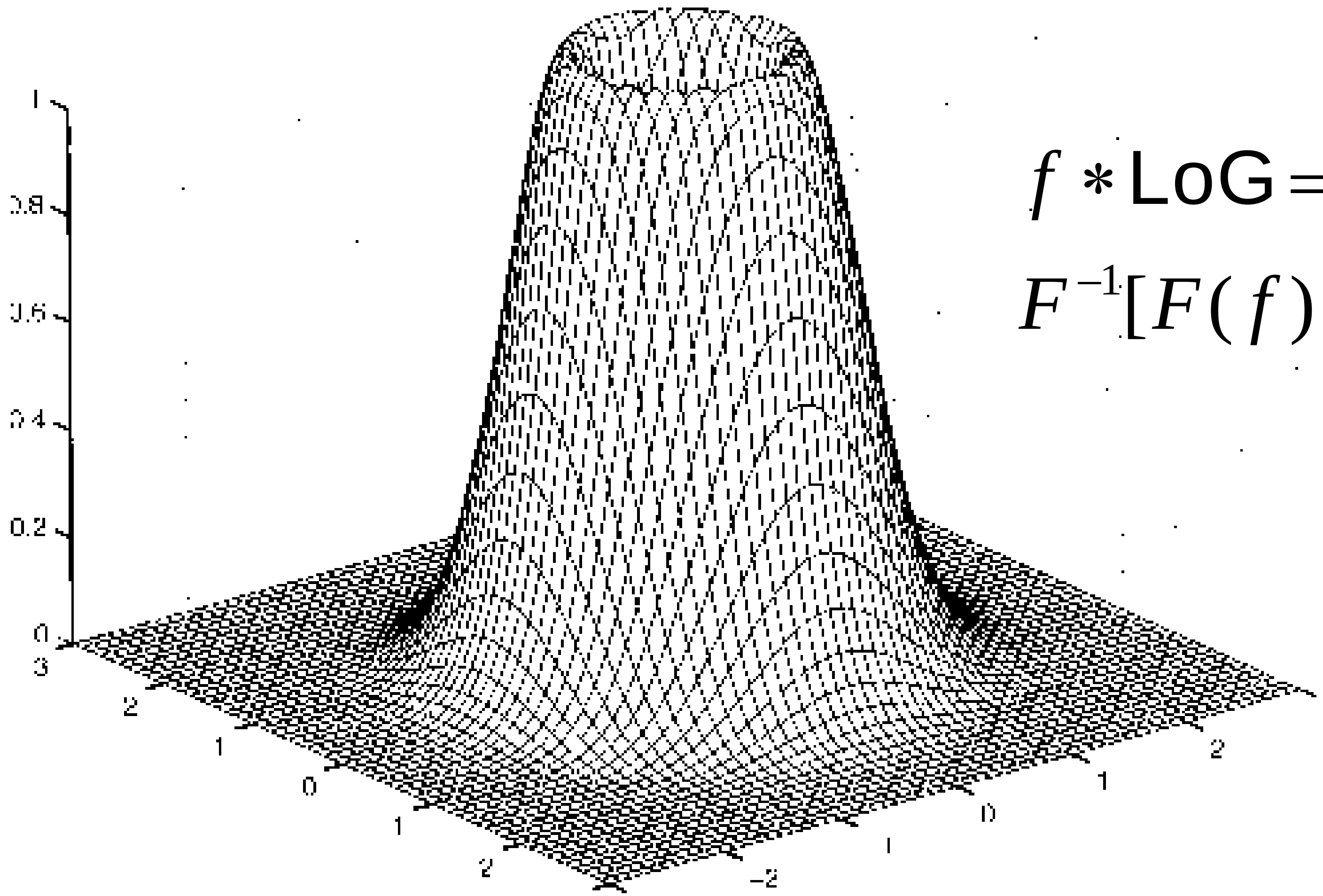


Fourier-éltérkép



küszöbölt éltérkép

LoG a frekvenciatérben



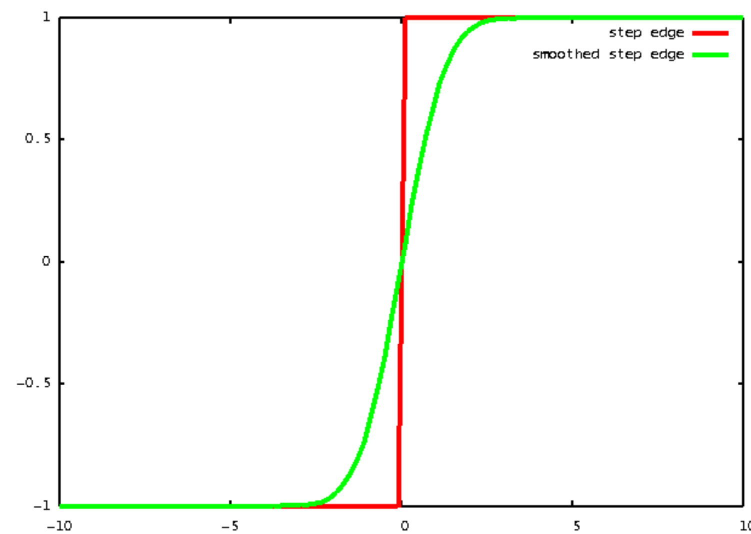
$$f * \text{LoG} =$$

$$F^{-1}[F(f) \cdot F(\text{LoG})]$$

Canny éldetektáló

- A leggyakrabban használt éldetektáló algoritmus
- Matematikailag meghatározott, optimális éldetektáló
- Alapfeltételezés:
  - Lépcsős él detektálására alkalmas
  - A kiindulási kép Gauss-zajjal terhelt
    - Leggyakrabban használt zaj modell, amely jó pontossággal irja le a szenzor, mintavételezés és kvantálás által keletkezett zajt (vagyis a digitális képrögzités által létrehozott kép és az eredeti kép közötti eltérést).

J. Canny, *A Computational Approach To Edge Detection*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:679-714, 1986.



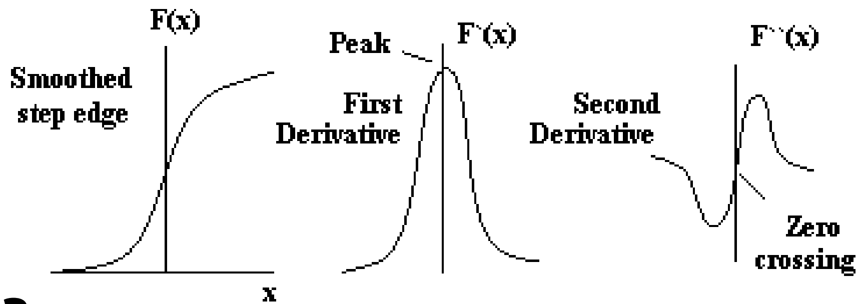
Kató Zoltán: Digitális Képfeldolgozás (Tehetséggondozó program)

Ideális éldetektáló

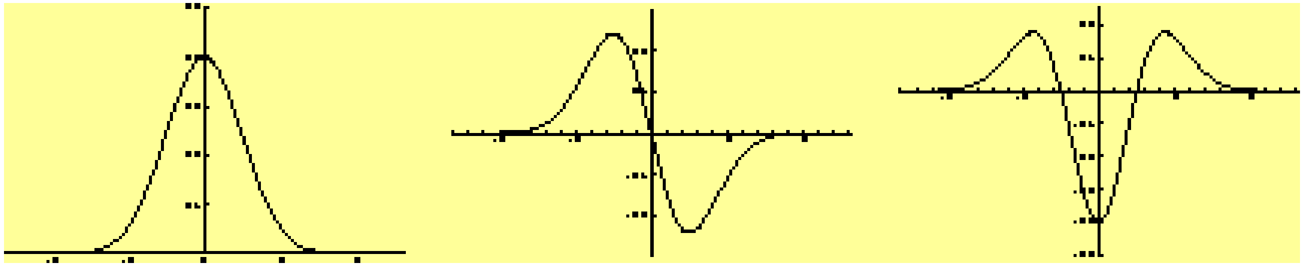
- Milyen kritériumoknak kell megfelelnie egy ideális éldetektálónak?
  - Megbízható
    - mindent valódi élt detektál
    - nem detektál hibás éleket (zajos kép)
  - Az éleket pontosan lokalizálja
  - Minden élt pontosan egyszer jelez (ld. Sobel operátor)
- A fenti kritériumokat matematikailag egy hibafüggvényben összefoglalva meghatározhatjuk az optimális szűrőt, amely nagyon közel áll a Gauss szűrő első deriváltjához.

Canny éldetektáló algoritmus

- A Canny éldetektáló egy 4 lépésből álló eljárásból áll:



1. Gauss simítás
2. Differenciálás
3. Nem-maximumok elhagyása
4. Hiszterézis küszöbölés



- Az 1.-2. lépés összevonható
  - Konvolúció a Gauss szűrő első deriváltjával
- A 3. lépésben vagy a második derivált 0 átmeneteit vizsgáljuk, vagy a lokális gradiens maximumokat

Canny: 1. Simitás, 2. Differenciálás

- Simitás egy kétdimenziós Gauss szűrővel
  - Nagyobb szűrő esetén lassú
  - Gauss szűrő szeparálható ➔ két 1D Gauss szűrővel (x és y irányú) közelitünk (minden pontban 2 értéket ad)

- Differenciálás
  - 2D Gauss esetén x és y irányban differenciálunk (pl. Sobel)
  - Két 1D Gauss esetén például az
    - x irányú simitott képen y-irányú differencia számítása
    - y irányú hasonlóan
  - Ezekből már számolható a gradiens nagysága és iránya, mint a Sobel operátornál.

- Ha nagyobb a Gauss szűrő akkor jobban csökkenti a zajt **DE** kevésbé pontosan lokalizálja az éleket!

σ hatása (Gauss szűrő mérete)

- σ megválasztása befolyásolja a detektált élek részletgazdagságát
  - nagy σ fontosabb (nagyobb méretű) éleket detektál
  - kicsi σ lehetővé teszi a finomabb részletek detektálását

Eredeti kép

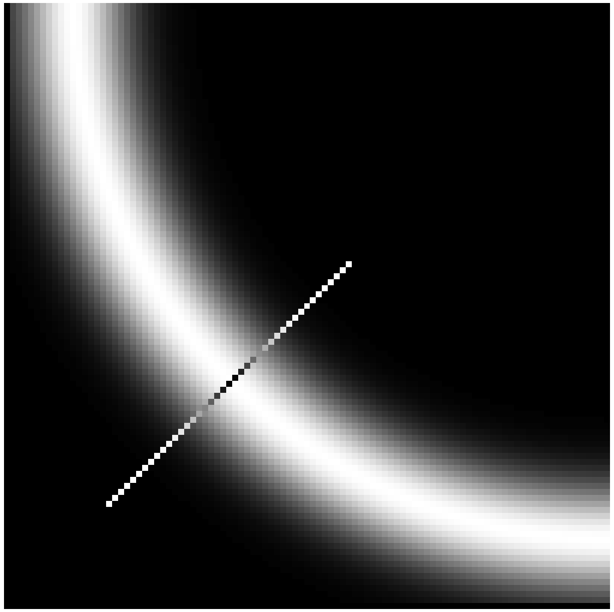
$\sigma = 1$

$\sigma = 2$

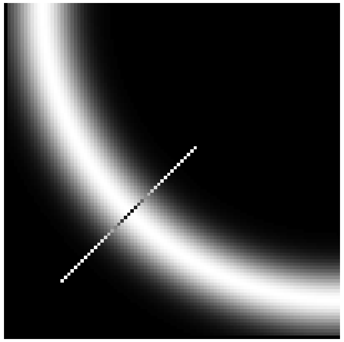
Source: S. Seitz

Canny: 3. Nem-maximumok elhagyása

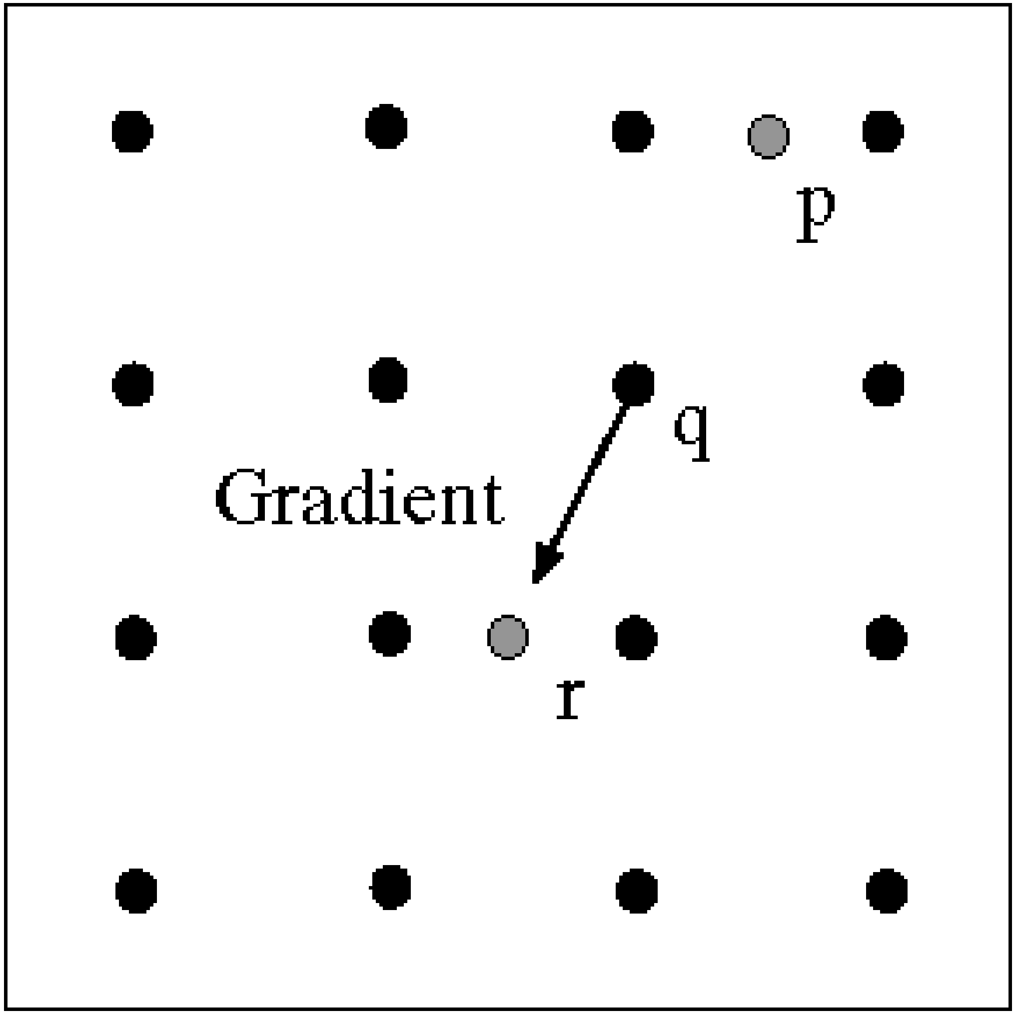
- Élek ott vannak, ahol a gardiensnek lokális maximuma van (vagy a 2. deriváltnak 0 átmenete)
- A nem maximumokat el kell hagyni
  - Azokat akarjuk elhagyni, amelyek merőlegesek az élre (vagyis a gradiens irányába esnek)
  - Az él irányába esőket viszont érdemes megtartani, hogy folytonos éleket kapjunk (sarkoknál problémás lehet) - élkövetés



Nem-maximumok elhagyása

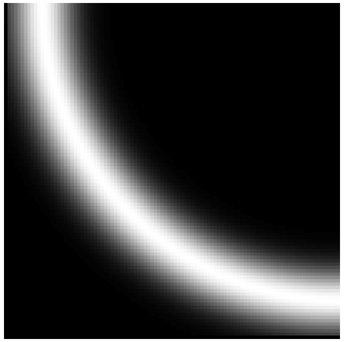


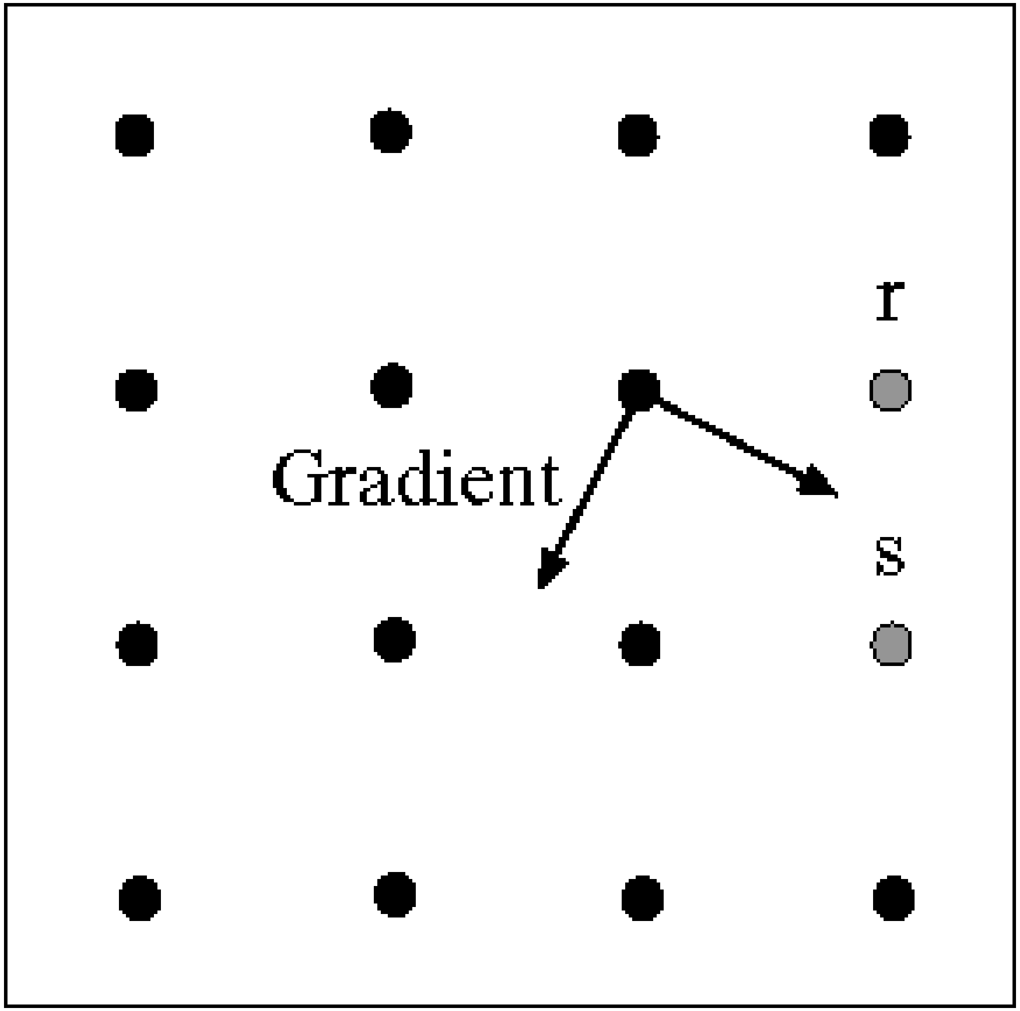
- *q*-ban maximum van, ha a *q*-beli gradiens magnitúdó nagyobb a gradiens irányába eső a *p* és *r*-beli értékeknék.
  - Ha q maximum, akkor meghagyjuk, egyébként töröljük
  - *p* és *r* általában nem egész pixelekre esik ➔ a gradiens értékeket a környező pixelek értékeiből interpoláljuk



Élkövetés

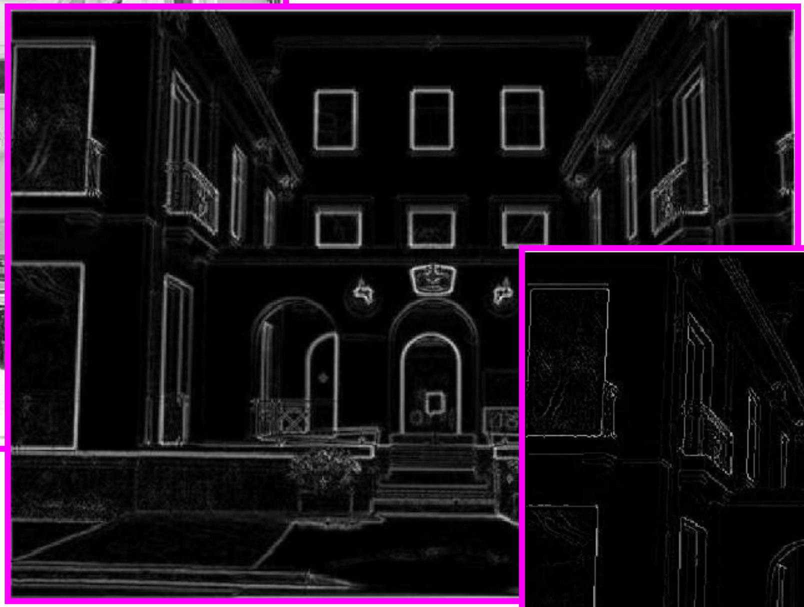
- **Egy feltételezett élpontból (lokális gradiens maximum) kiindulva a következő vizsgálandó élpont az él irányába (vagyis a gradiens irányára merőlegesen) továbblépve az *r* vagy *s* pontban lesz**





Nem-maximális gradiensek elhagyása

eredeti

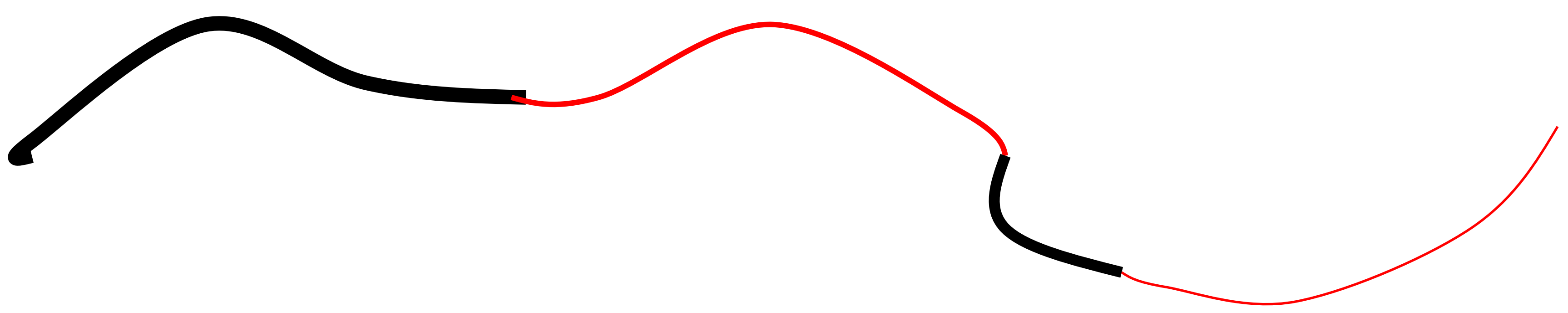


Gradiens magnitúdó

nem-max. gradiens elnyomása

Canny: 4. Küszöbölés (hiszterézis)

- **Küszöbölés: ha az élek értéke a küszöb körül ingadozik, akkor sok szakadás keletkezik**
- **Hiszterézis: egy helyett két küszöb (alsó, felső)**
  - **Ha a felső küszöbnél nagyobb, akkor vegyük fel élnek**
  - **Ha az alsó küszöb alatt van, akkor nem él**
  - **Ha a kettő között van, akkor vegyük fel élnek, ha egy szomszédos pixel élhez tartozik.**



Kató Zoltán: Digitális Képfeldolgozás (Tehetséggondozó program)

Hiszterézis küszöbölés

Input: nem-maximális gradiensek elnyomásának eredménye és két küszöbérték ($t_0 < t_1$);

Output: korrigált (bináris) éltérkép.

1. **Legyen élpont minden t_1–nél nagyobb pont, és háttérpont minden t_0–nál kisebb pont**
2. **Vizsgáljunk meg minden pontot, melyre a gradiens a $[t_0, t_1]$ intervallumba esik.**
3. **Ha valamely ilyen pont szomszédos egy élponttal, akkor legyen ő is élpont.**
4. **Ismételjünk a 2. lépéstől, amíg bővül az élpontok halmaza.**

Hiszterézis küszöbölés

Eredeti kép

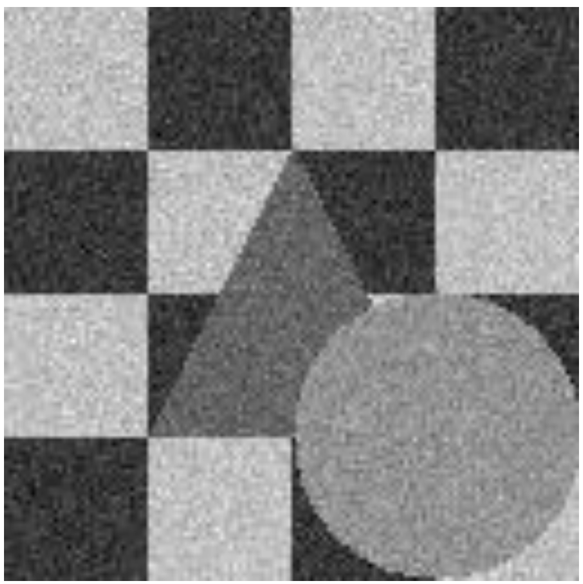
Magas küszöb
(erős élek)

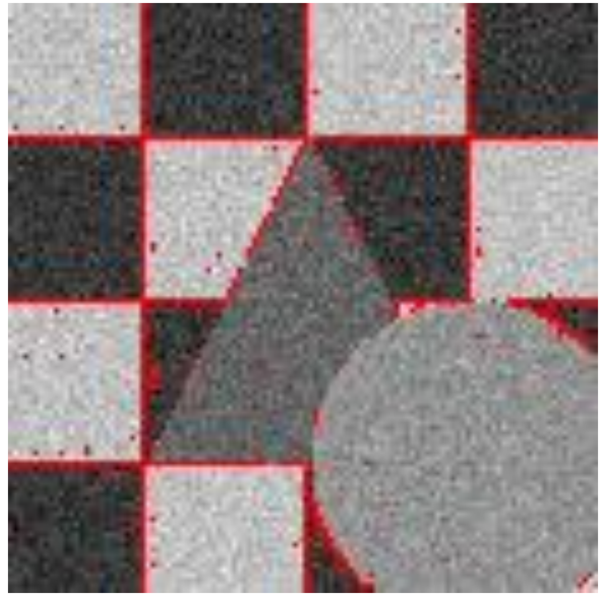
Alacsony küszöb
(gyenge élek)

Hiszterézis küszöb

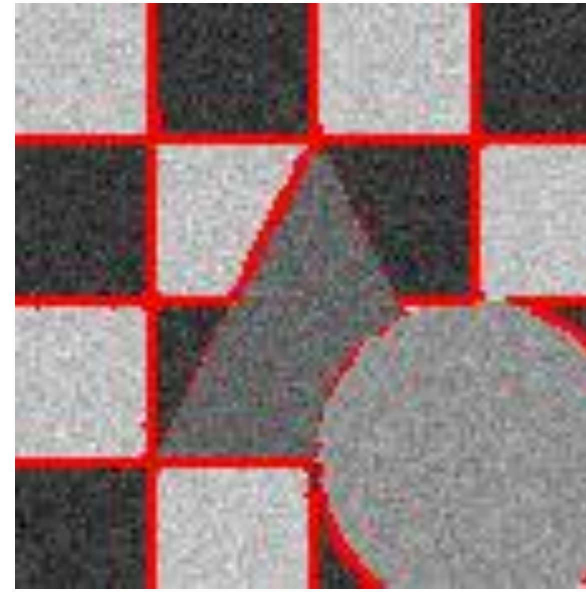
Source: L. Fei-Fei

Canny éldetektáló: példák

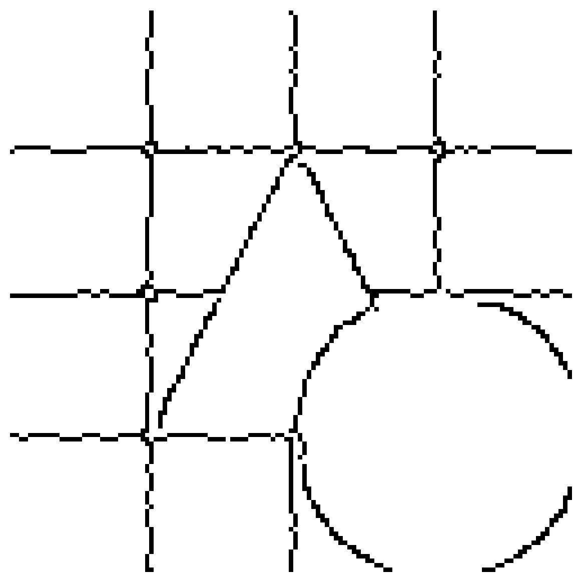


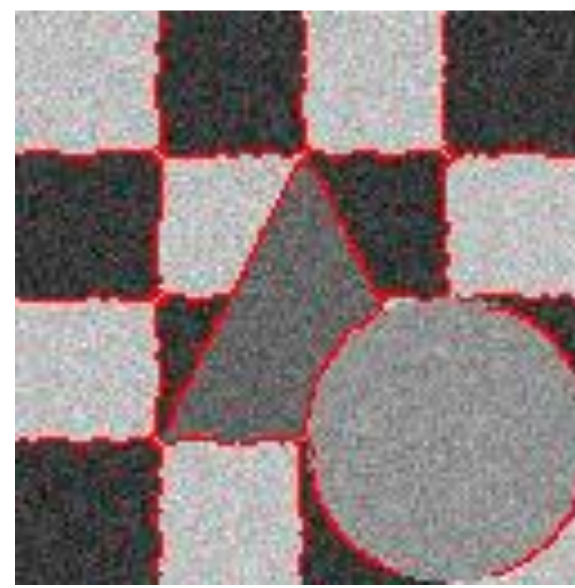


Best Laplace



Best Sobel





Canny éldetektáló: példák

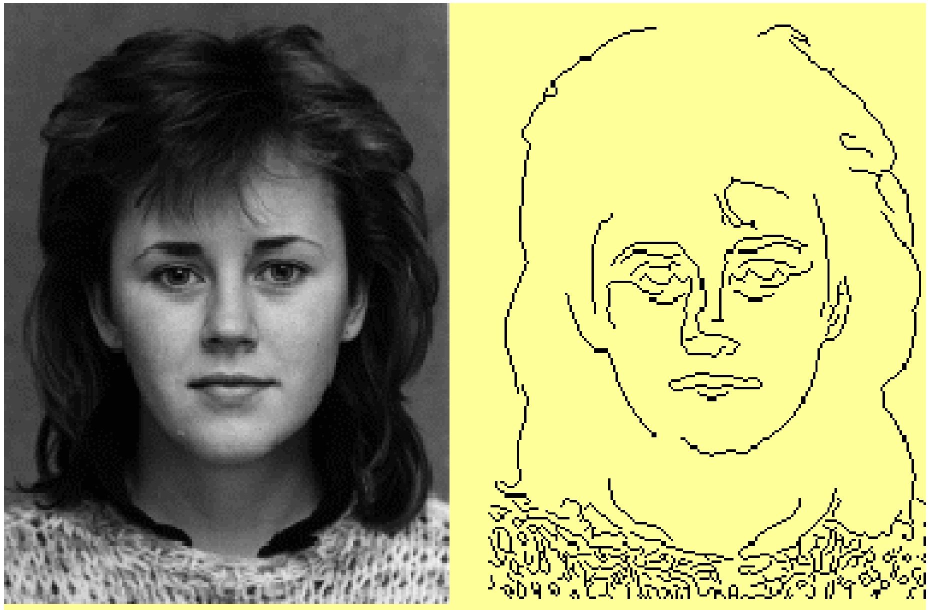


Image of girl   s=1, m=9, l=0.3, h=0.9

s=0.5, m=7, l=0.3, h=0.9   s=1, m=9, l=0.1, h=0.3

Felhasznált anyagok

- Palágyi Kálmán: Digitális Képfeldolgozás
  /pub/Digitalis_kepfeldolgozas
- Trevor Darrell: C280, Computer Vision
  http://www.cs.cmu.edu/afs/cs/academic/class/15385-s06/lectures/ppts/
- Srinivasa Narasimhan: Computer Vision
  http://www.cs.cmu.edu/afs/cs/academic/class/15385-s12/www/
- További források az egyes diákon megjelölve