Képfeldolgozó eljárások áttekintés

Orvosi képdiagnosztika

Tartalomjegyzék

- **Képmanipulációs eljárások**
  - Képjavítás (kontraszt módosítás, intenzitásviszonyok módosítása- hisztogram módosítás, zajszűrés)
- **Képelemzés**
  - Éldetektálás (szűréssel, gradiens, második derivált meghatározással, Canny, stb)
  - Képszegmentálás
    - Egyszerű eljárások
      - Hisztogram (képintenzitás) alapján, textura alapján
      - régió növesztés, watershed eljárás
      - Élek, kontúrok alapján
      - Pixelértékek alapján (klaszterezés, osztályozás)
    - Komplex eljárások
      - Transzformációs eljárások: Hough transzformáció,
      - szegmentálás deformálható modellekkel: ASM, AAM, deformálható Fourier transzformáció
      - szegmentálás deformálható modellekkel: parametrikus. Snake,
      - szegmentálás deformálható modellekkel Geometriai: Level set módszer
      - Komplex eljárások:, edge flow, stb,
  - Morfológiai műveletek

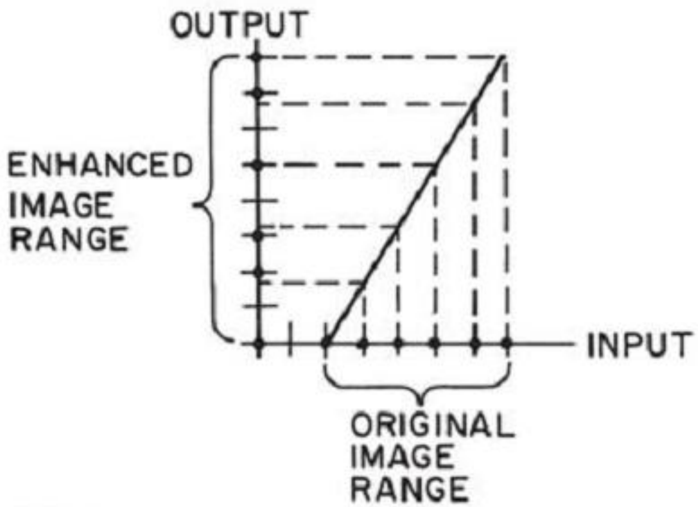
Képjavítás

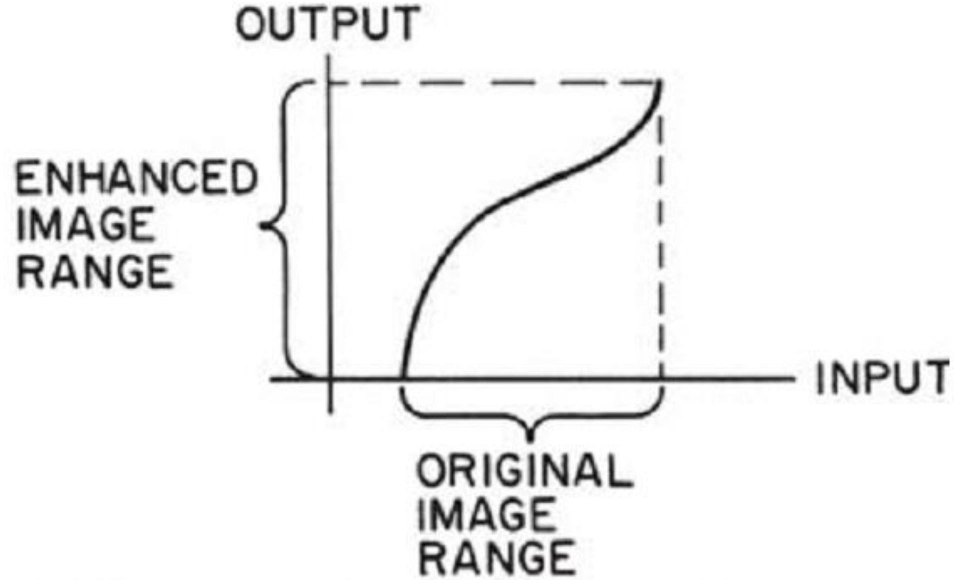
Cél: a kép vizuális megjelenésének javítása. Alapvetően az emberi szem számára javítunk a kép megjelenésén, de segíti a gépi képelemzést is.

Tipikus képjavítási eljárások:

- Kontraszt módosítás
- Intenzitásviszonyok módosítása
- Szűrések:
    - lineáris szűrések,
    - nemlineáris szűrések:
        - homomorfikus feldolgozás
        - order statistics filters: median, rank és ezek variánsai.
- Élek kiemelése,
- Zajok mérséklése

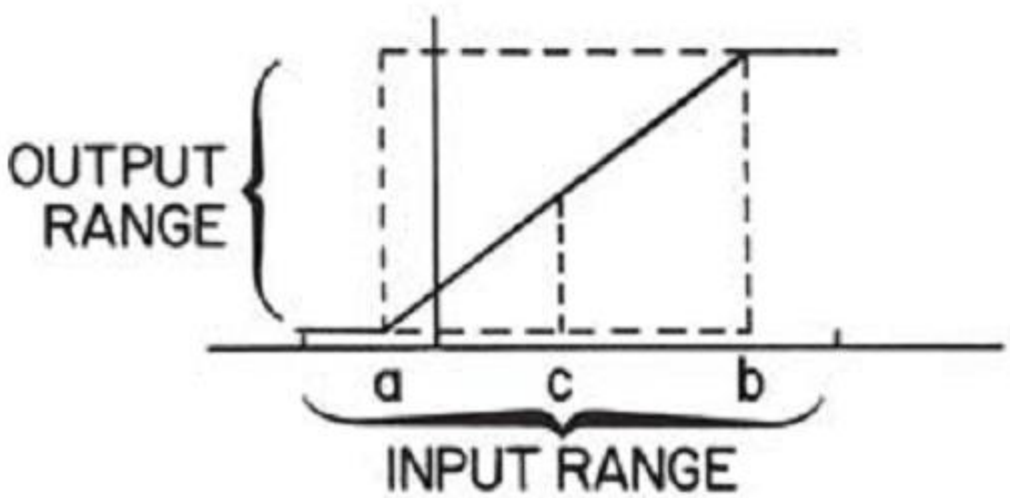
Kontraszt javítás – intenzitásokat módosító leképezéssel



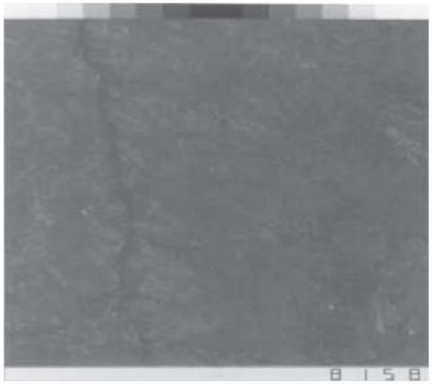


- Az intenzitástartomány és az intenzitásviszonyok megváltoztatása
  - lineáris vagy nemlineáris módosítás

Kontraszt javítás – intenzitásokat módosító leképezéssel

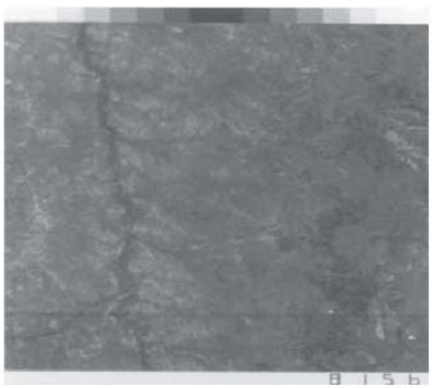


Window-level transzformáció
ablak: a lineáris meredek szakasz tartománya,
Level: a lineáris szakasz középső pontja

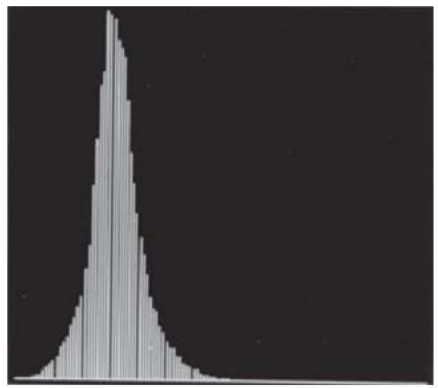


(*a*) Original

(*b*) Original histogram

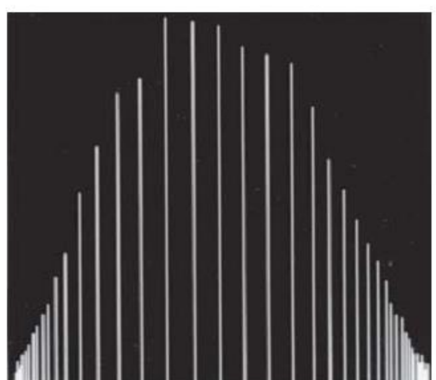


(*c*) Min. clip = 0.17, max. clip = 0.64



(*d*) Enhancement histogram

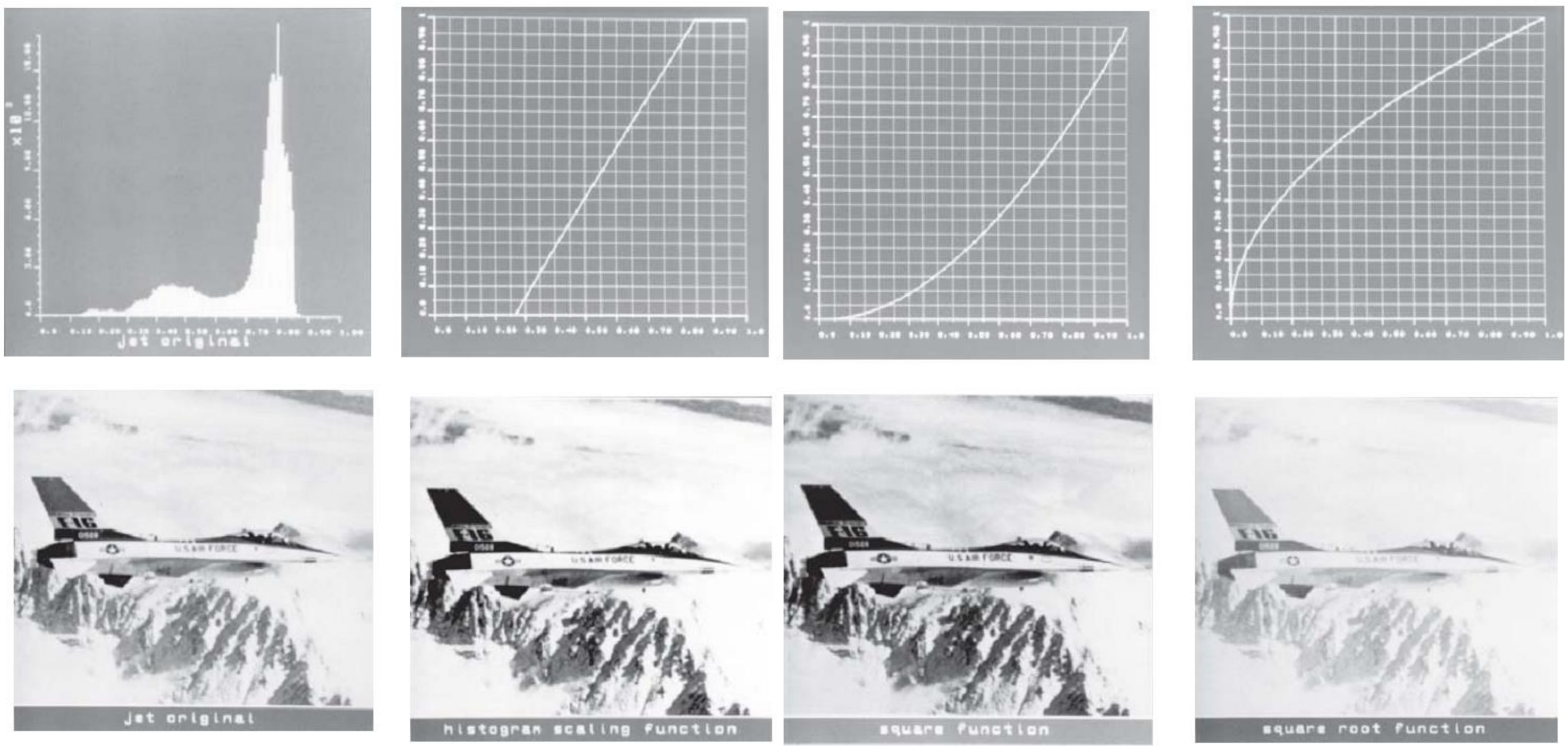
(*e*) Min. clip = 0.24, max. clip = 0.35



(*f*) Enhancement histogram

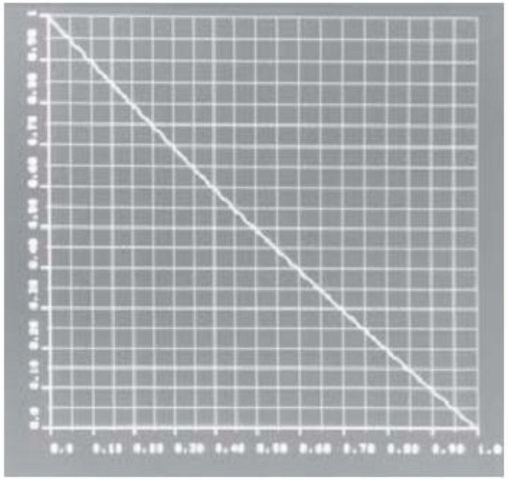
A hisztogram széthúzása

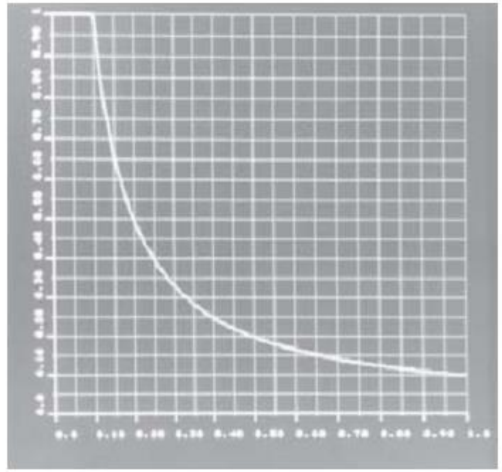
Kontraszt javítás



$$G(j, k) = [F(j, k)]^p$$

Kontraszt javítás



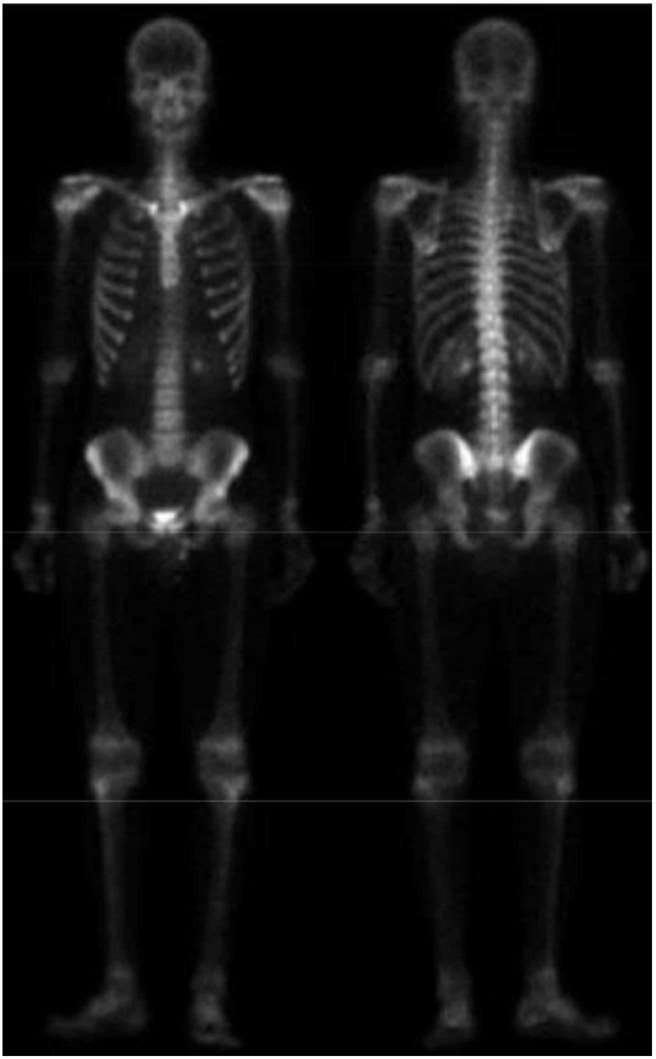


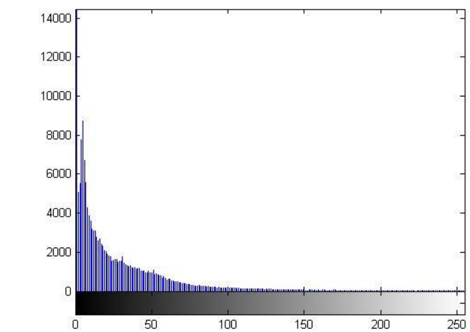
$$G(j, k) = 1.0 - F(j, k)$$

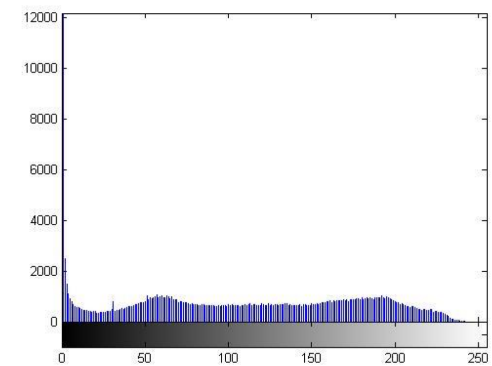
$$G(j, k) = 1.0 \quad \text{for } 0.0 \le F(j, k) < 0.1$$

$$G(j, k) = \frac{0.1}{F(j, k)} \quad \text{for } 0.1 \le F(j, k) \le 1.0$$

Hisztogram kiegyenlítés

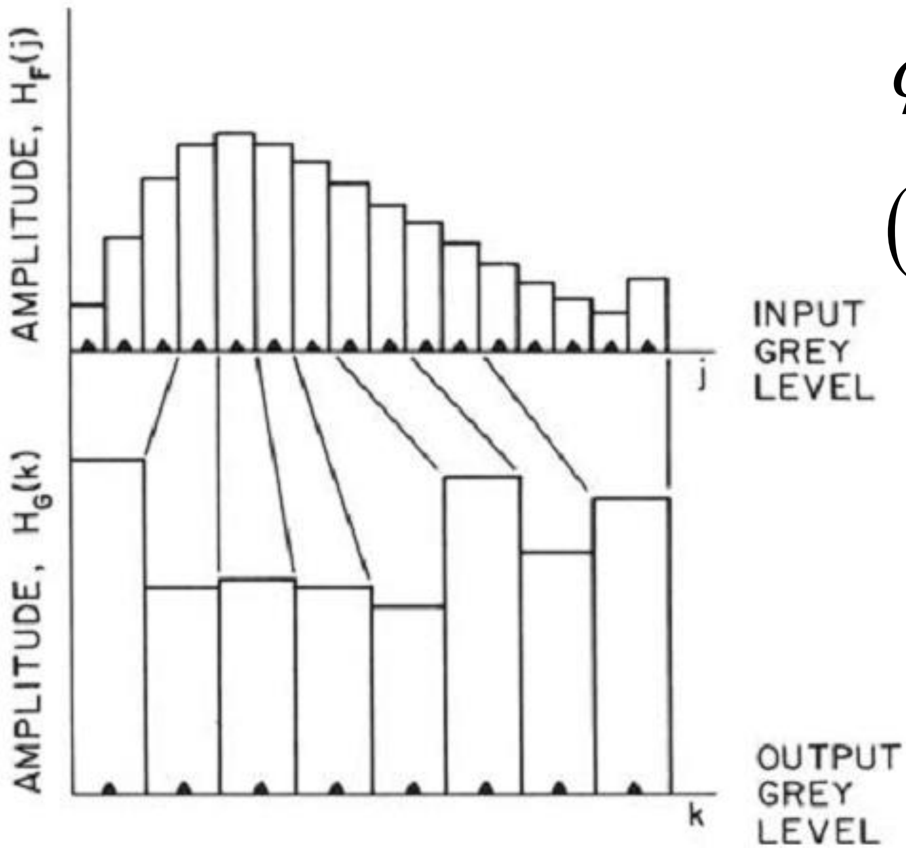






Hisztogram kiegyenlítés

- Hisztogram kiegyenlítés

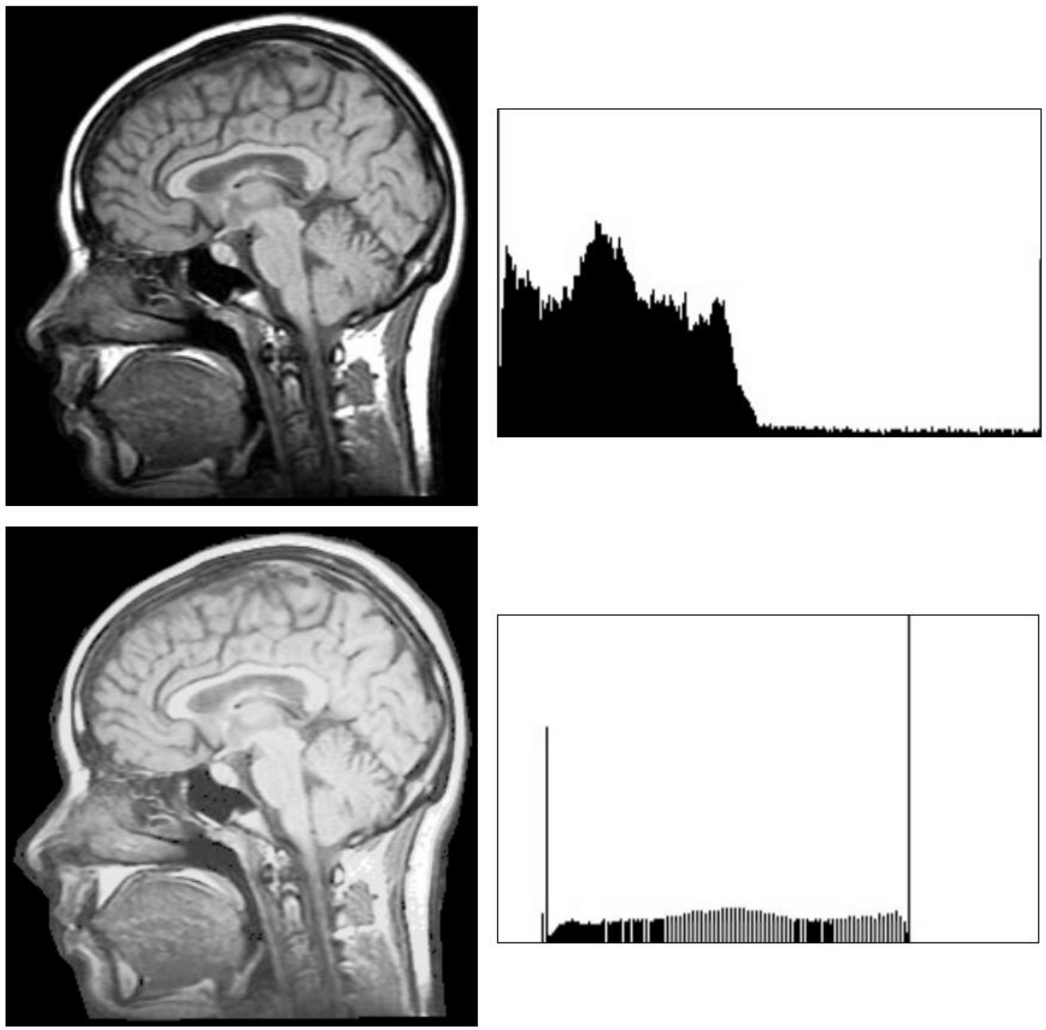


$$\varphi(a) = b$$

$$(b-1)\cdot N/B < \sum_{x=0}^{a} h(x) \leq b \cdot N/B$$

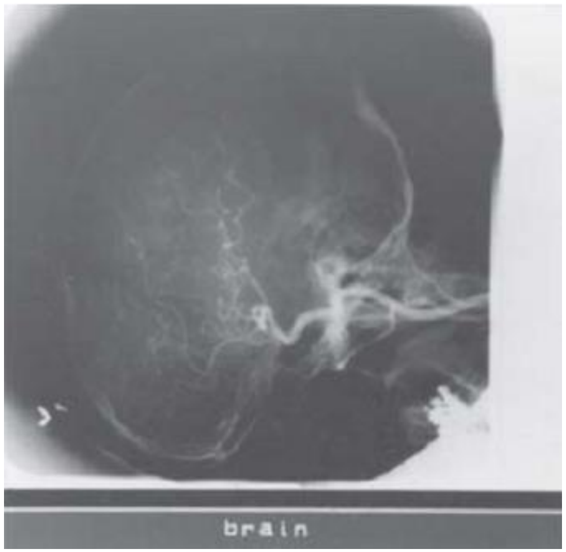
$\varphi(a)$: intenzitás leképezés
$h(x)$: eredeti kép hiszotgramja
N : kép pixeleinek a száma
B : széthúzott hisztogram bin-jeinek a száma (értékhalmaz mérete)

Hisztogram kiegyenlítés példa



Adaptív hisztogram módosítás

Csúszó ablak kummulatív hisztogramja alapján történik a hisztogram kiegyenlítés



eredeti

nemadaptív

adaptív

$$G(j,k) = b \ : (b-1)\cdot a^2/B < \sum_{x=0}^{F(j,k)} h^{(j,k)}(x) \le a^2 \cdot N/B$$

$h^{(j,k)}$: *(j,k)* pixel középpontú *(a × a)* méretű ablak hisztogramja

Zajszűrés

- Lineáris szűrések, szűrőkernel
  - szűrés a képtartományban
- Szűrés transzformált tartományban
  - (bázisfüggvények terében végezzük el a szűrést: Fourier, stb)
- Nemlineáris szűrések:
  - homomorfikus jelfeldolgozás
  - order statistics szűrés: median szűrés, egyéb OSF eljárások

Lineáris, eltolás invariáns szűrések

$$G(j,k) = \sum \sum I(m,n) H(j-m, k-n)$$

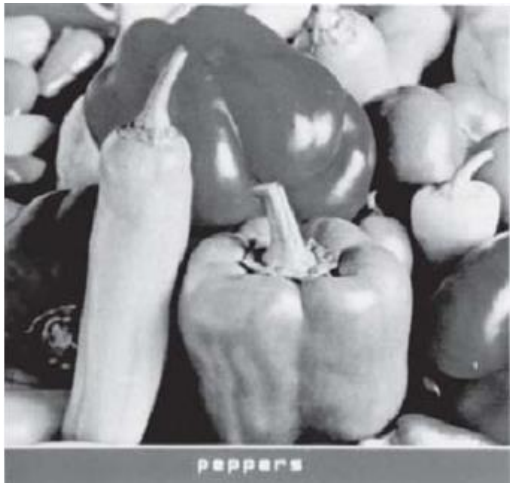
Pl. aluláteresztő szűrő

$$\mathbf{H} = \frac{1}{9}\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{H} = \frac{1}{10}\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{H} = \frac{1}{16}\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{H} = \left(\frac{1}{b+2}\right)^2 \begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix}$$

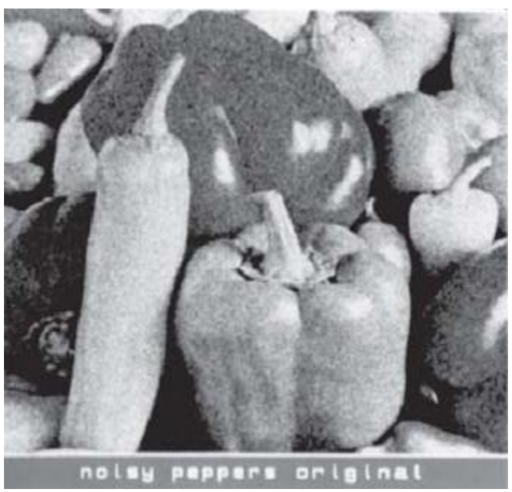
Lineáris szűrés

Eredeti

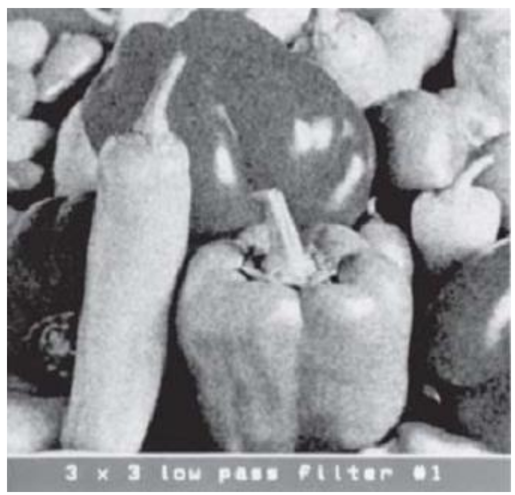


$$\mathbf{H} = \frac{1}{9}\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

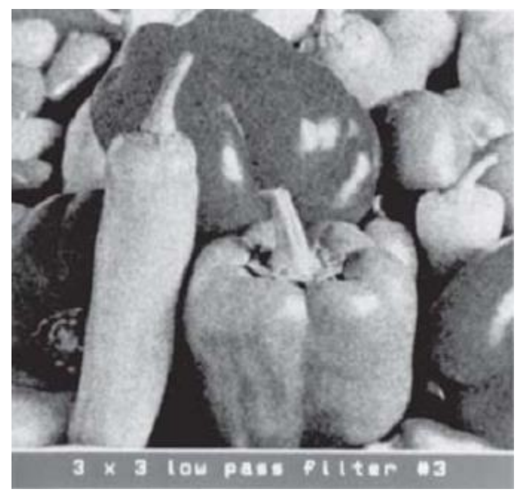
$$\mathbf{H} = \frac{1}{16}\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$



Egyenletes zaj



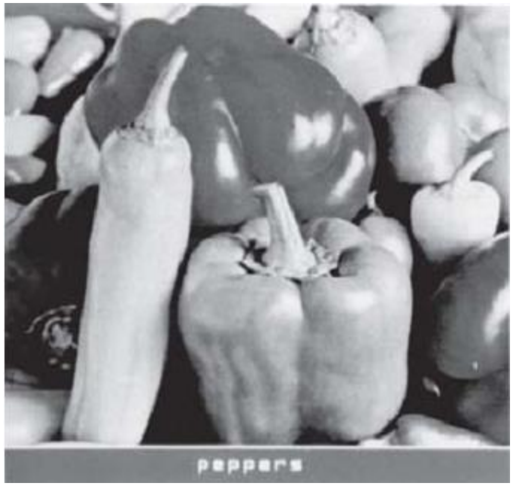
mask 1



mask 3

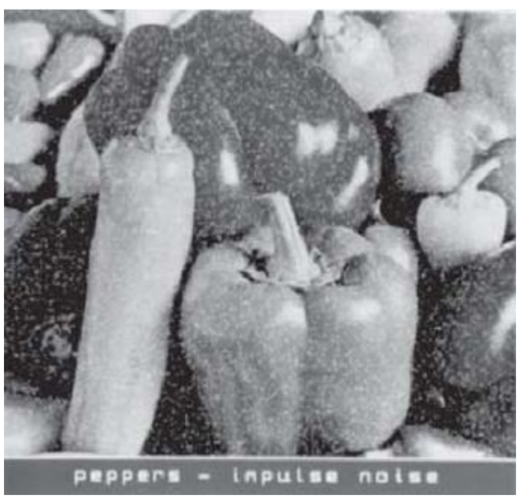
Lineáris szűrés

Eredeti

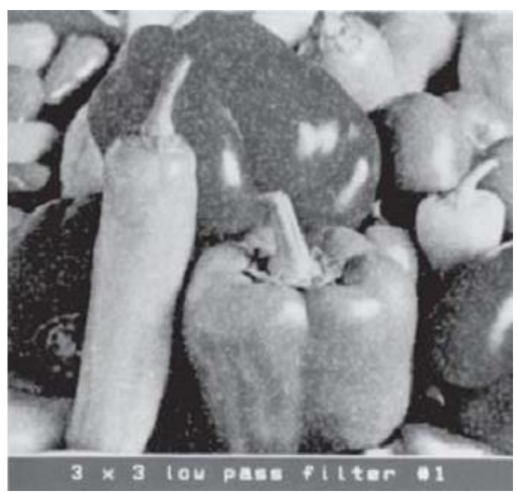


$$\mathbf{H} = \frac{1}{9}\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

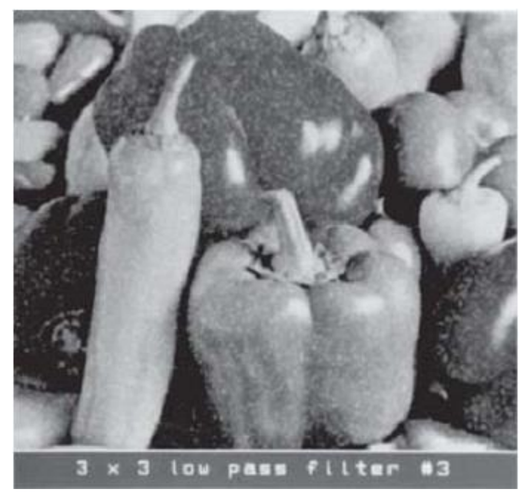
$$\mathbf{H} = \frac{1}{16}\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$



Impulzus zaj



mask 1



mask 3

Éldetektáló szűrők

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

Gx

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

Gy

Sobel

$$|G| = \sqrt{Gx^2 + Gy^2} \qquad \theta = \arctan(Gy/Gx)$$

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

Gx

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

Gy

Prewitt

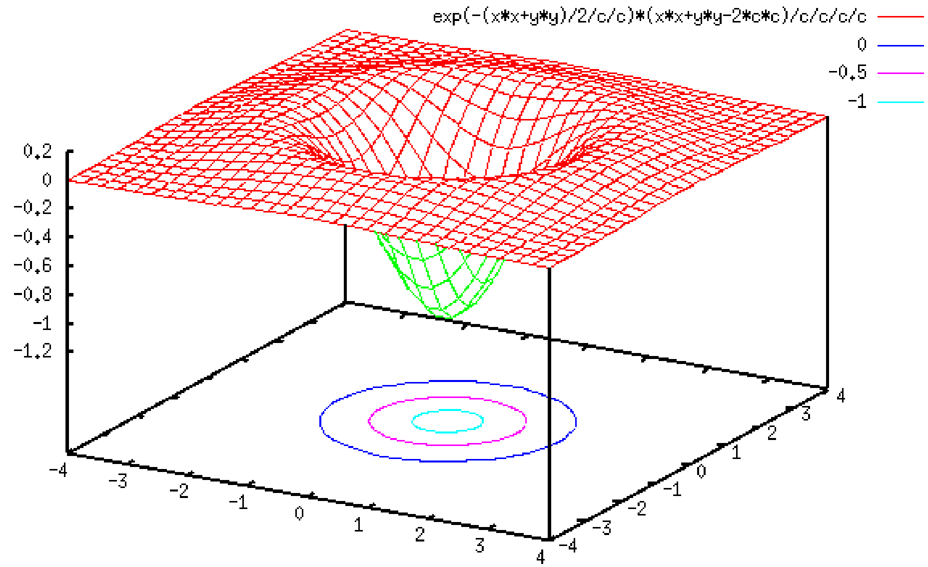
Egyebek:
Roberts, Kirsch, DoG, LoG

$$|G| = \sqrt{Gx^2 + Gy^2} \quad (|G| = |Gx| + |Gy|)$$

Élkiemelő szűrők

2D LoG és közelítő kernele

$$
\begin{bmatrix}
0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
0 & 1 & 2 & 1 & 0 \\
1 & 2 & -16 & 2 & 1 \\
0 & 1 & 2 & 1 & 0 \\
0 & 0 & 1 & 0 & 0
\end{bmatrix}
$$

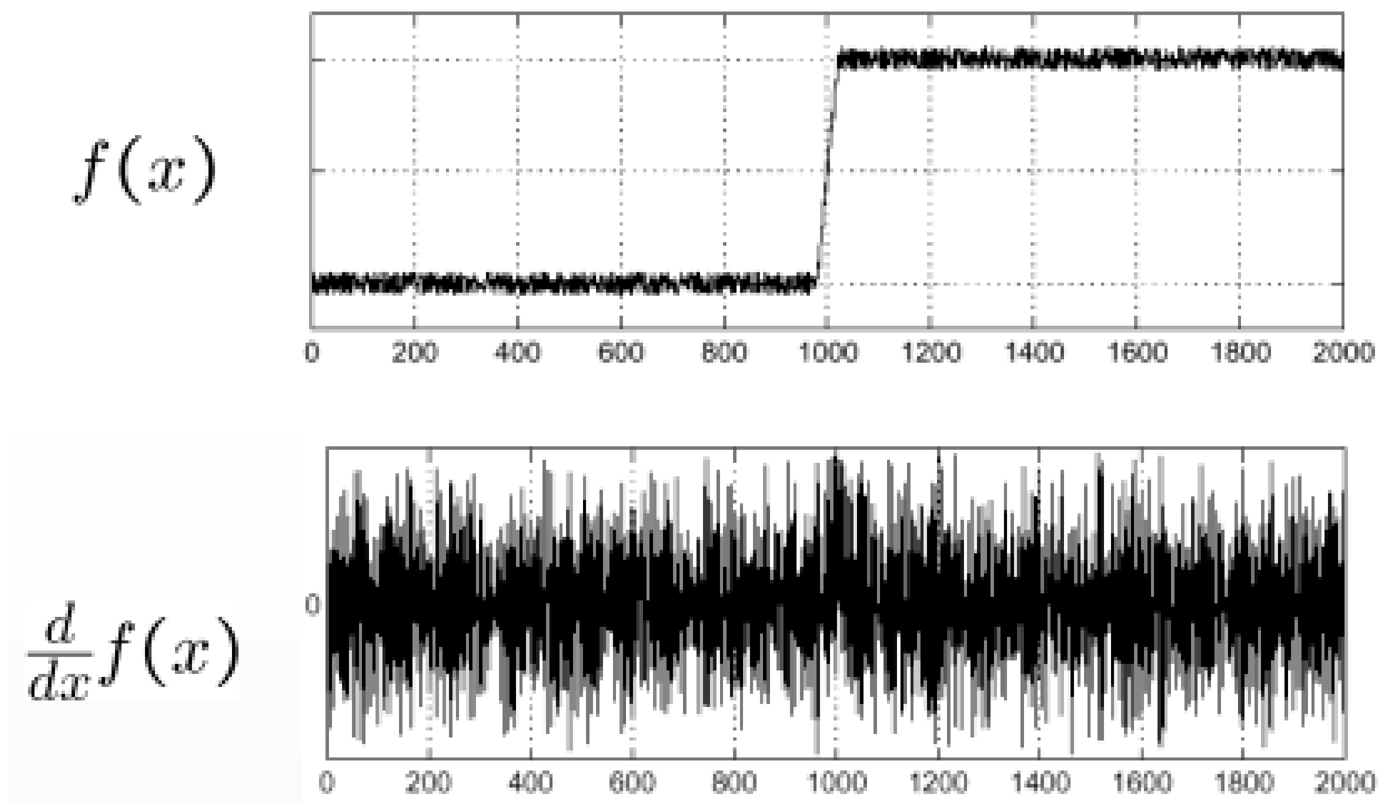


$$
LoG \triangleq \triangle G_\sigma(x,y) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} G_\sigma(x,y) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} G_\sigma(x,y) = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}
$$

LoG alkalmazása, nullátmenetek detektálására
Küszöbözés (csak a nagy átmeneteket tartja meg)

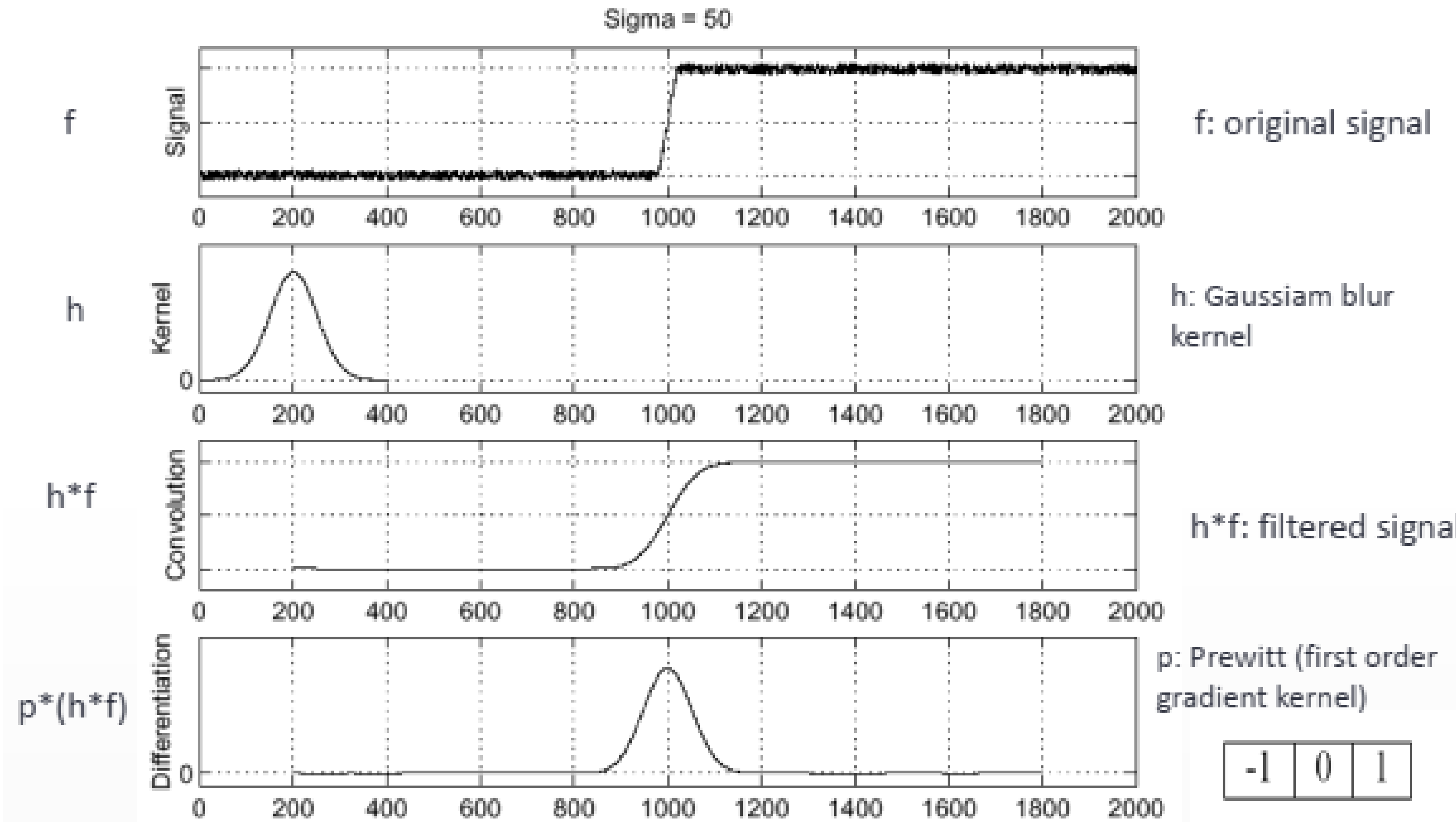
Éldetektálás zajérzékenysége

- Élkiemelés – nagy frekvenciás szűrés:
  - Nagy frekvencián általában rosszabb SNR -> zajérzékeny
  - Pl.:



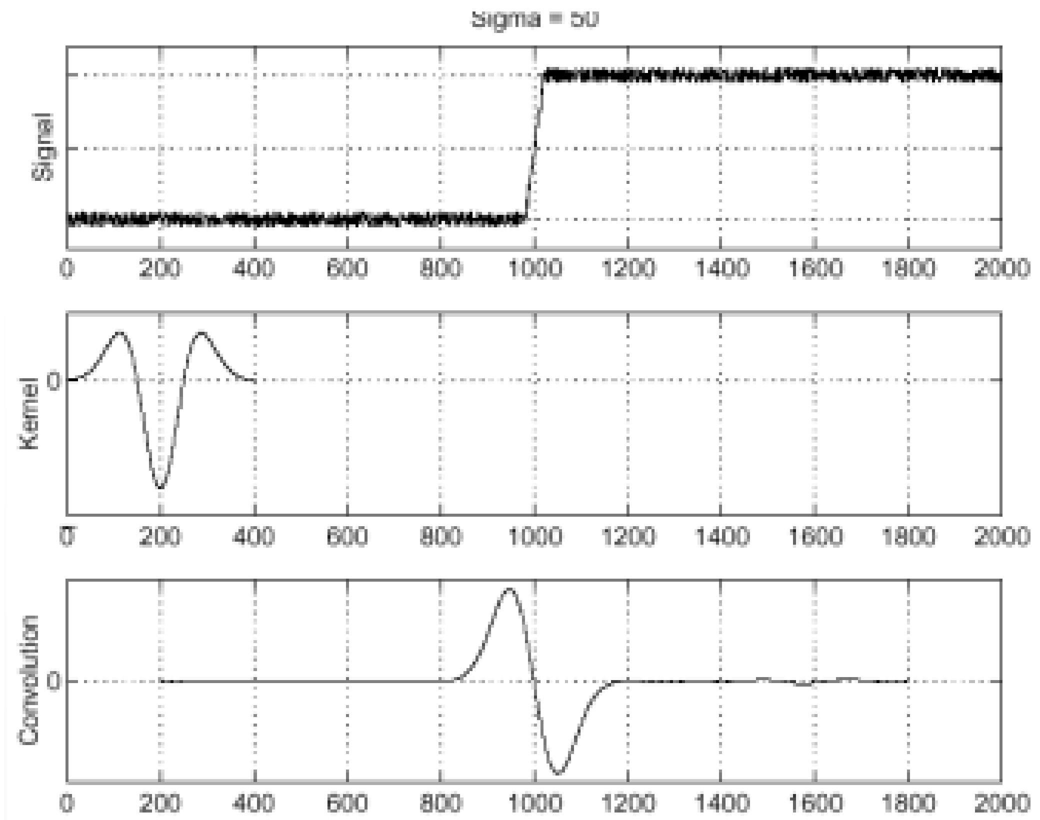
Éldetektálás zajérzékenysége

- Gauss mosás redukálja a zajt (de a gyenge éleket is)



Élkiemelés elmosással

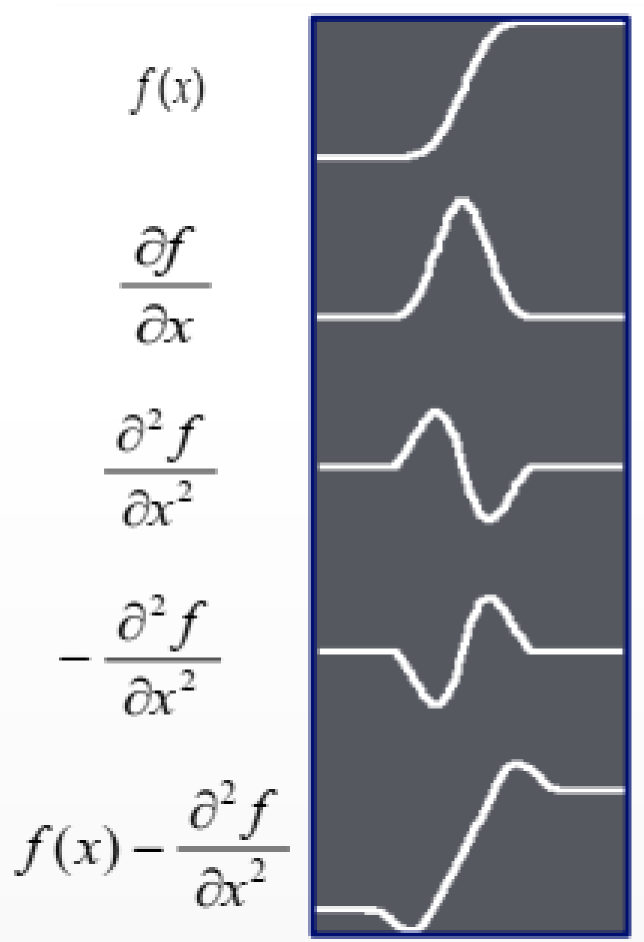
- Konvolúció átzárójelezhető: $(\mathbf{I} * \mathbf{g}) * \mathbf{h} = \mathbf{I} * (\mathbf{g} * \mathbf{h})$
  - Derivative of Gaussian
  - Laplacian of Gaussian szűrések



Gyorsabb – elég 1 db konvolúció

Élek kiemelése éldetektáló szűrőkkel

- Eredeti képből vonjuk ki a LoG szűrtjét:



$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \boxed{\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}}$$

Original image   Edge enhanced image

Nemlineáris szűrés

- homomorfikus szűrés
- order statistic (rank) szűrés
- polinomiális szűrés
- matematikai morfológia
- neurális hálók
- nemlineáris kép visszaállítás

Nemlineáris szűrések

- Homomorfikus szűrés
  - Multiplikativ zajok mellett hatékony

$$F(j,k) = I(j,k)S(j,k)$$

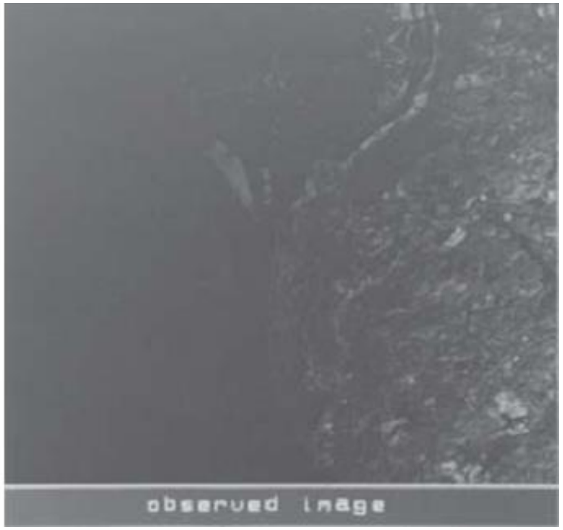
megvilágítás, zajmentes kép

$$\log\{F(j,k)\} = \log\{I(j,k)\} + \log\{S(j,k)\}$$

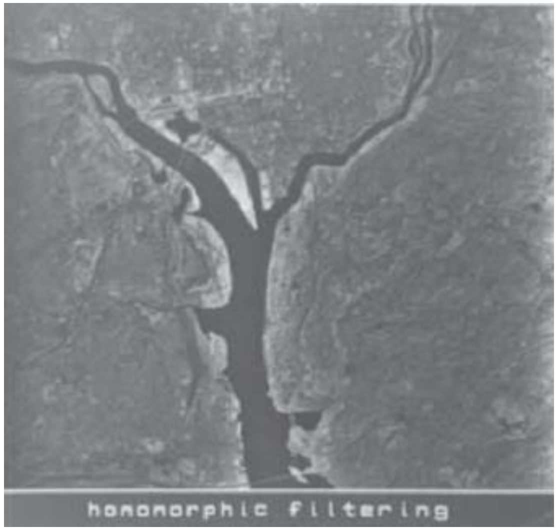
  - Logaritmálás után hagyományos szűrési eljárások

Homomorfikus szűrés

megvilágítás



érzékelt kép



homomorfikus szűrés eredménye
Butterwoth felüláteresztő szűrés

Order statistics szűrés

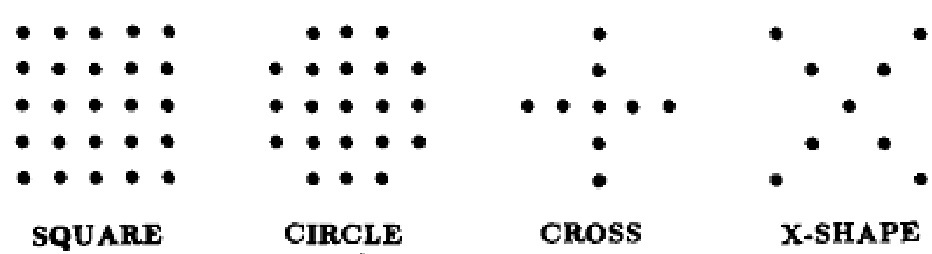
- Legyen $X_{(1)} \le X_{(2)} \le \cdots \le X_{(n)}$, akkor $X_{(i)}$ az *i*-edik statisztika
- Sorbarendezi a szomszédos pixeleket növekvő inztenzitásérték szerint, kiválaszt egyet a rangnak megfelelően és ez lesz a kimenet
- Speciális rank szűrők:
  - medián

$$med(X_i) = \begin{cases} X_{(\nu+1)} & \text{if } n = 2\nu + 1 \\ (X_{(\nu)} + X_{(\nu+1)})/2 & \text{if } = 2\nu \end{cases}$$

  - Kétdimenziós mediáns szűrő

$$y_{ij} = med(x_{i+r,j+s};\ \ (r,s) \in A), \quad (i,j) \in \mathbf{Z}^2$$

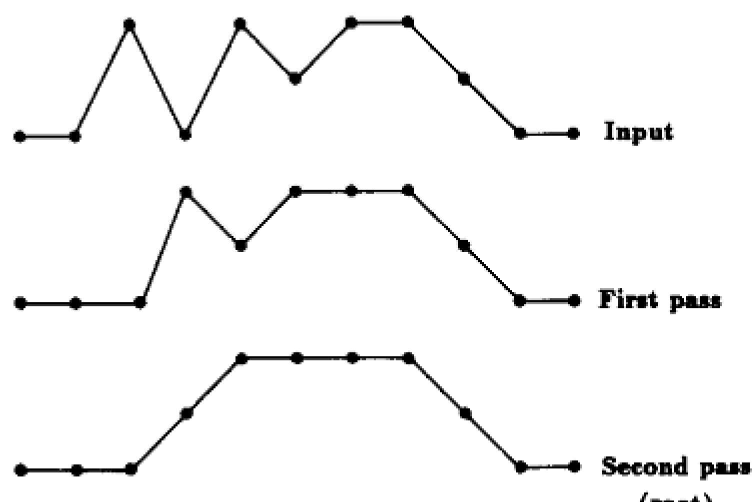
Az *A* halmaz a szűrő ablak. Az ablak alakja befolyásolja a szűrő tulajdonságait (élmegtartás, bizonyos képrészletek megtartása)



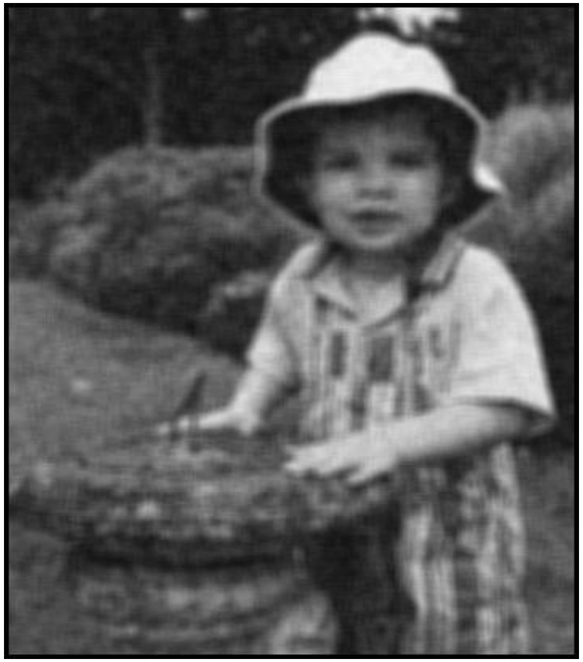
Medián szűrés

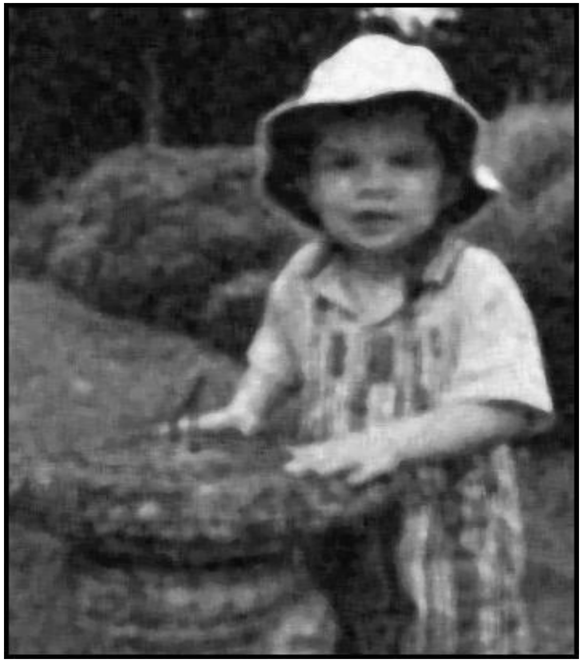
Tulajdonságok:

- Jól teljesít lassan lecsengő zajeloszlásnál (hatékony az impulzus zajok eltüntetésénél)
- Rosszul teljesít gyorsan lecsengő eloszlásnál (pl. egyenletes zajeloszlásnál)
- Fehér zaj mellett aluléteresztő tulajdonságú
- Igyekszik megtartani az éleket
- Kérdés: van-e olyan jel (sajátfüggvény sajátjel), melyet nem módosít?
  (a lineáris szűrőknél ilyen a szinusz)
- Medián szűrő root jele: Minden véges hosszúságú nemroot jel a root jelhez konvergál, ha a medián szűrőt ismételten alkalmazzuk



Medián szűrés

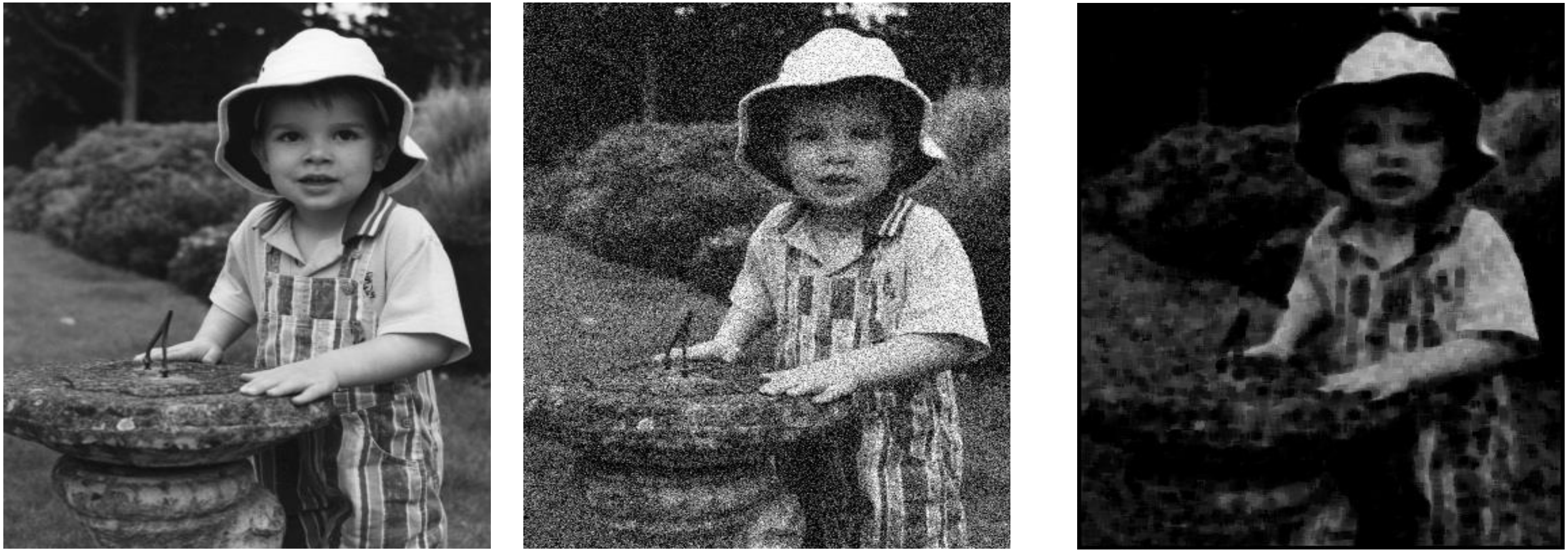




A zajos képből 7x7 ablak

eredeti zajos kép **átlagoló szűrés** **medián szűrés**

Rank szűrés



A zajos képből 7x7 maszk mellett 4. rangú pixelek kiválasztása (rank 4)

Adaptív szűrők (ált. jel feldolg.)

Adaptív lineáris szűrő:

$$x(i) = d(i) + n(i)$$

$$\hat{d}(i) = y(i) = \sum_{i=1}^{n} a_j(i) x_{(j)}(i) = \boldsymbol{a}^T(i)\boldsymbol{x}(i) \qquad \boldsymbol{a}(i) = [a_1(i), \cdots, a_n(i)]^T$$

$$J = E[e(i)^2] = E[|d(i) - \sum_{i=1}^{n} a_j(i) x_{(j)}(i)|^2]$$

$$\boldsymbol{a}(i+1) = \boldsymbol{a}(i) + \mu e(i)\boldsymbol{x}(i)$$

Adaptív nemlineáris szűrők

$\mathrm{y}(i) = f\left(\sum_j a_j(i) x_j(i)\right)$ ahol f valamilyen nemlineáris függvény

Adaptív szűrők (kép feldolg.)

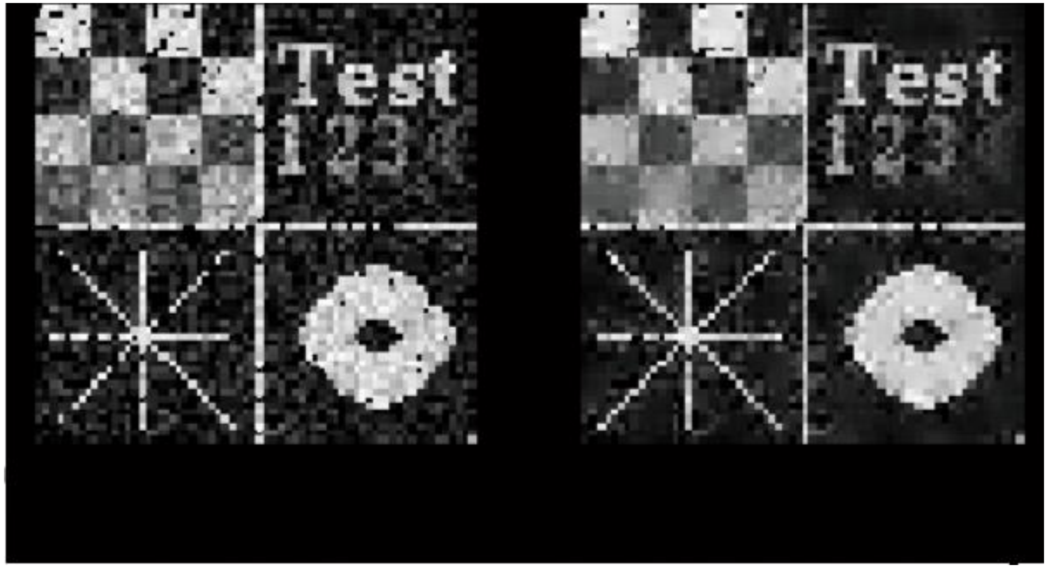
- **Adaptív szűrés**
  - Az adaptív szűrés nem shift invaráinsan viselkedik – szűrés definíciója függ az adott képrészlet jellemzőitől.
- **Lee szűrés:**
  - $F\{\mathbf{I}\}(i,j) = \beta_{(i,j)} \cdot \mathbf{I}(i,j) + \left(1-\beta_{(i,j)}\right) \cdot \mu_{(i,j)}\{\mathbf{I}\}$
  - $\beta_{(i,j)} = \max\left(\left(\sigma_{i,j}^2\{\mathbf{I}\} - \xi\right) / \sigma_{i,j}^2\{\mathbf{I}\}, 0\right)$
  - $\sigma_{i,j}^2\{\mathbf{I}\} = \dfrac{1}{(2N+1)^2} \sum_{|i-v|\le N, |j-u|\le N} \left(\mathbf{I}(\mathrm{u},\mathrm{v}) - \mu_{(i,j)}\{\mathbf{I}\}\right)^2$

    $\mu_{(i,j)}\{\mathbf{I}\} = \dfrac{1}{(2N+1)^2} \sum_{|i-v|\le N, |j-u|\le N} \left(\mathbf{I}(\mathrm{u},\mathrm{v})\right)$

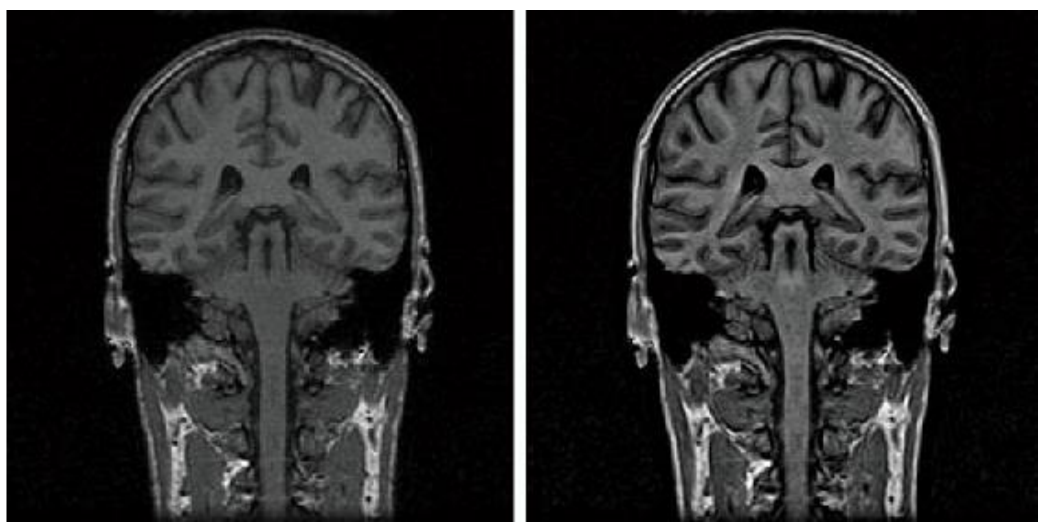
  - ξ: paramétere a szűrésnek

Lee szűrés

Tesz kép

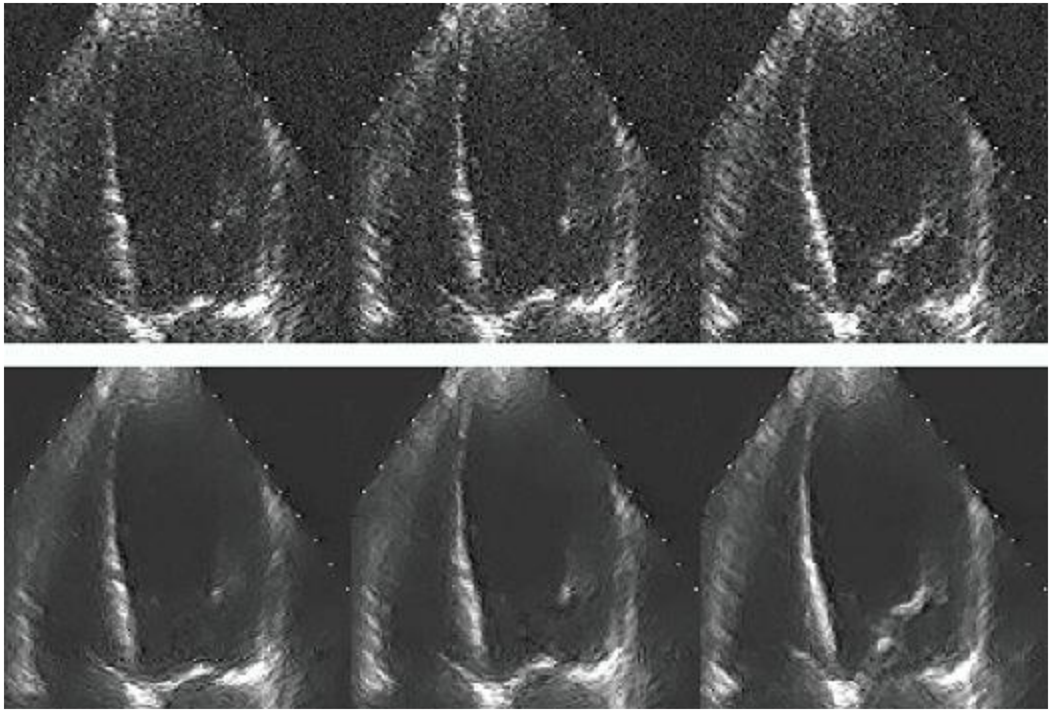


MRI



Lee szűrő

Ultrahangképnél



Élkiemelés adaptív szűréssel

- **Statisztikus differenciálás**
- Minden pixel értékét elosztjuk a szórásával, ahol a szórást a környezetében lévő pixelekből számítjuk

$$G(j,k) = \frac{F(j,k)}{D(j,k)}$$

Minden pixelre számítunk átlagértéket és szórást

$$M(j,k) = \frac{1}{W^2} \sum_{m=j-w}^{j+w} \sum_{n=k-w}^{k+w} F(m,n)$$

$W \times W$ neighborhood where $W = 2w + 1$

$$D(j,k) = \frac{1}{W}\left[\sum_{m=j-w}^{j+w} \sum_{n=k-w}^{k+w} [F(m,n) - M(m,n)]^2\right]^{1/2}$$

Azon régiók intenzitásait (és annak különbségeit) súlyozza fel, melyek homogének voltak

Élkiemelés adaptív szűréssel

Wallis operátor $$G(j,k) = [F(j,k) - M(j,k)]\frac{A_{\max}D_d}{A_{\max}D(j,k) + D_d} + [pM_d + (1-p)M(j,k)]$$

$M_d \quad D_d \quad A_{\max}$ Kívánt átlagos középérték, szórás és a maximális erősítési tényező.
$A_{\max}$ szerepe: túl nagy kimeneti érték meggátlása, ha a szórás túl kicsi $0 \le p \le 1$

Általánosabb forma: $$G(j,k) = [F(j,k) - M(j,k)]A(j,k) + B(j,k)$$

$A(j,k)$ a képtartománytól függő erősítés $B(j,k)$ a képtartománytól függő háttér

D_d Kívánt szórás, hogy a képfüggő erősítés A_{max} és A_{min} között legyen

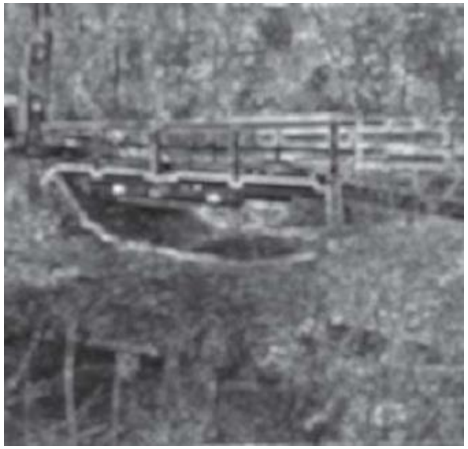
$$D_d = \frac{A_{\min}A_{\max}D_{\max}}{A_{\max} - A_{\min}}$$

D_{max} $D(j,k)$ maximuma

Élkiemelés adaptív szűréssel

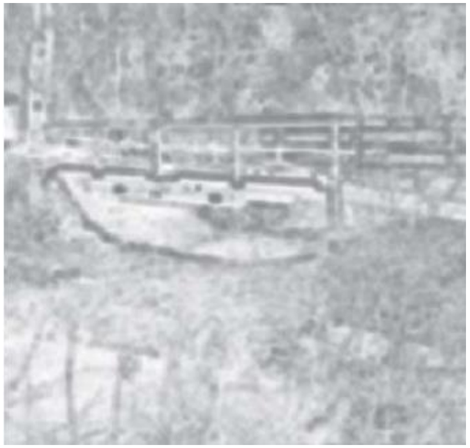
Eredeti

átlag 0-0,98



szórás 0,01- 0,26

háttér 0,09-0,88



Képfüggő erősítés 0,75 – 2,35

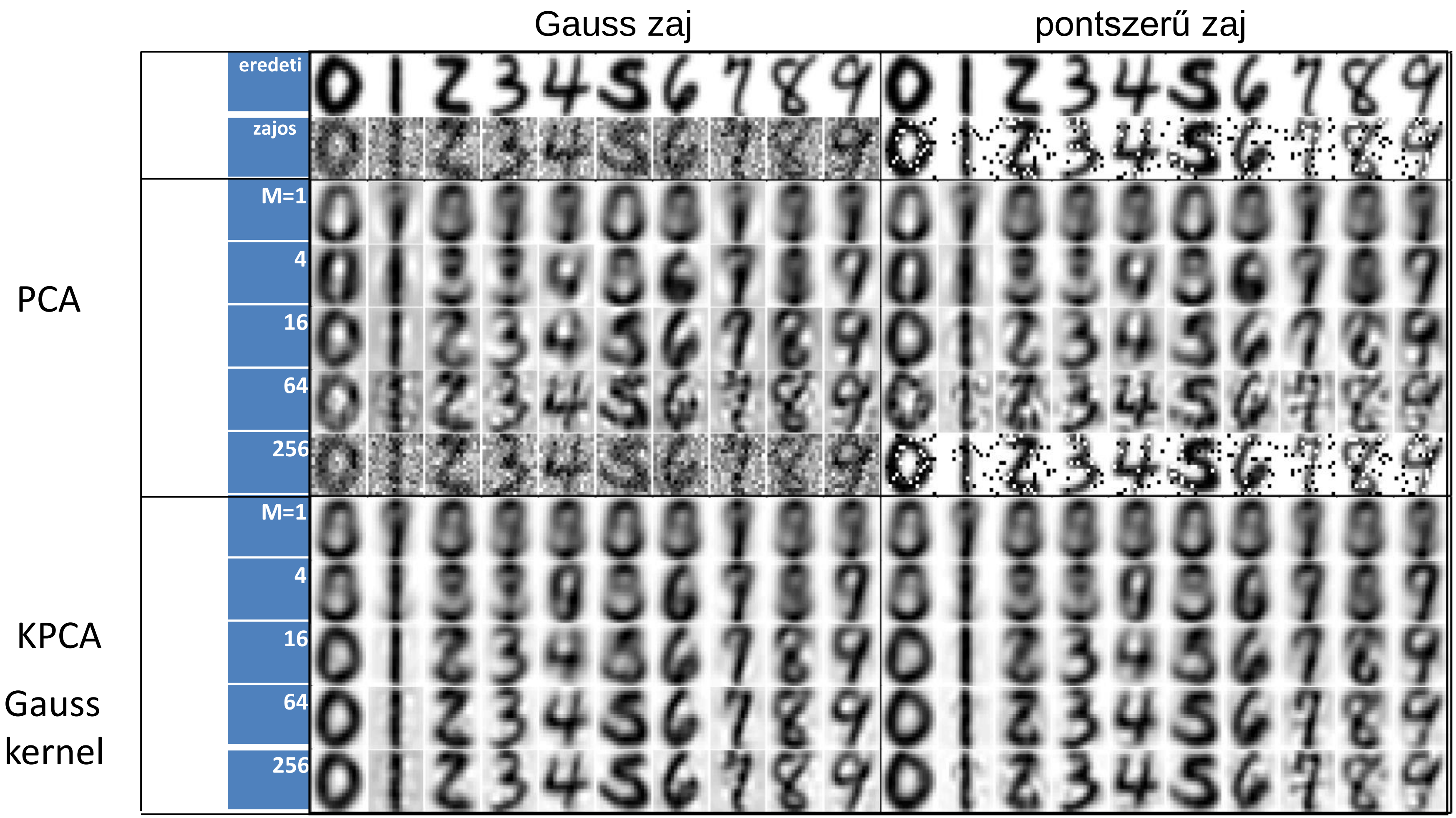
Wallis eredménye

Paraméterek: $D_d = 0.28$, $p = 0.20$, $A_{\max} = 2.50$, $A_{\min} = 0.75$

Lineáris szűrés transzformált tartományban

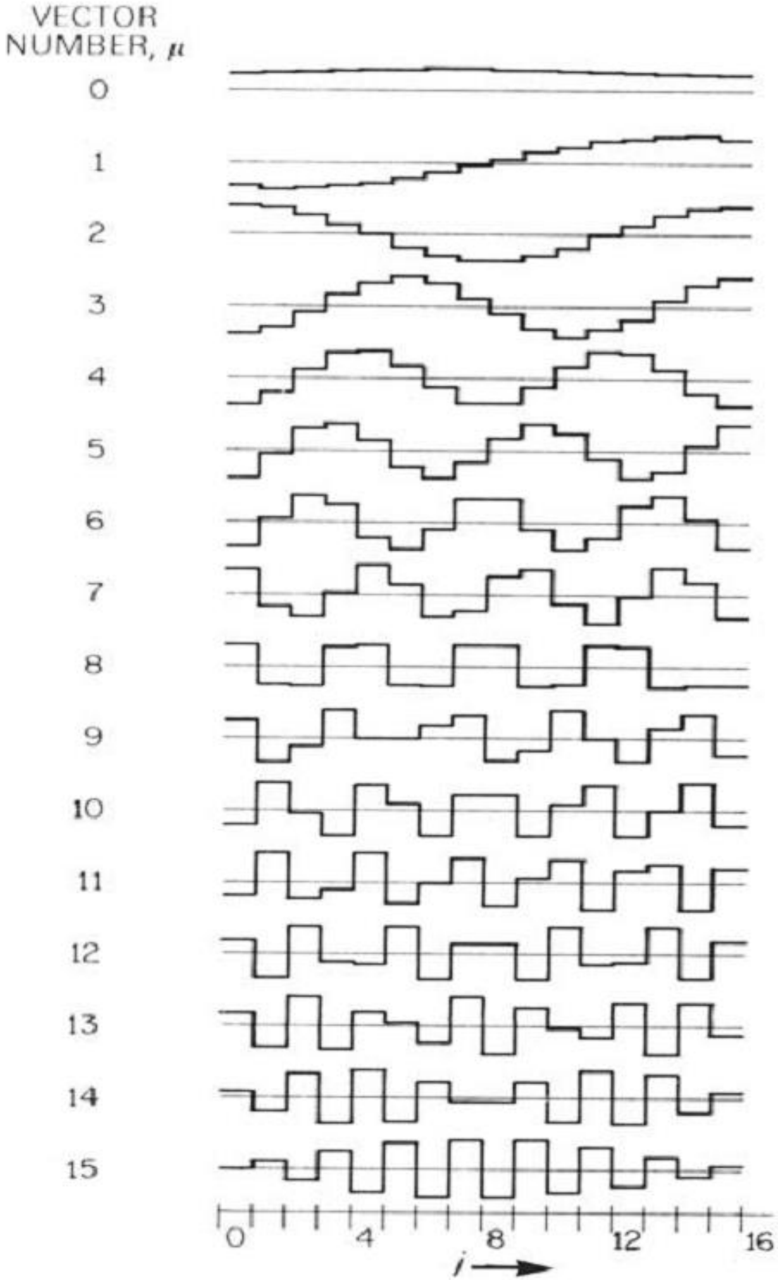
- Frekvenciatartomány
- Egyéb bázisrendszer
  - Fix bázisrendszerek (Haar, Hadamard, Walsh, stb.)
  - Bázisrendszer család (Wavelet)
  - Képfüggő bázisrendszer (KLT)

Lineáris szűrés transzformált tartományban



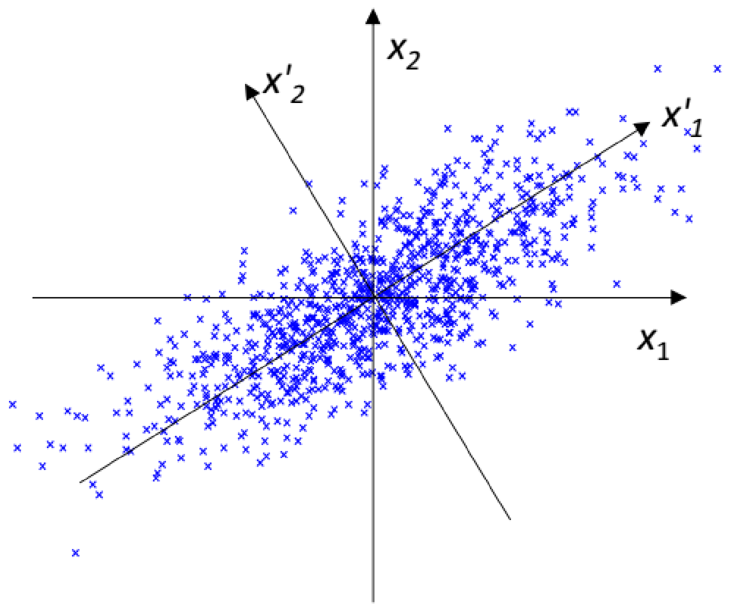
PCA-KPCA zajszűrő hatás összehasonlítása

Lineáris szűrés transzformált tartományban



Karhunen-Loève transzformáció (KLT)
Jelfüggő ortogonális transzformáció

PCA



$$\mathbf{y} = \mathbf{T}\mathbf{x}$$

$$\mathbf{T} = \left[\boldsymbol{\varphi}_1, \boldsymbol{\varphi}_2, \ldots, \boldsymbol{\varphi}_N\right]^T$$

$$\boldsymbol{\varphi}_i^T \boldsymbol{\varphi}_j = \delta_{ij}$$

$$\mathbf{T}^T\mathbf{T} = \mathbf{I}, \text{ vagyis } \mathbf{T}^T = \mathbf{T}^{-1}$$

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^{N} y_i \boldsymbol{\varphi}_i \qquad \hat{\mathbf{x}} = \sum_{i=1}^{M} y_i \boldsymbol{\varphi}_i \qquad M \leq N \qquad y_i = \boldsymbol{\varphi}_i^T \mathbf{x}$$

$$\varepsilon^2 = E\left\{\left\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\right\|^2\right\} = E\left\{\left\|\sum_{i=1}^{N} y_i \boldsymbol{\varphi}_i - \sum_{i=1}^{M} y_i \boldsymbol{\varphi}_i\right\|^2\right\} = \sum_{i=M+1}^{N} E\left\{\left(y_i\right)^2\right\}$$

PCA

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=M+1}^{N} E\left\{\left(\boldsymbol{\varphi}_i^T \mathbf{x}\right)\left(\mathbf{x}^T \boldsymbol{\varphi}_i\right)\right\} = \sum_{i=M+1}^{N} \boldsymbol{\varphi}_i^T E\left\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\right\}\boldsymbol{\varphi}_i = \sum_{i=M+1}^{N} \boldsymbol{\varphi}_i^T \mathbf{R}_{\mathbf{xx}} \boldsymbol{\varphi}_i$$

Lagrange multiplikátoros feltételes szélsőérték-keresés

$$\hat{\varepsilon} = \varepsilon^2 - \sum_{i=M+1}^{N} \lambda_i \left(\boldsymbol{\varphi}_i^T \boldsymbol{\varphi}_i - 1\right) = \sum_{i=M+1}^{N} \left[\boldsymbol{\varphi}_i^T \mathbf{C}_{\mathbf{xx}} \boldsymbol{\varphi}_i - \lambda_i \left(\boldsymbol{\varphi}_i^T \boldsymbol{\varphi}_i - 1\right)\right]$$

$$\frac{\partial \hat{\varepsilon}}{\partial \boldsymbol{\varphi}_i} = \sum_{i=M+1}^{N} \left[2\mathbf{C}_{\mathbf{xx}} \boldsymbol{\varphi}_i - 2\lambda_i \boldsymbol{\varphi}_i\right] = \mathbf{0} \qquad \mathbf{C}_{\mathbf{xx}} \boldsymbol{\varphi}_i = \lambda_i \boldsymbol{\varphi}_i$$

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=M+1}^{N} \boldsymbol{\varphi}_i^T \mathbf{R}_{\mathbf{xx}} \boldsymbol{\varphi}_i = \sum_{i=M+1}^{N} \boldsymbol{\varphi}_i^T \lambda_i \boldsymbol{\varphi}_i = \sum_{i=M+1}^{N} \lambda_i$$

Polinomiális szűrők

- A pixel intenzitások polinomiális vagy törtfüggvényei
- Kép javítás (kontraszt élesítés, élmegtartó zajszűrés, textura szegmentálás, élkiemelés, élszegmentálás)
- Van bizonyos kapcsolata a lineáris szűrőkkel (paramétereiben lineáris, adaptív változatnál előnyök)
- Számítási komplexitás jelentősen nagyobb, különösen, ha a nemlinearitás mértékét növeljük

- A nemlineáris szűrők Taylor sor vagy Volterra sor formájában írhatók fel.
- Taylor sor : hatványfüggvény
- Volterra sor különböző pozíciójú (időben vagy a képtartományban) vett értékek szorzatai

Volterra soros polinomiális szűrők

A polinomiális szűrők tulajdonságai:

- Paramétereiben lineáris, de nemlineáris szűrő
- Az együtthatókat adaptálni lehet, lineáris megközelítéssel

$$y(n) = h_0 + \sum_{p=1}^{\infty} \bar{h}_p\{x\}(n)$$

- Általában minden egyes tag az alábbi összefüggéssel adható meg:

$$\bar{h}_p(x_n) = \sum_{i_1=-\infty}^{\infty} \cdots \sum_{i_p=-\infty}^{\infty} h_p(i_1, \ldots, i_p) x(n-i_1) \cdots x(n-i_p)$$

h_0 offset h_1 egy digitális FIR szűrő válasza

- Általánosabb nemlineáris szűrő megadási forma:

$$y(n) = f[x(n), x(n-1), \ldots, x(n-N_1), y(n-1), \ldots, y(n-M)] = f(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{Q})$$

Volterra soros polinomiális szűrők

Első és másodfokú szűrő aggregátja:

- Olyan problémák esetén is hatékony, melynél elvérzik a lineáris, illetve a medián szűrés is (pl. kevert Gauss és impulzus zaj).

Torzított kép

Gauss szűrés

Medián szűrés

Volterra kerneles szűrés

Éljavítás, éldetektálás

Zónás / ideális szűrés

Közvetlenül a Fourier tartományban definiáljuk az átviteli függvényt

$\mathcal{H}(0,0) = 0$

$\mathcal{H}(u,v) = 0 \qquad 0 \le u \le C-1 \qquad \text{and } 0 \le v \le C-1$

$\qquad 0 \le u \le C-1 \qquad \text{and } N+1-C \le v \le N-1$

$\qquad N+1-C \le u \le N-1 \quad \text{and } 0 \le v \le C-1$

$\qquad N+1-C \le u \le N-1 \quad \text{and } N+1-C \le v \le N-1$

$\mathcal{H}(u,v) = 1$ Egyébként *C* vágási frekvencia $0 < C \le 1+N/2$

Éljavítás, éldetektálás

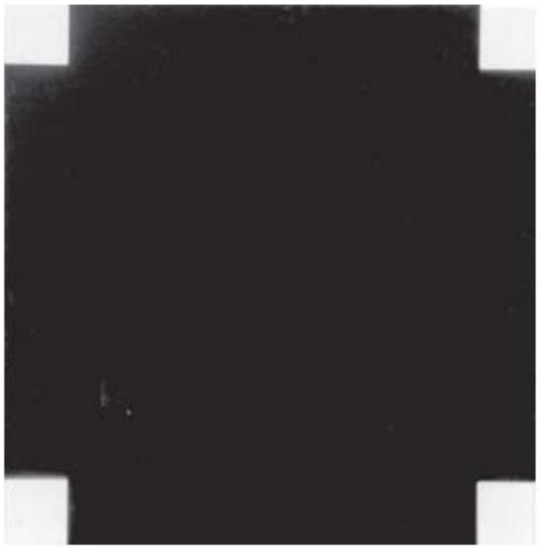
$$\mathcal{H}(u,v) = \mathcal{B}(u,v) \quad \begin{array}{lll} 0 \le u \le N/2 & \text{and} & 0 \le v \le N/2 \\ 0 \le u \le N/2 & \text{and} & 1+N/2 \le v \le N-1 \\ 1+N/2 \le u \le N-1 & \text{and} & 0 \le v \le N/2 \\ 1+N/2 \le u \le N-1 & \text{and} & 1+N/2 \le v \le N-1 \end{array}$$

Butterworth szűrés ahol

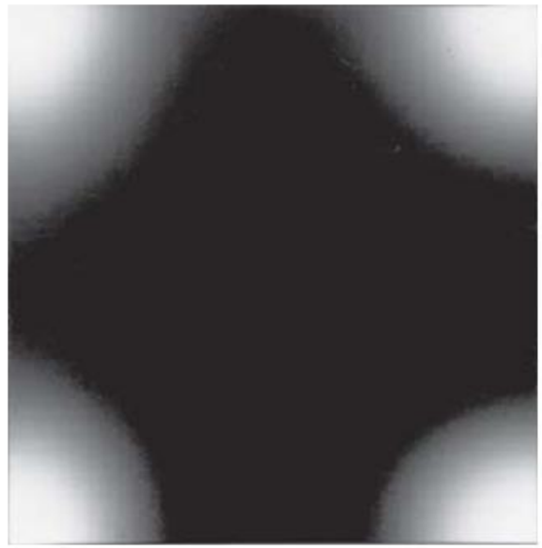
$$\mathcal{B}(u,v) = \frac{1}{1 + \left[\dfrac{C}{(u^2+v^2)^{1/2}}\right]^{2n}}$$

Butterworth szűrőt úgy tervezték meg, hogy adott sávkorlát / vágás frekvencia mellett a legsimább frekvencia átmenettel rendelkezzen.

Éljavítás, éldetektálás

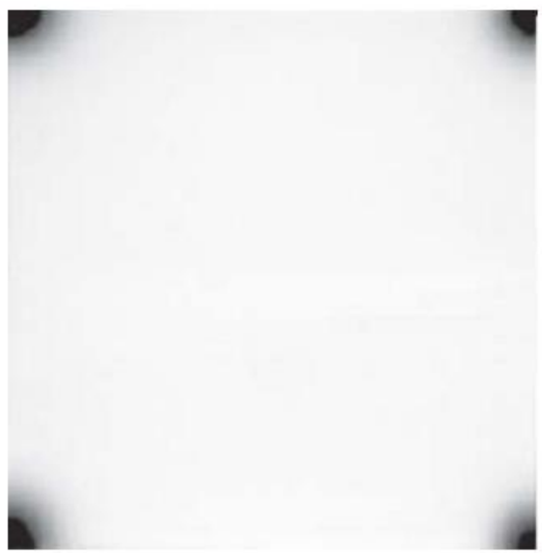


(*a*) Zonal low-pass



(*b*) Butterworth low-pass

(*c*) Zonal high-pass



(*d*) Butterworth high-pass