

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

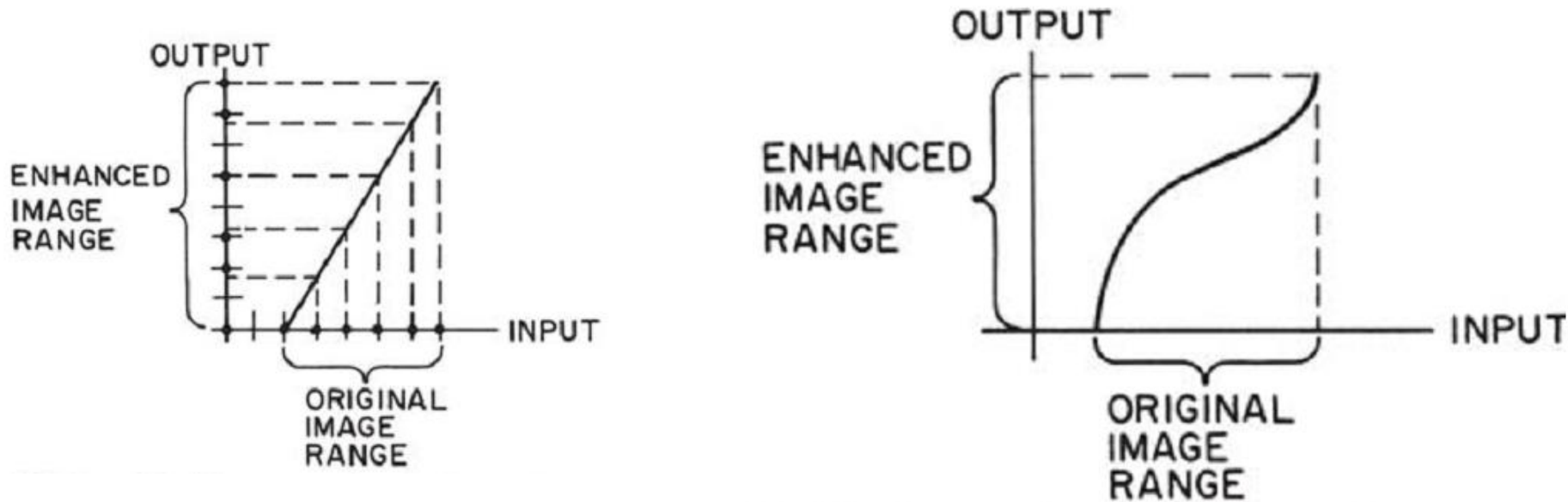
Képjavítás

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

Tipikus képjavítási eljárások:

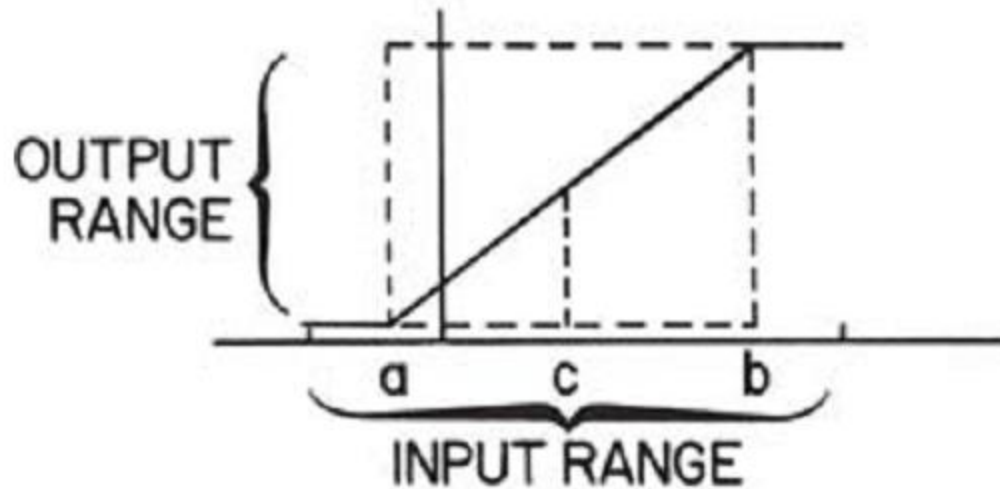
- Kontraszt módosítás
- Intenzitásviszonyok módosítása
- Szűrések:
 - lineáris szűrések,
 - nemlineáris szűrések:
 - homomorfikus feldolgozás
 - order statistics filters: median, rank és ezek variánsai.
- Élek kiemelése,
- Zajok mérséklése

Kontraszt javítás – intenzitásokat módosító leképezéssel



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

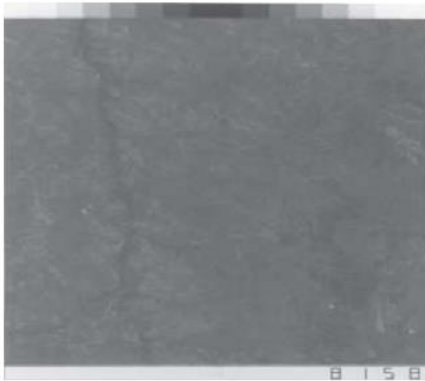
Kontraszt javítás – intenzitásokat módosító leképezéssel



Window-level transzformáció

ablak: a lineáris meredek szakasz tartománya,

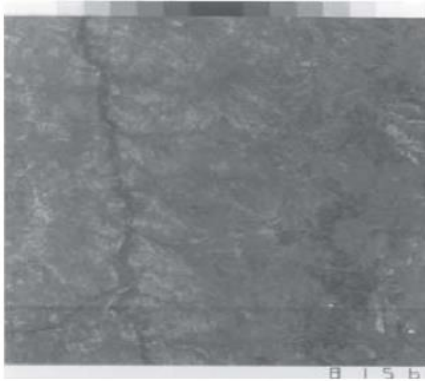
Level: a lineáris szakasz középső pontja



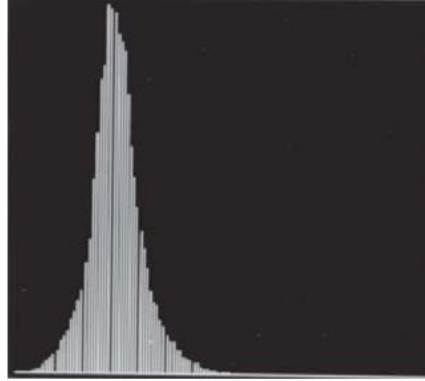
(a) Original



(b) Original histogram



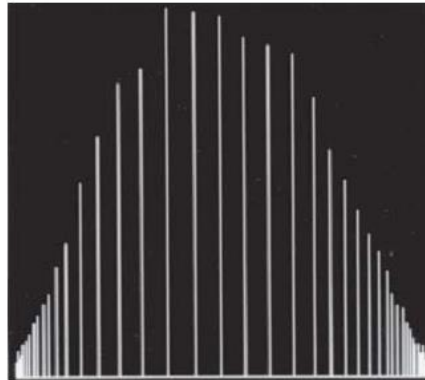
(c) Min. clip = 0.17, max. clip = 0.64



(d) Enhancement histogram



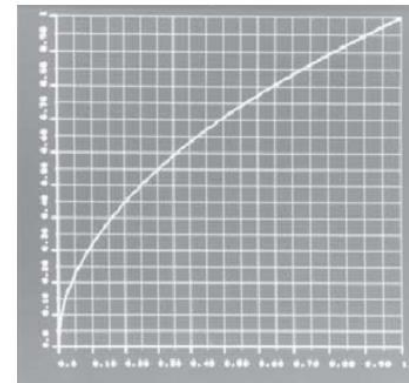
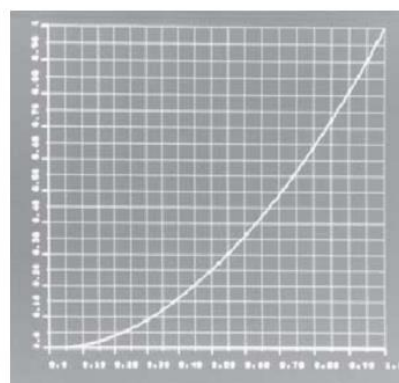
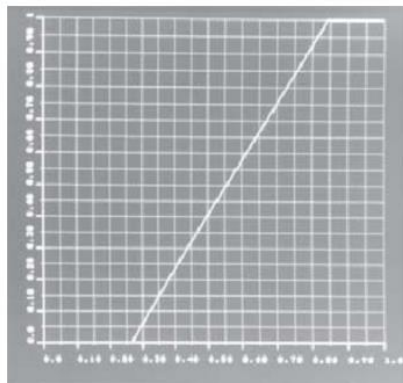
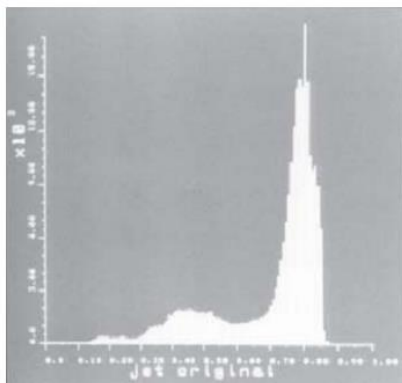
(e) Min. clip = 0.24, max. clip = 0.35



(f) Enhancement histogram

A hisztogram széthúzása

Kontraszt javítás



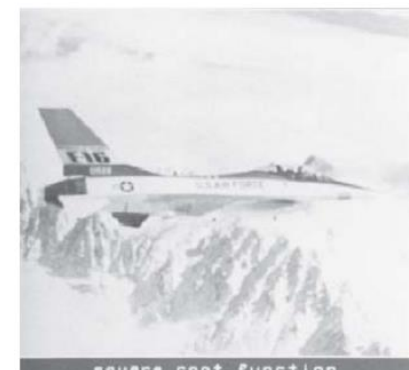
jet original



histogram scaling function



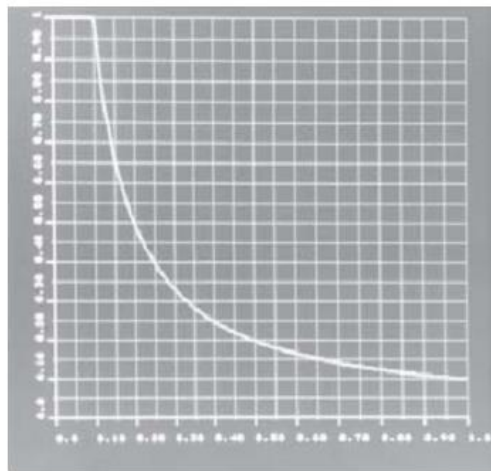
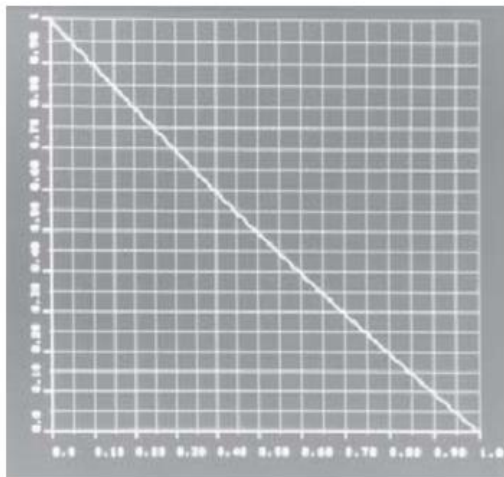
square function



square root function

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

Kontraszt javítás



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

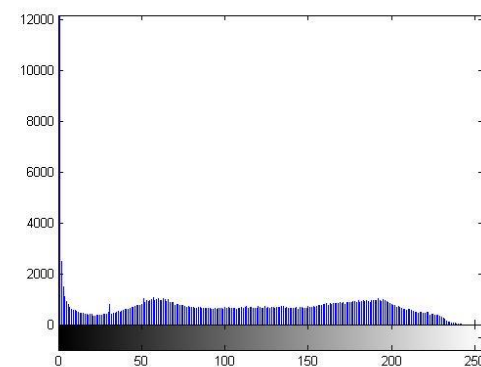
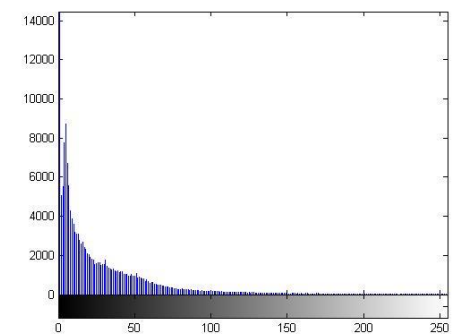
$$G(j, k) = 1.0$$

$$\text{for } 0.0 \leq F(j, k) < 0.1$$

$$G(j, k) = \frac{0.1}{F(j, k)}$$

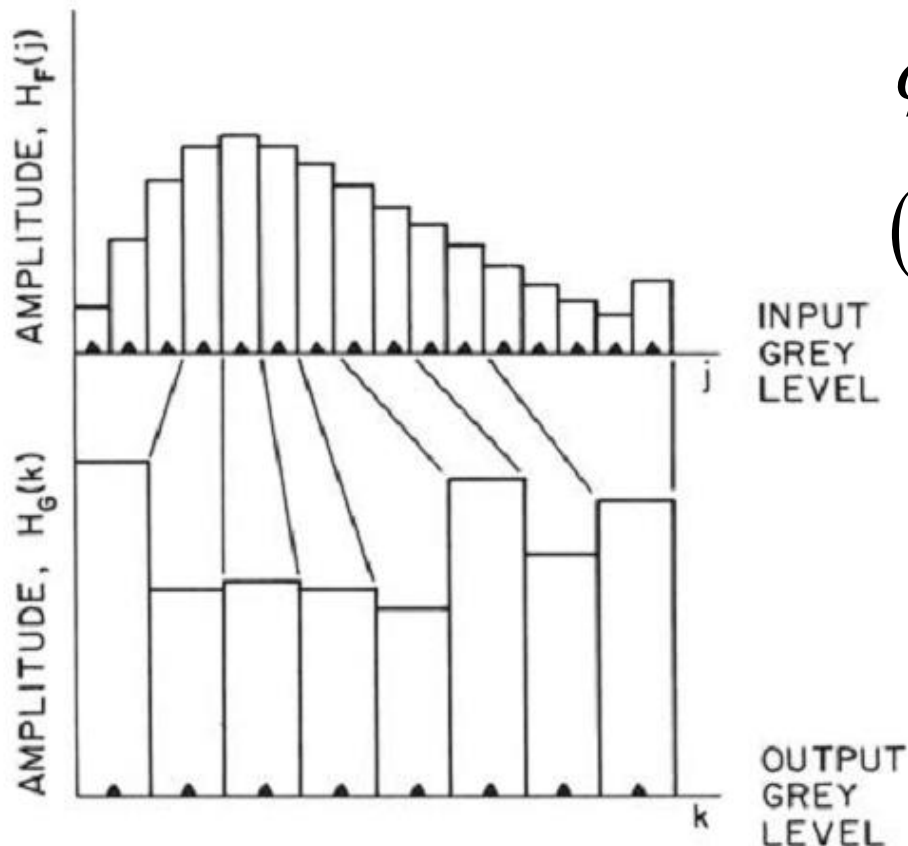
$$\text{for } 0.1 \leq F(j, k) \leq 1.0$$

Hisztogram kiegyenlítés



Hisztogram kiegyenlítés

- Hisztogram kiegyenlítés



$$\varphi(a) = b$$

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

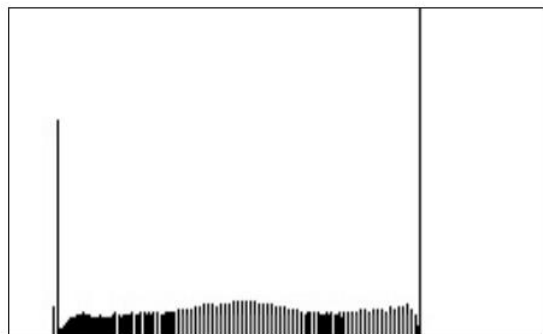
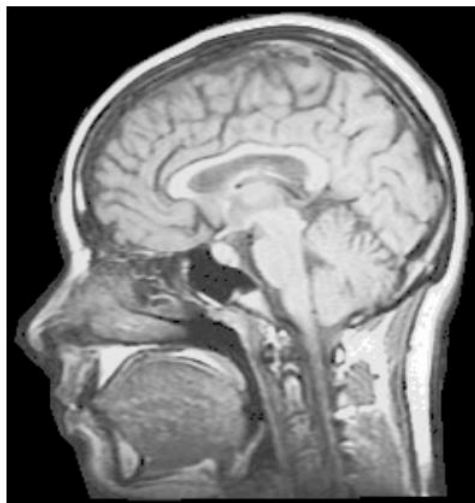
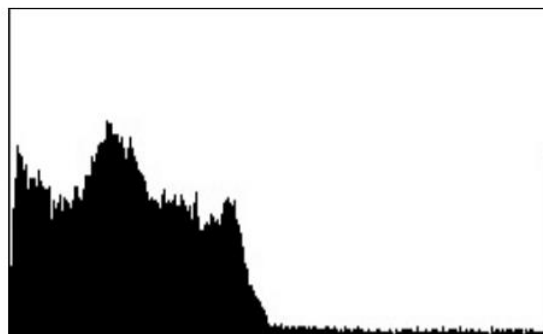
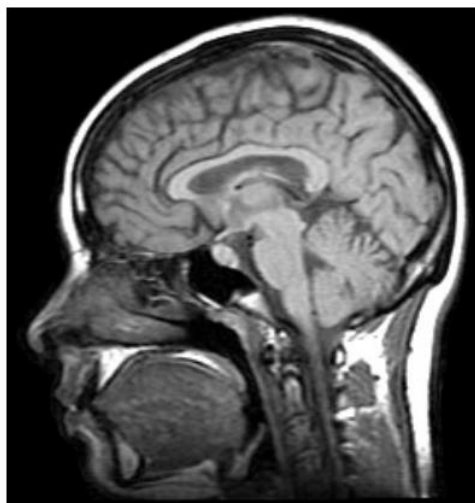
$\varphi(a)$: intenzitás leképezés

$h(x)$: eredeti kép hisztogramja

N : kép pixeleinek a száma

B : széthúzott hisztogram bin-
jeinek a száma (értékhalmoz
mérete)

Hisztogram kiegyenlítés példa

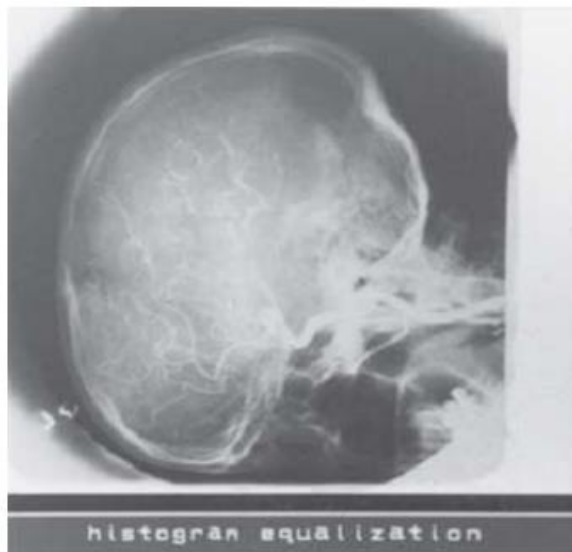


Adaptív hisztogram módosítás

Csúszó ablak kummulatív hisztogramja alapján történik a hisztogram kiegyenlítés



eredeti



nemadaptív



adaptív

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

$h^{(j,k)}$: (j,k) pixel középpontú $(a \times a)$ 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

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

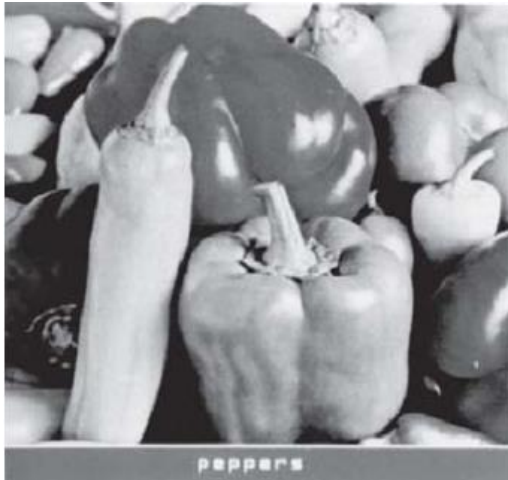
Pl. aluláteresztő szűrő

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

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

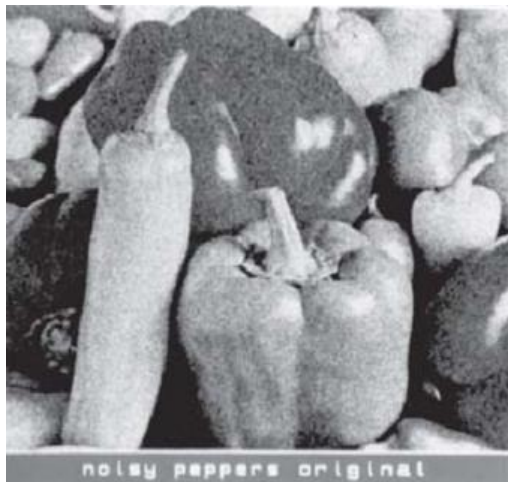
Eredeti

Lineáris szűrés

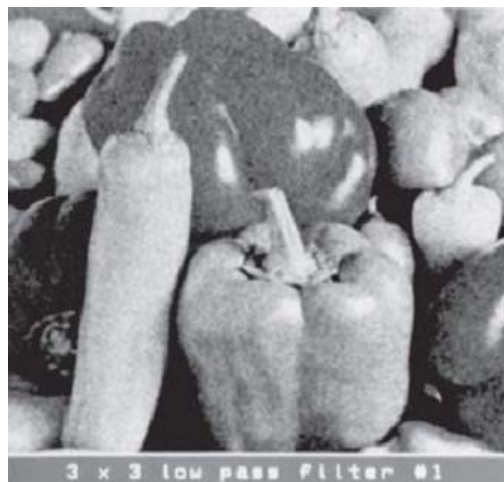


$$\mathbf{H} = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

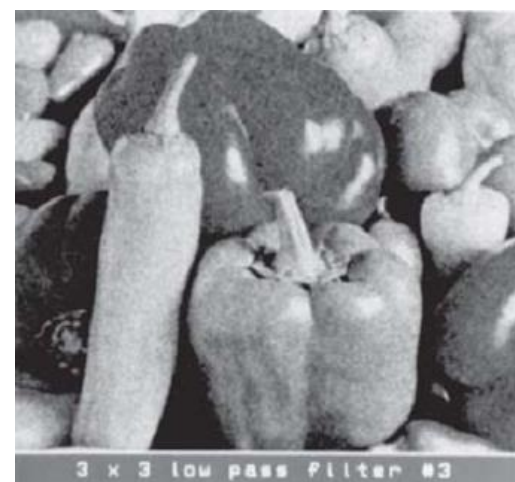
$$\mathbf{H} = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$



Egyenletes zaj



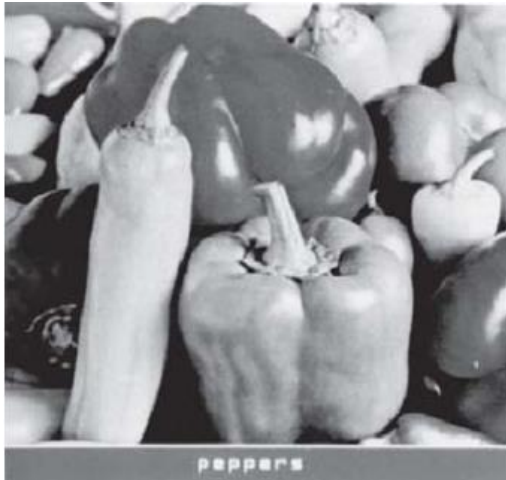
mask 1



mask 3

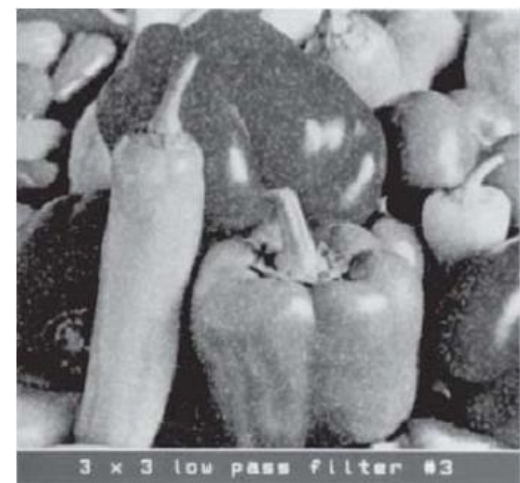
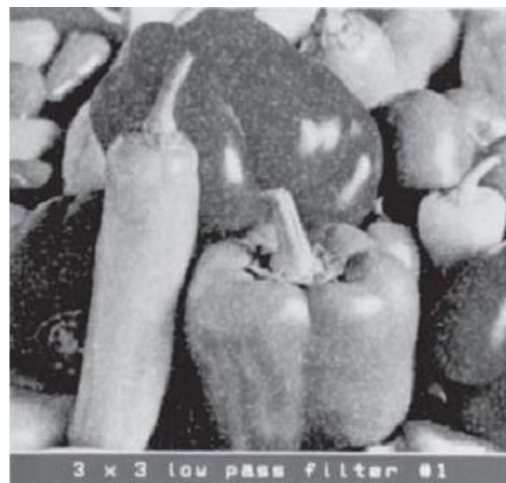
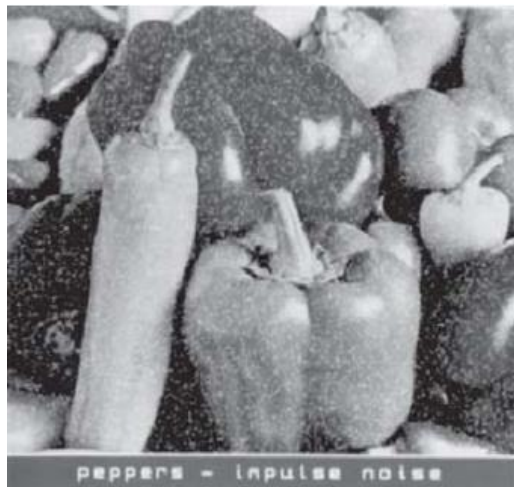
Eredeti

Lineáris szűrés



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

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



Impulzus zaj

mask 1

mask 3

Éldetektáló szűrők

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

G_x

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

G_y

Sobel

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad \theta = \arctan(G_y/G_x)$$

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

G_x

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

G_y

Prewitt

Egyebek:

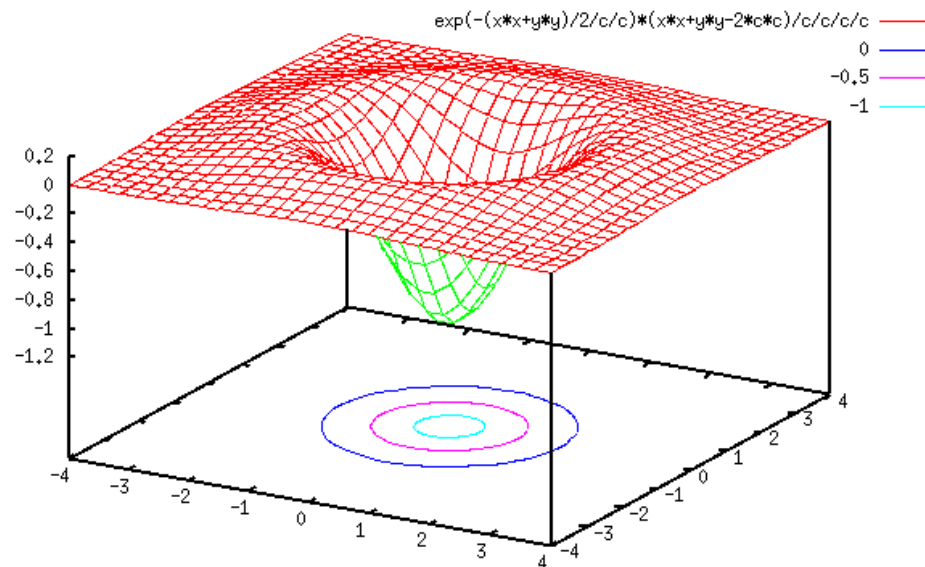
Roberts, Kirsch, DoG, LoG

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (|G| = |G_x| + |G_y|)$$

Élkiemelő szűrők

2D LoG és közelítő kernele

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



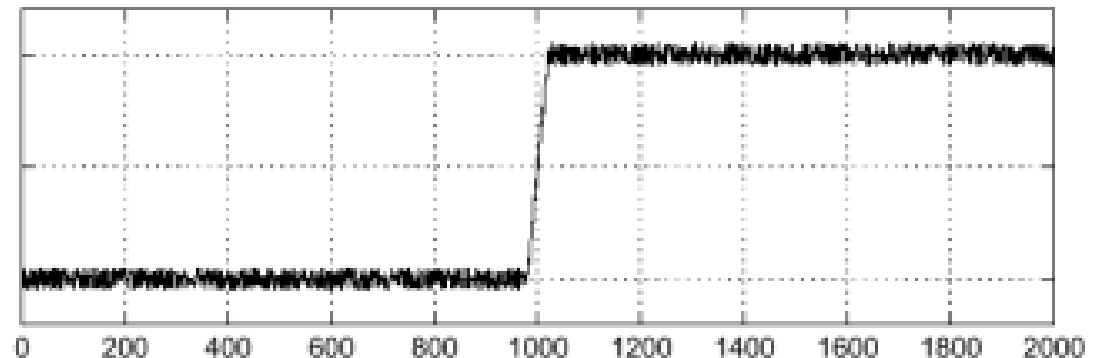
$$LoG \triangleq \Delta G_{\sigma}(x, y) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} G_{\sigma}(x, y) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} G_{\sigma}(x, y) = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} e^{-(x^2 + y^2)/2\sigma^2}$$

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

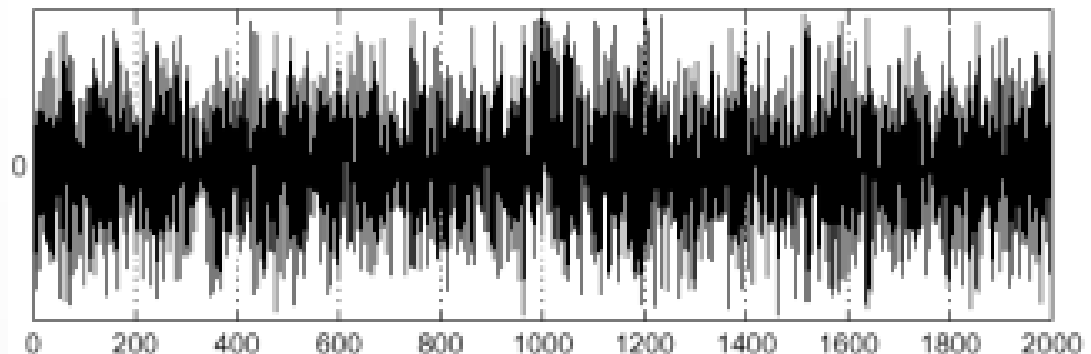
Éldetektálás zajérzékenysége

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

$$f(x)$$

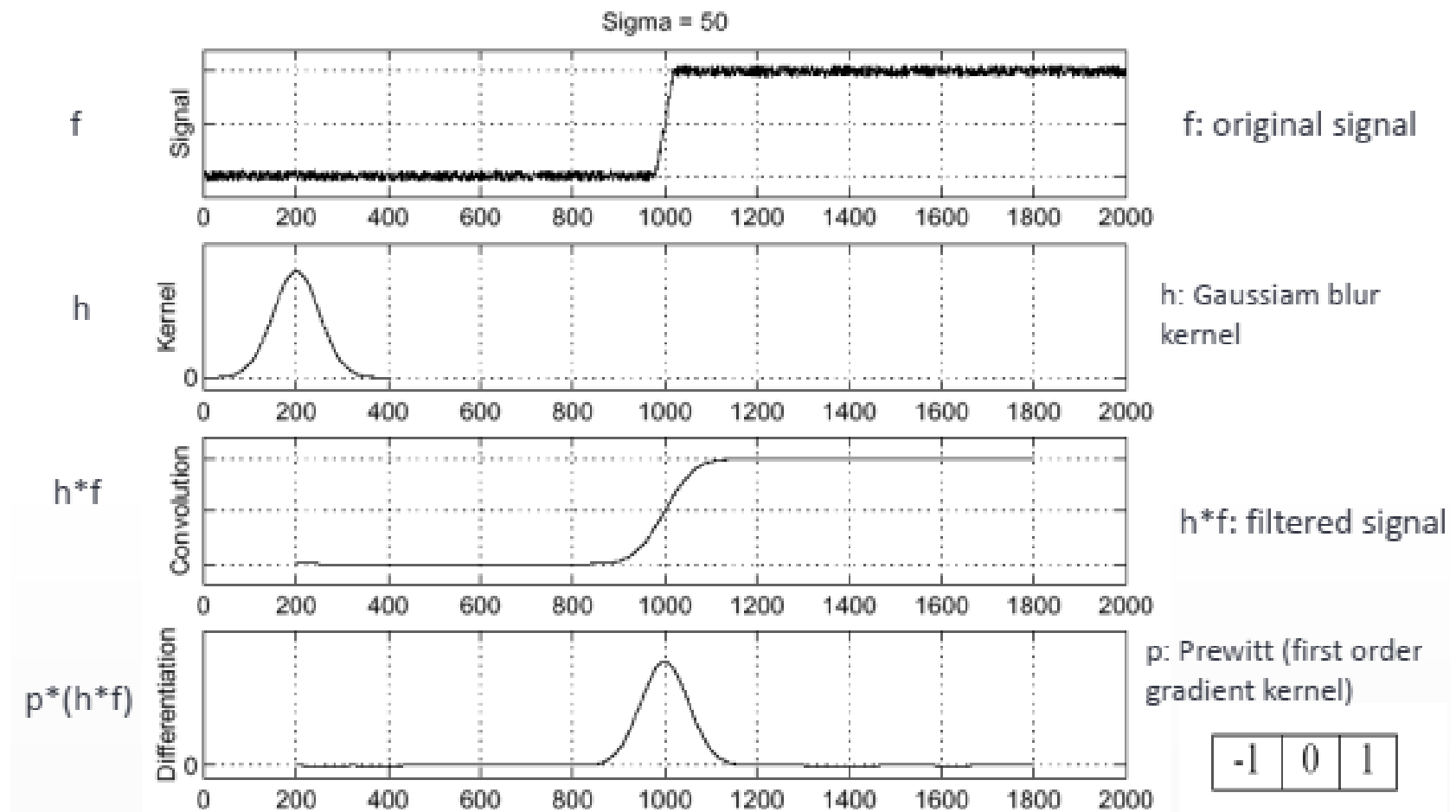


$$\frac{d}{dx}f(x)$$



Éldetektálás zajérzékenysége

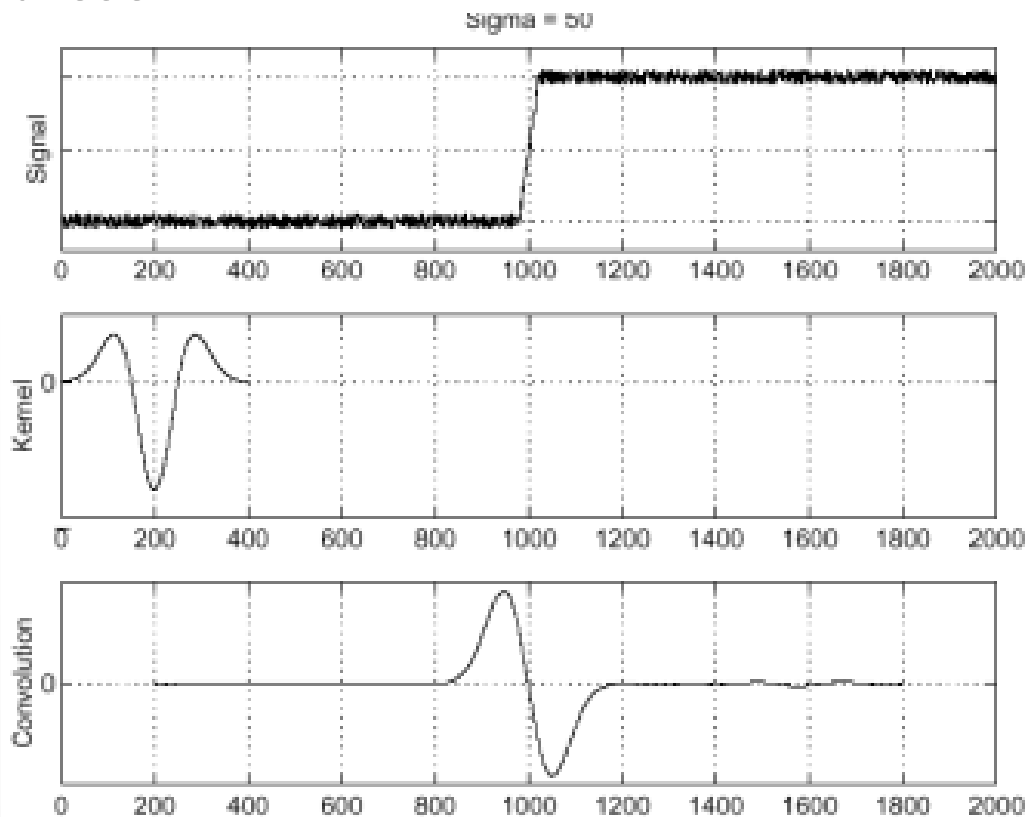
- Gauss mosás redukálja a zajt (de a gyenge éleket is)



Élkiemelés elmosással

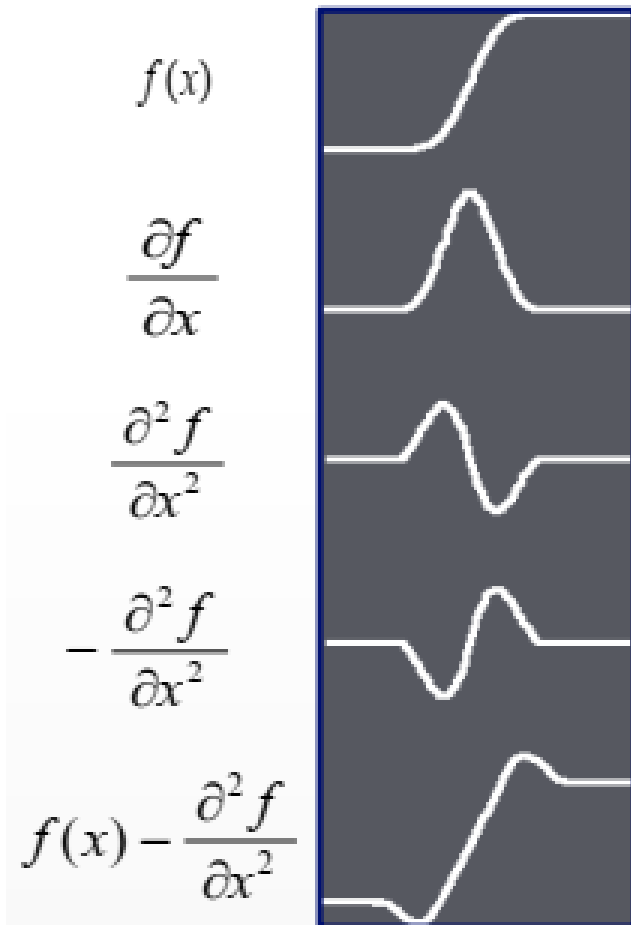
- Konvolúció átzárójelezhető: $(\mathbf{I} * \mathbf{g}) * \mathbf{h} = \mathbf{I} * (\mathbf{g} * \mathbf{h})$
 - Derivative of Gaussian
 - Laplacian of Gaussian szűrések

Gyorsabb – elég 1 db konvolúció



Élek kiemelése éldetektáló szűrőkkel

- Eredeti képből vonjuk ki a Laplace szűrtjét:



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



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

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

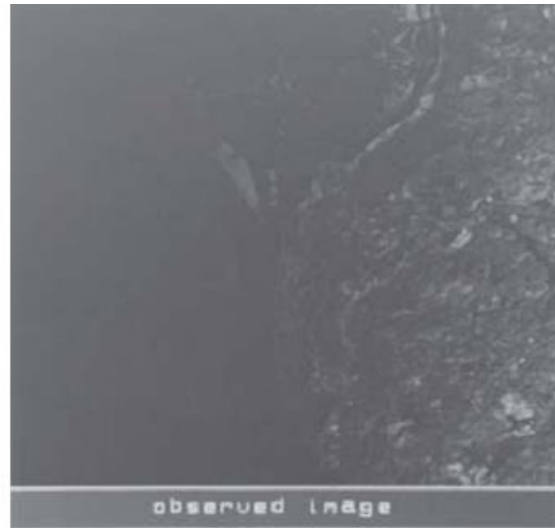
- Logaritmálás után hagyományos szűrési eljárások



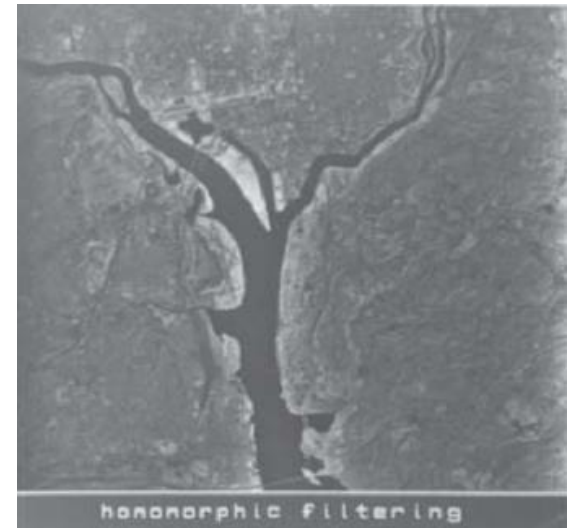
Homomorfikus szűrés



megvilágítás



érzékelte kép



homomorfikus szűrés eredménye
Butterwoth felüláteresztő szűrés

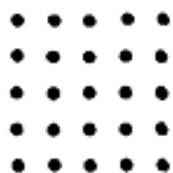
Order statistics szűrés

- Legyen $X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(n)}$, akkor $X_{(i)}$ az i -edik statisztika
- Sorbarendezi a szomszédos pixeleket növekvő intenzitásérték szerint, kiválaszt egyet a rangnak megfelelően és ez lesz a kimenet
- Speciális rank szűrők:
 - medián
 - Kétdimenziós mediáns szűrő

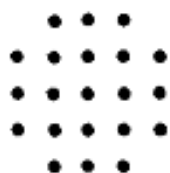
$$med(X_i) = \begin{cases} X_{(\nu+1)} & \text{if } n = 2\nu + 1 \\ (X_{(\nu)} + X_{(\nu+1)})/2 & \text{if } n = 2\nu \end{cases}$$

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

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



SQUARE



CIRCLE



CROSS

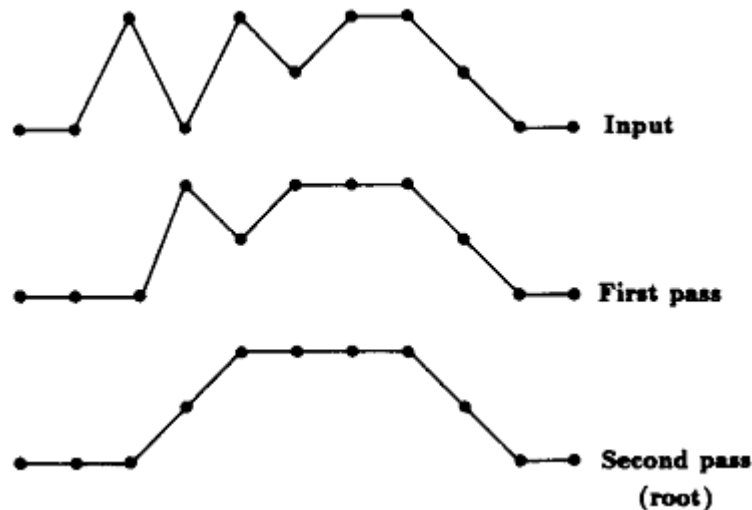


X-SHAPE

Medián szűrés

Tulajdonságok:

- Jól teljesít lassan lecsengő zajeloszlásnál (hatékony az impulzus zajok eltüntetésénél)
- Rosszul teljesít gyorsan lecsengő eloszlásnál (pl. Gauss zaj)
- Fehér zaj mellett aluláteresztő tulajdonságú
- Igyekszik megtartani az éleket
- Kérdés: van-e olyan jel (sajátfüggvény sajátjel), melyet nem módosít?
- 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:

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

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

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

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

Adaptív nemlineáris szűrők

$y(i) = f(\sum_j a_j(i)x_j(i))$ 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:**

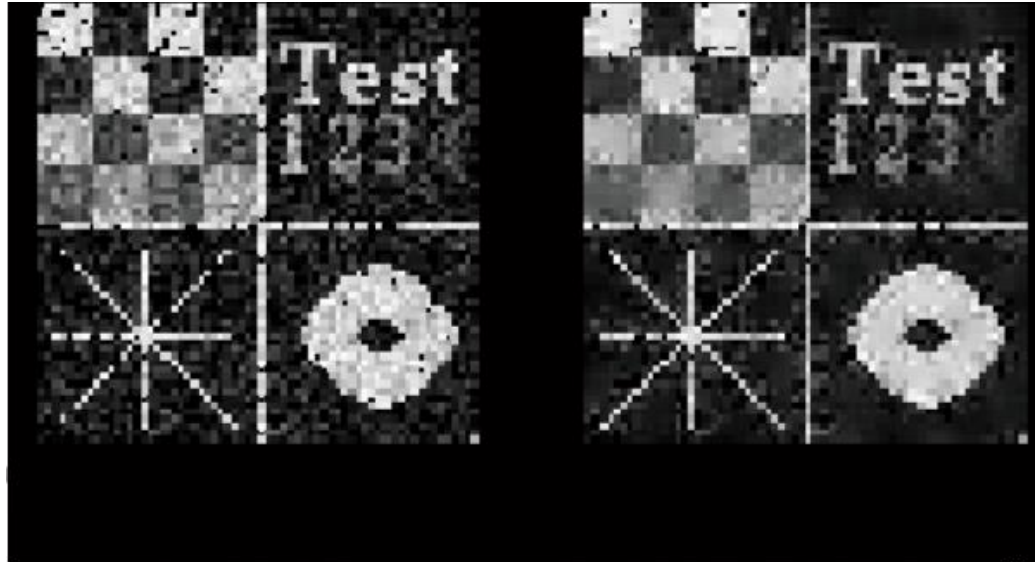
- $F\{\mathbf{I}\}(i, j) = \beta_{(i, j)} \cdot \mathbf{I}(i, j) + (1 - \beta_{(i, j)}) \cdot \mu_{(i, j)}\{\mathbf{I}\}$
- $\beta_{(i, j)} = \max\left(\left(\sigma_{i, j}^2\{\mathbf{I}\} - \xi\right) / \sigma_{i, j}^2\{\mathbf{I}\}, 0\right)$
- $\sigma_{i, j}^2\{\mathbf{I}\} = \frac{1}{(2N + 1)^2} \sum_{|i-v| \leq N, |j-u| \leq N} \left(\mathbf{I}(u, v) - \mu_{(i, j)}\{\mathbf{I}\}\right)^2$

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

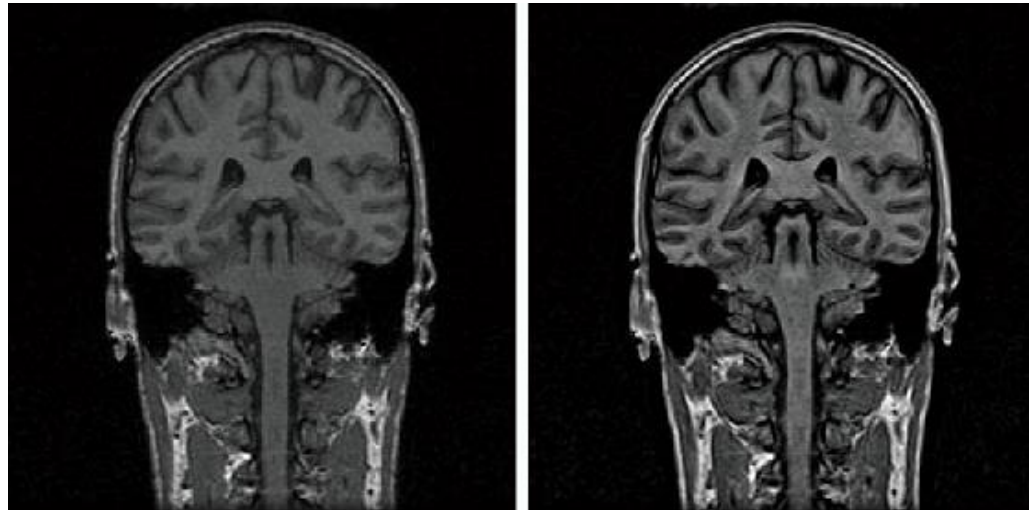
- ξ : paramétere a szűrésnek

Lee szűrés

Tesz kép

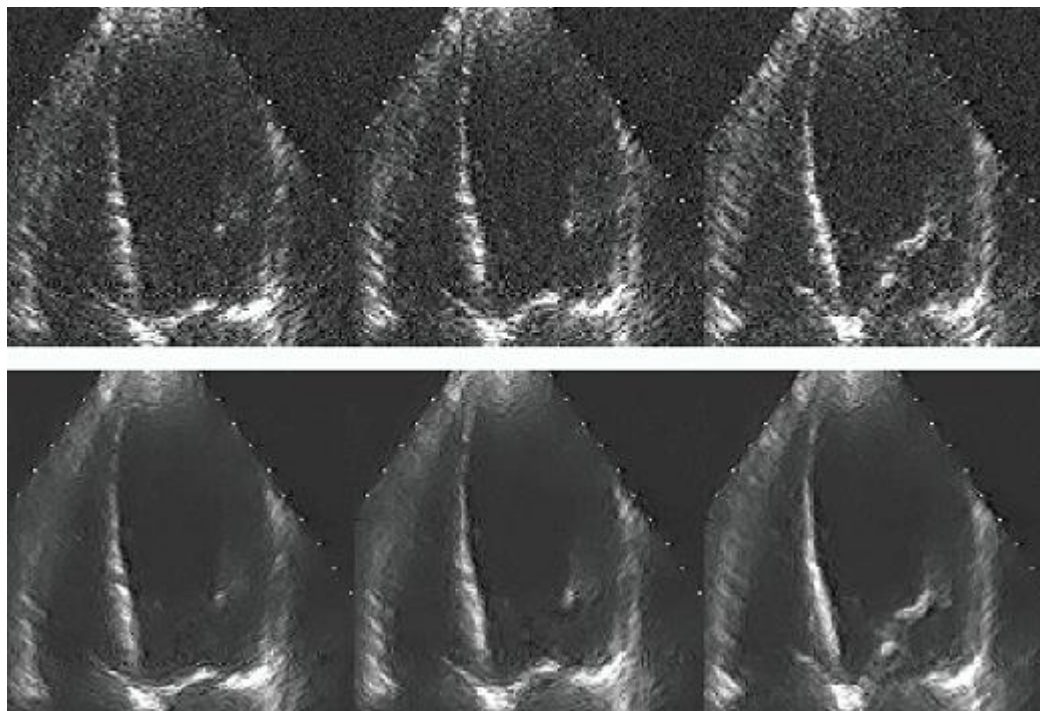


MRI



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

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

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

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

Élkiemelés adaptív szűréssel

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

M_d D_d $A_{\max}$ Kívánt átlagos középérték, szórás és a maximális erősítési tényező.

$A_{\max}$ szerepe: túl nagy kimeneti érték meggátlása, ha a szórás túl kicsi $0 \leq p \leq 1$

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

$$D_d = \frac{A_{\min} A_{\max} D_{\max}}{A_{\max} - A_{\min}} \quad D_{\max} \quad D(j, k) \text{ maximuma}$$

Élkiemelés adaptív szűréssel



Eredeti



átlag 0-0,98



szórás 0,01- 0,26



háttér 0,09-0,88



Képfüggő erősítés 0,75 – 2,35



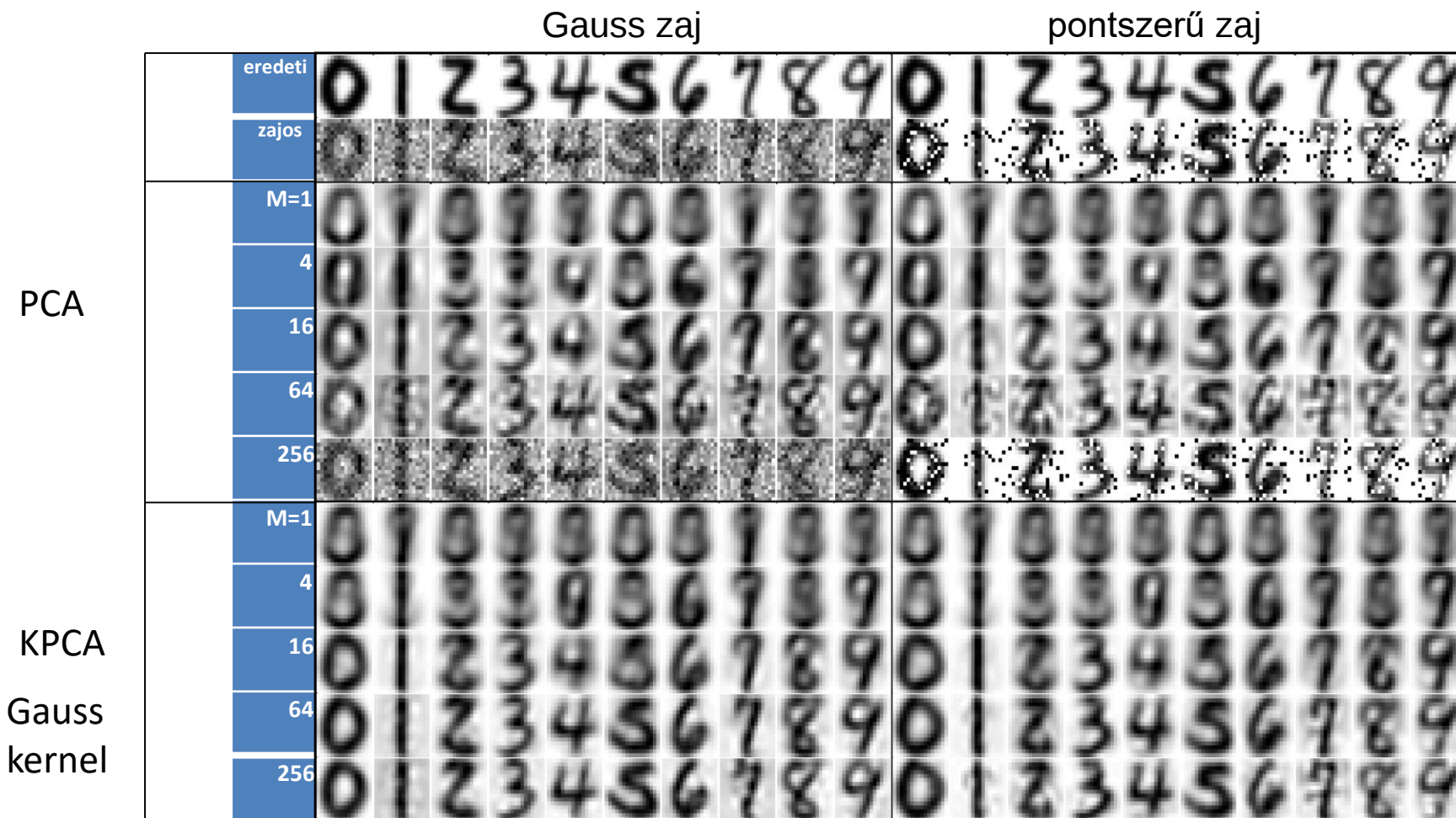
Wallis eredménye

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

Lineáris szűrés transformált tartományban

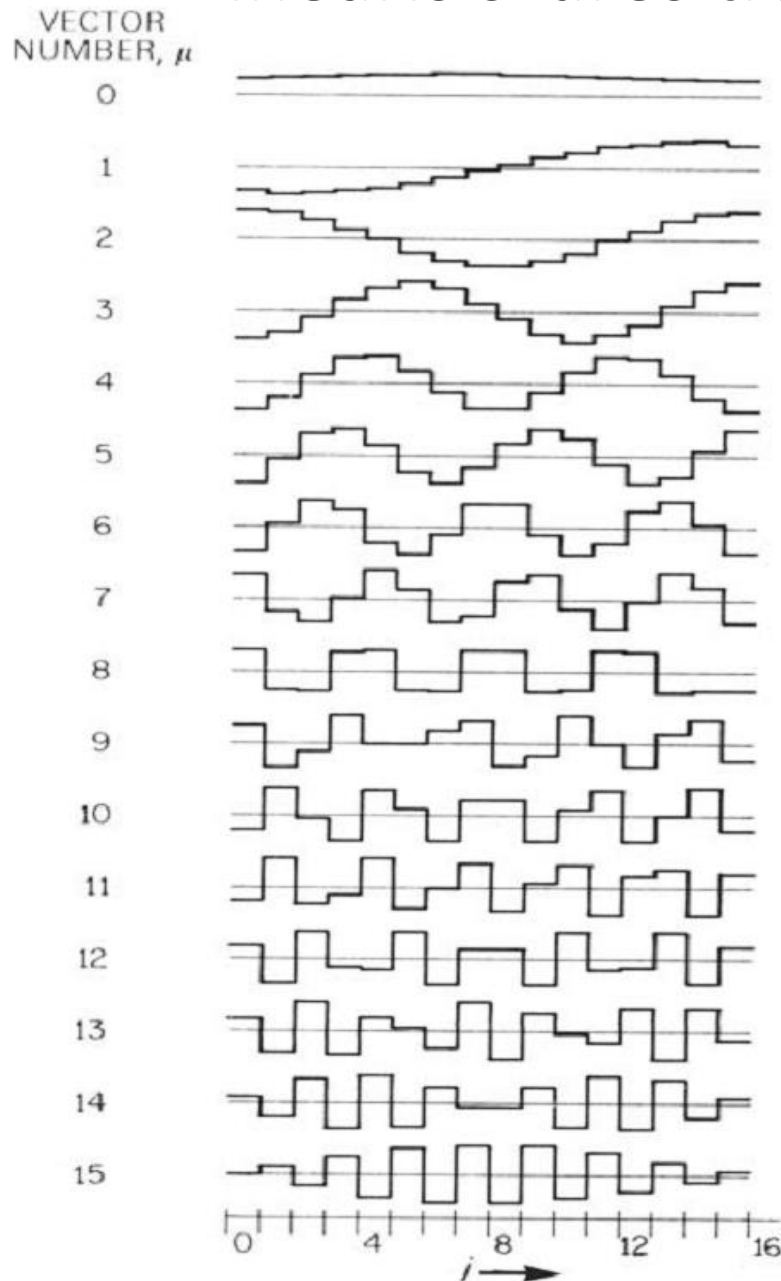
- Frekvenciatartomány
- Egyéb bázisrendszer
 - Fix bázisrendszerek (Haar, Hadamard, Walsh, stb.)
 - Bázisrendszer család (Wavelet)
 - Képfüggő bázisrendszer (KLT)

Lineáris szűrés transzformált tartományban



PCA-KPCA zajszűrő hatás összehasonlítása

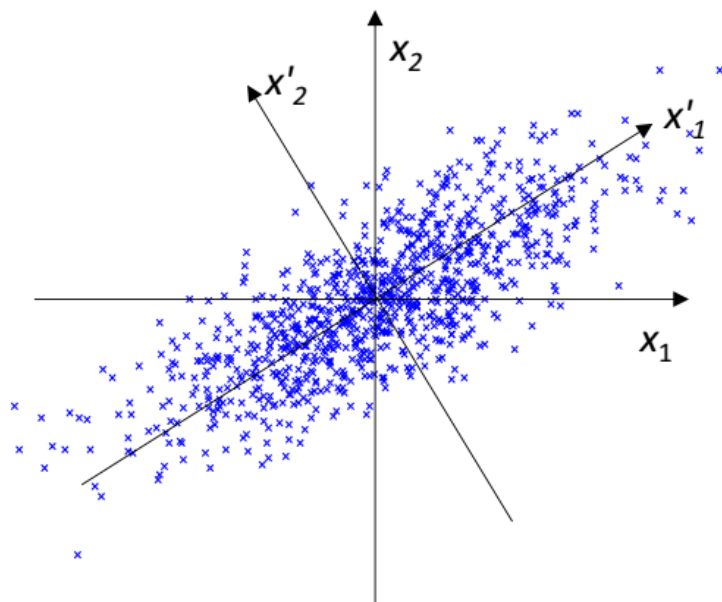
Lineáris szűrés transzformált tartományban



Karhunen-Loève transzformáció (KLT)

Jelfüggő ortogonális transzformáció

PCA



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

$$\mathbf{T} = [\boldsymbol{\phi}_1, \boldsymbol{\phi}_2, \dots, \boldsymbol{\phi}_N]^T$$

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

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

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

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

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

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

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

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

Polinomiális szűrők

- A pixel intenzitások polinomiális vagy törtfüggvényei
- Kép javítás (kontraszt élesítés, élmegtartó zajszűrés, textúra 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:

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

h_0 offset h_1 egy digitális FIR szűrő válasza

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

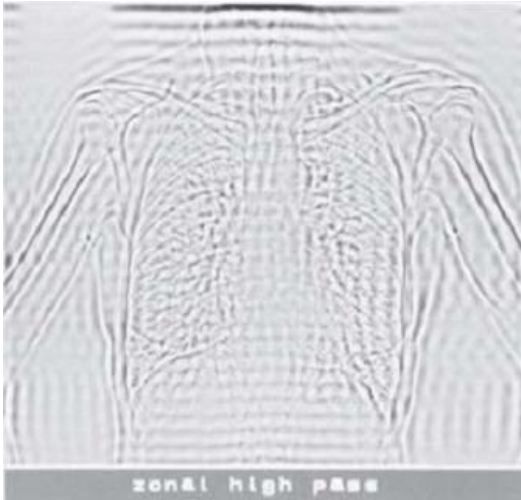


Medián szűrés



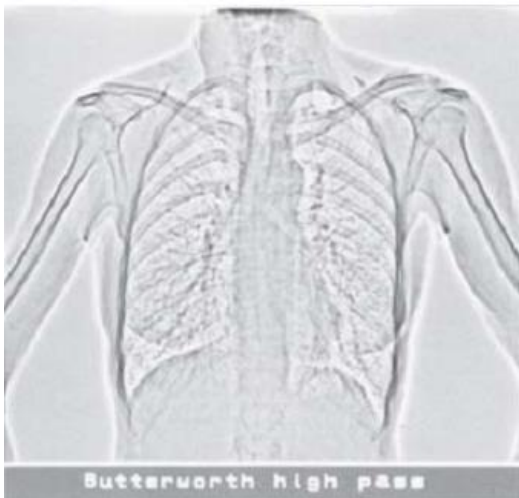
Volterra kerneles szűrés

Éljavítás, éldetektálás



Zónás / ideális szűrés

$$H(u, v) = \begin{cases} 1 & \| [u, v] \|_2 > C \\ 0 & \| [u, v] \|_2 \leq C \end{cases}$$



Butterworth szűrés:

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

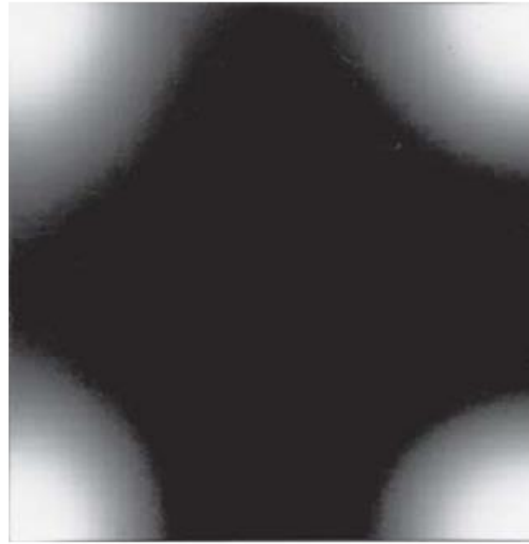
C: vágási frekvencia

n: szűrő fokszáma – szabályozza az átviteli fgv. lecsengésének meredekségét.

Éljavítás, éldetektálás



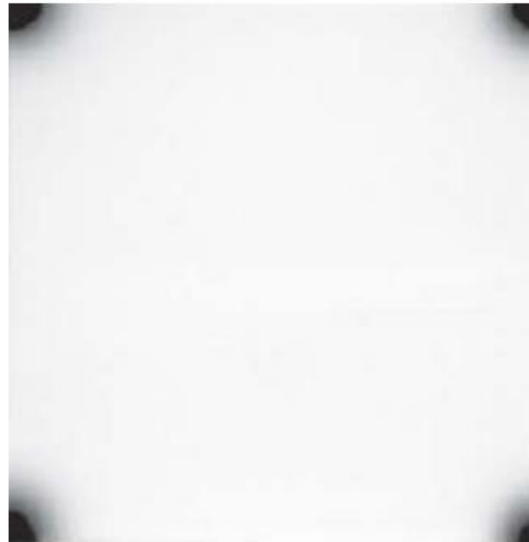
(a) Zonal low-pass



(b) Butterworth low-pass



(c) Zonal high-pass



(d) Butterworth high-pass