

5. Textúra

Kató Zoltán

<http://www.cab.u-szeged.hu/~kato/segmentation/>

Textúra fogalma

● **Sklansky:** Egy képen egy területnek állandó textúrája van, ha a

- lokális statisztikák vagy
- egyéb lokális tulajdonságok
 - állandóak,
 - lassan változnak, vagy
 - Megközelítőleg periódikusak

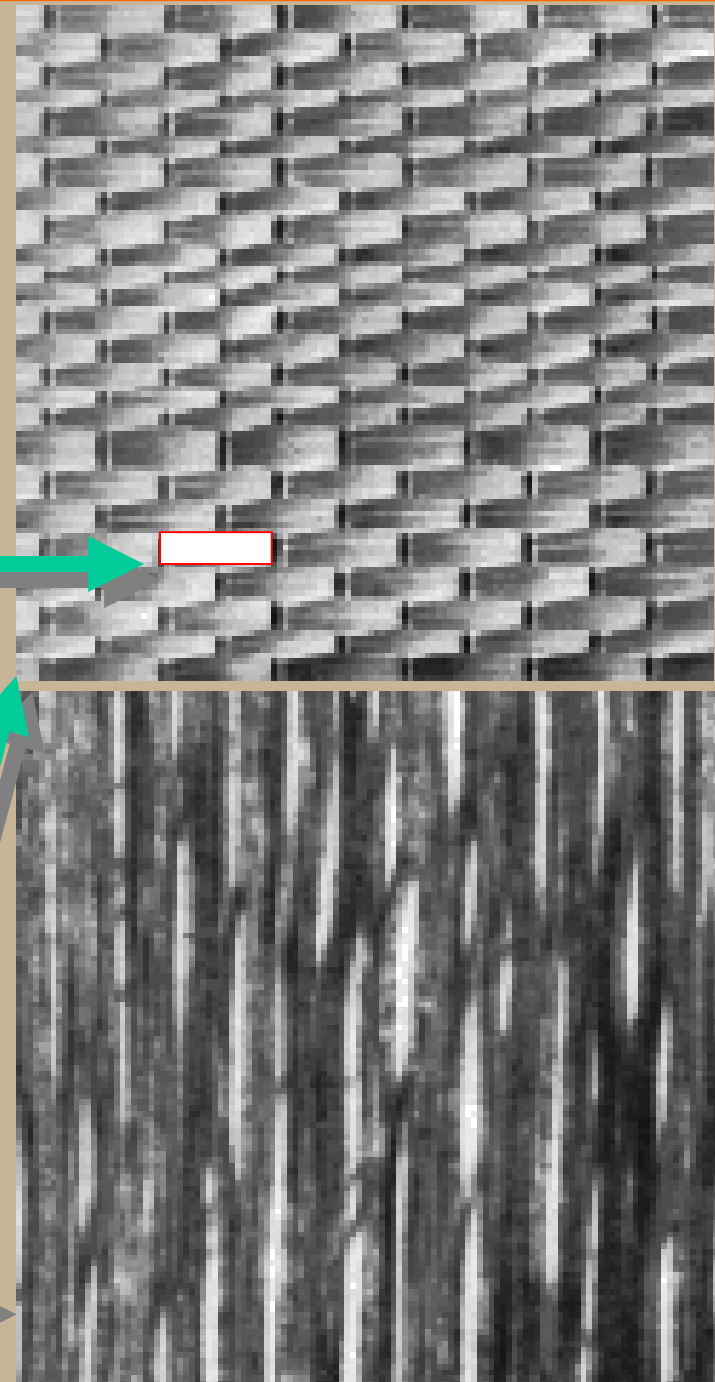
● **Texel:** az ismétlődő minta-elem

● Értelmezésük szorosan kapcsolódik az emberi látáshoz:

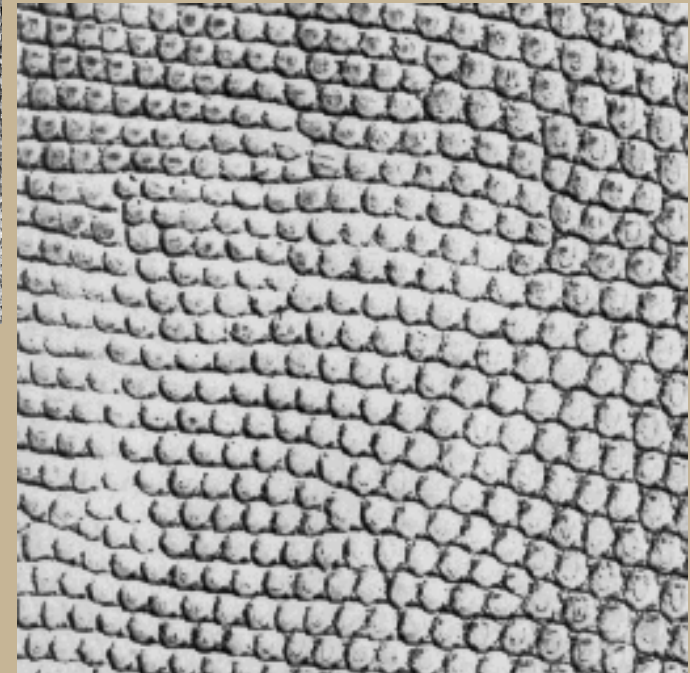
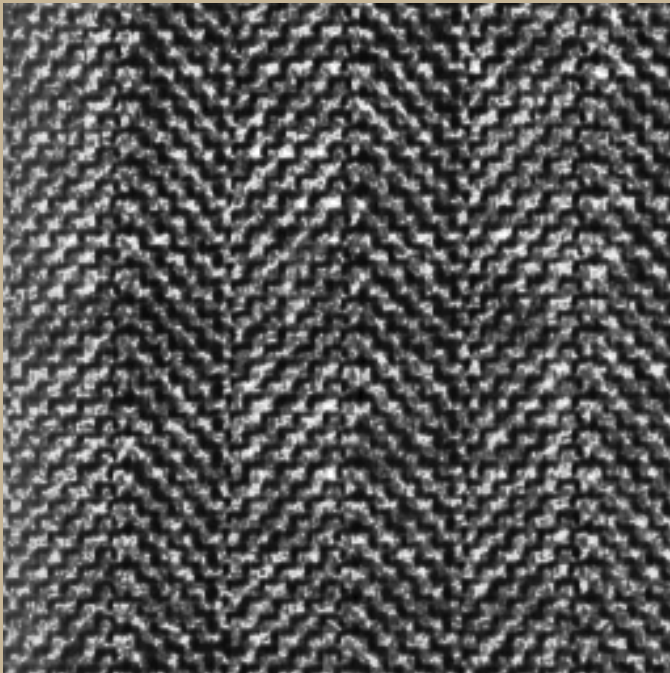
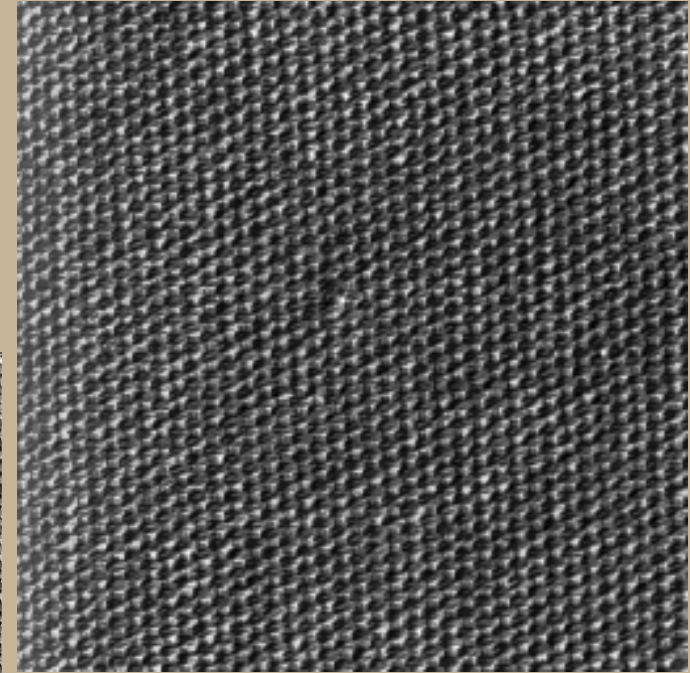
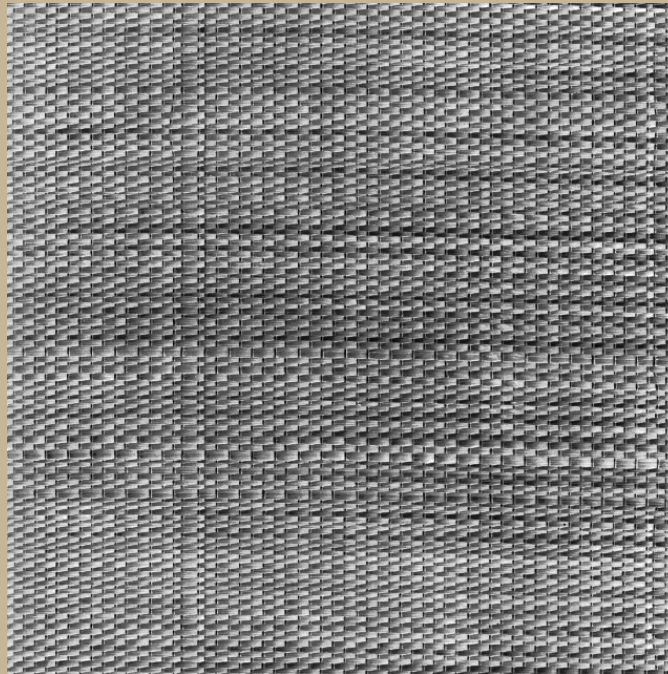
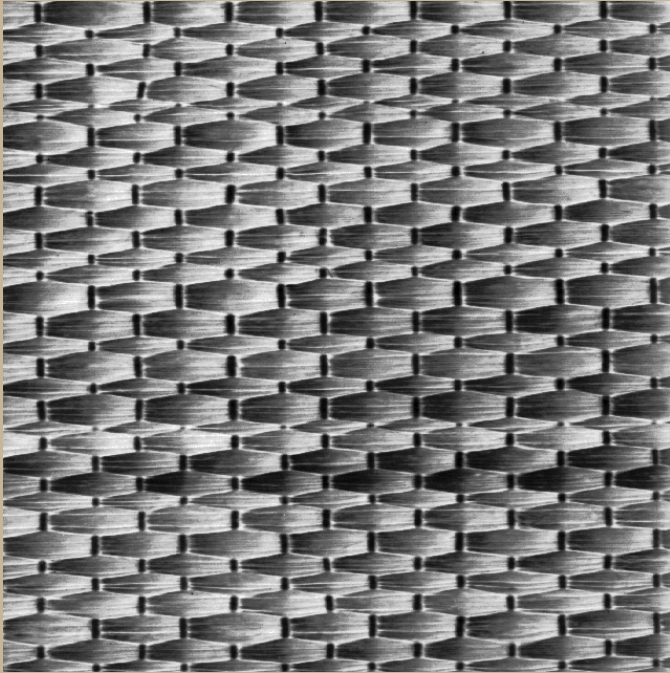
- Az ismétlődő mintázatot nem egyenként érzékeljük, hanem mint egy felület tulajdonságát (~szín, szürkeárnyalat)
- Egy textúrált felületet **homogénnek** érzékelünk

● Textúra fajtái:

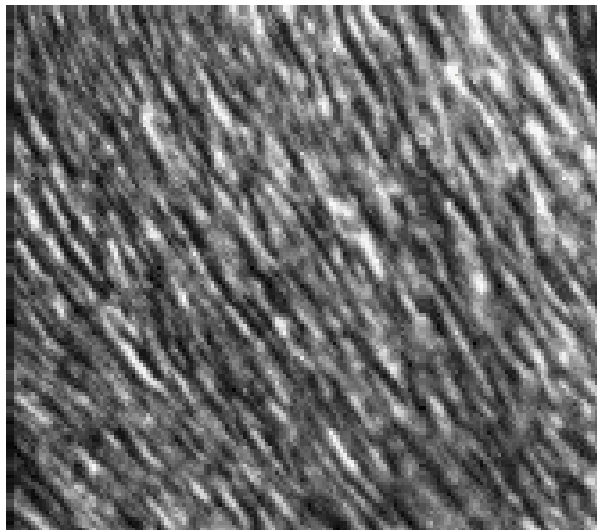
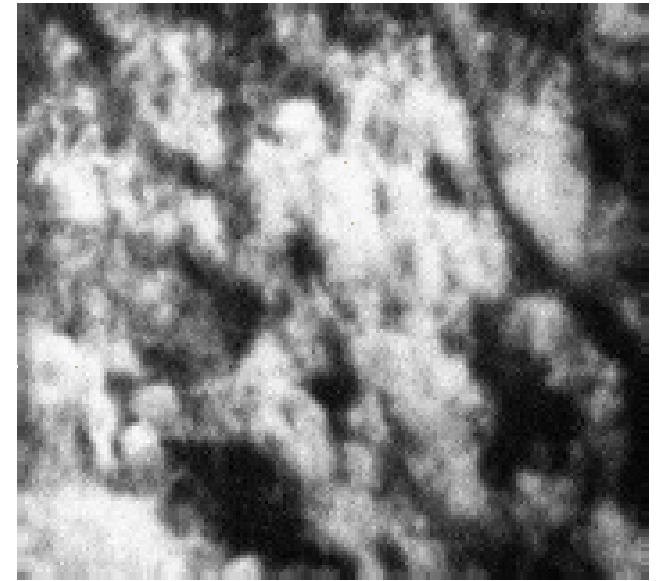
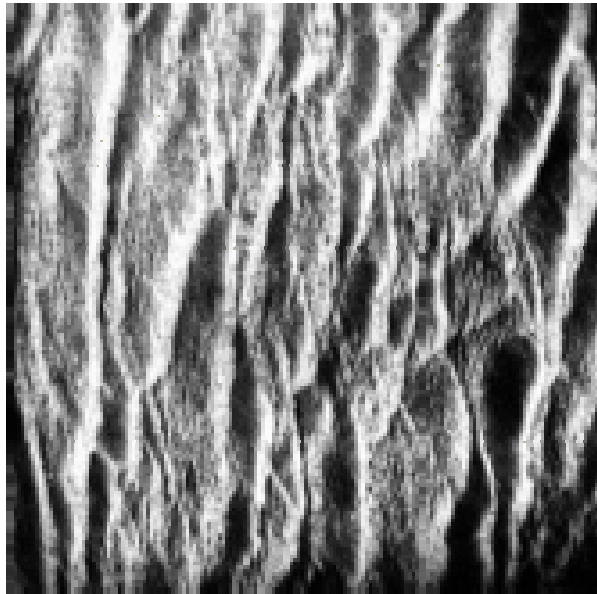
- **Determinisztikus:** jól meghatározott geometriai alakzat ismétlődése
- **Véletlen:** változó mintázat rögzített statisztikai tulajdonságokkal (pl. eloszlás)



Determinisztikus textúrák



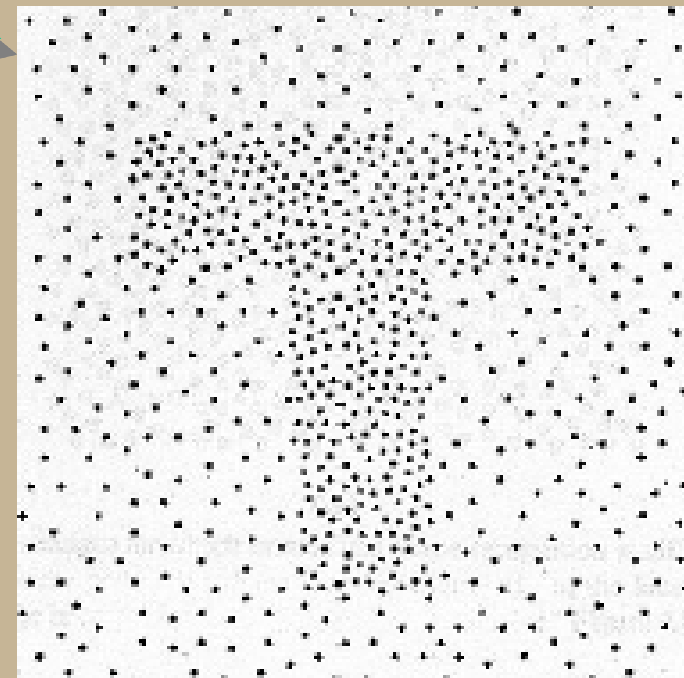
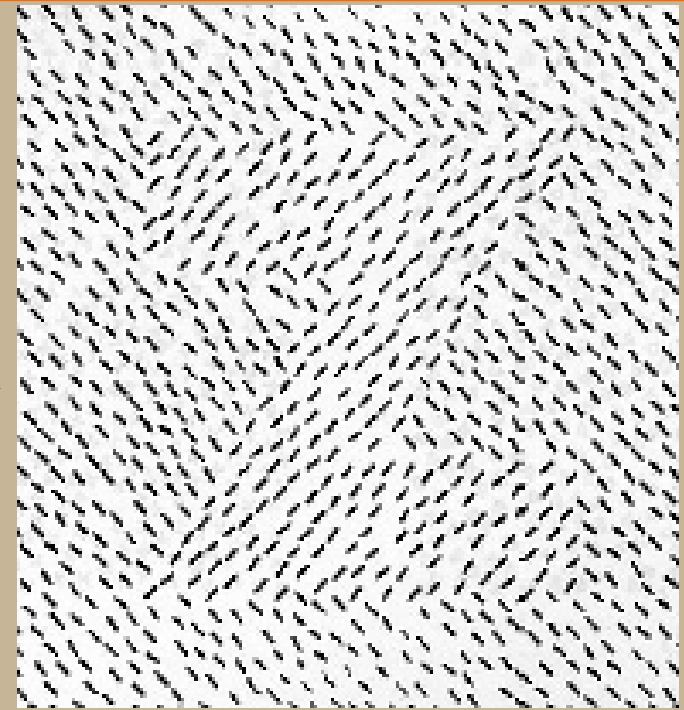
Véletlen textúrák



● Élek ott keletkeznek, ahol a textúra paraméterek megváltoznak:

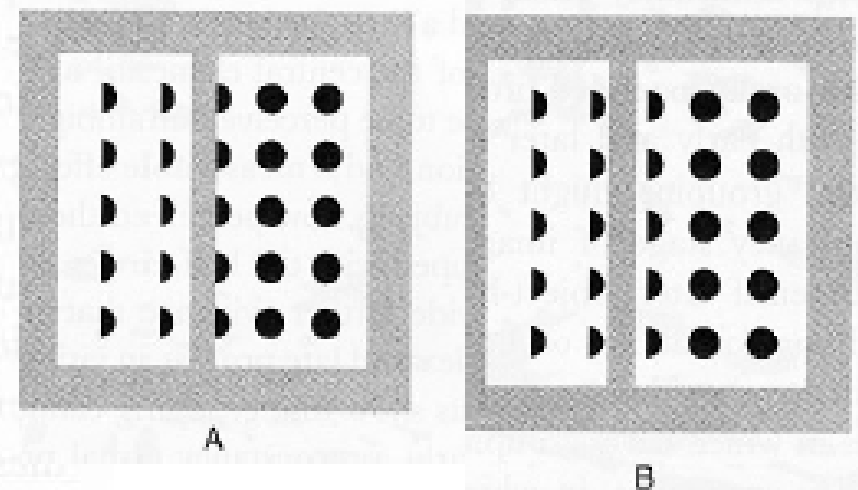
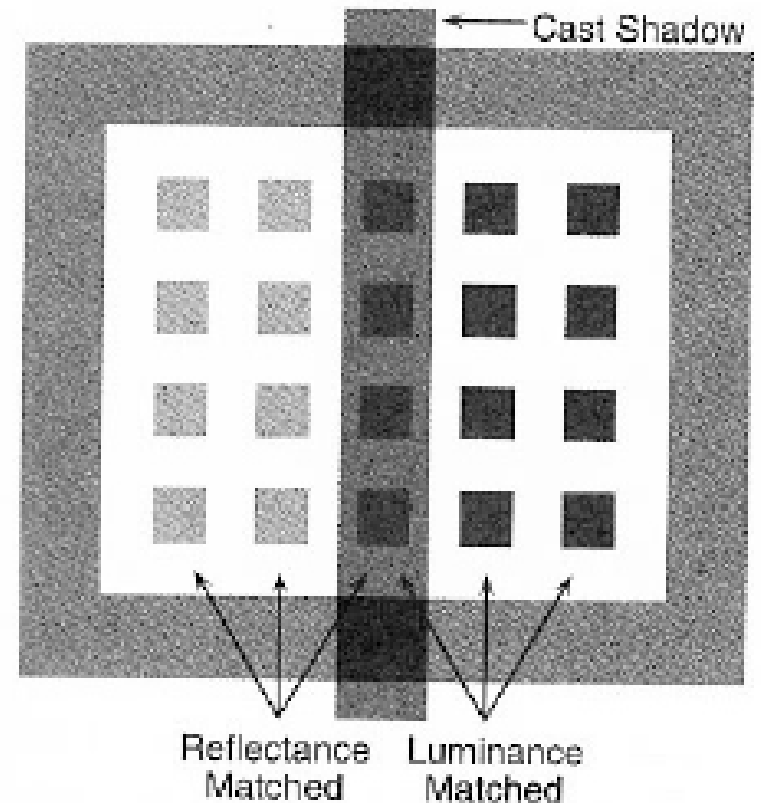
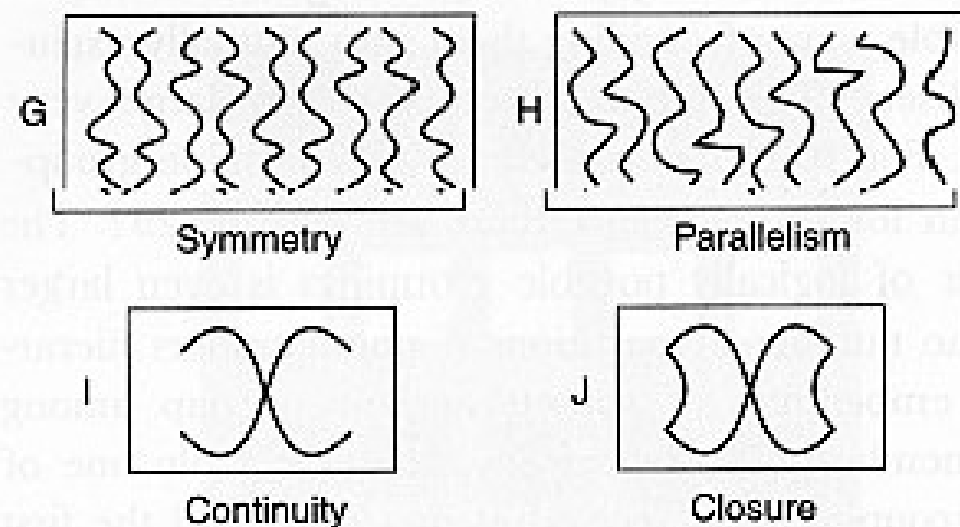
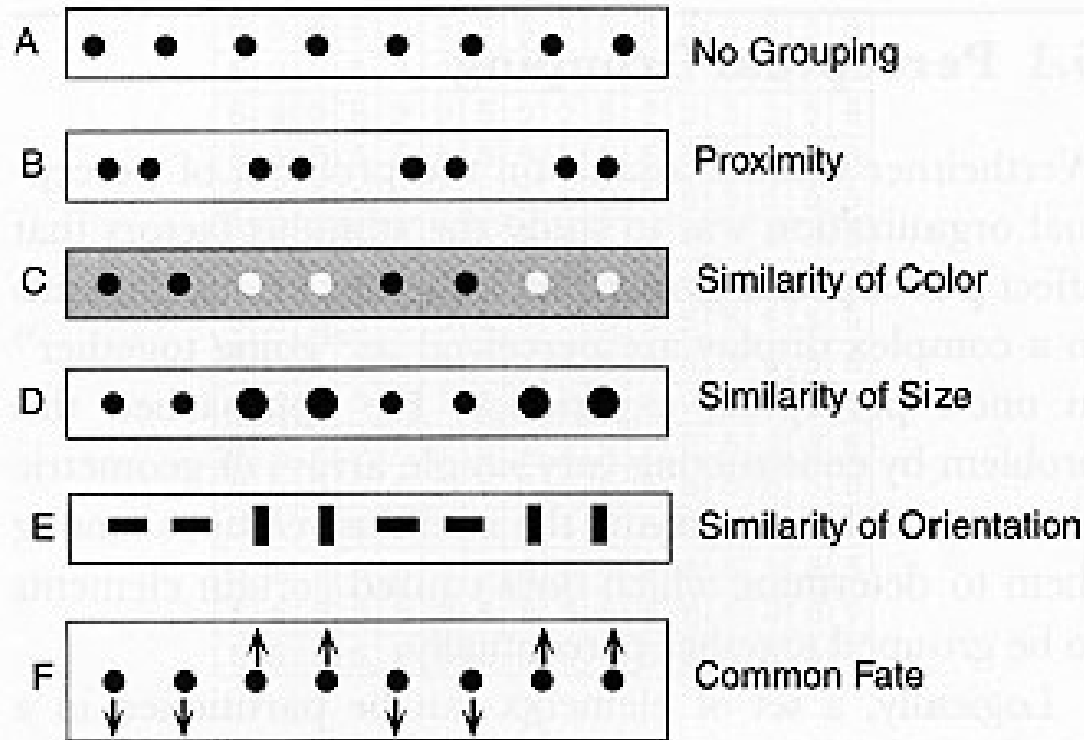
- méret
- irány
- sűrűség
- kontraszt
- hosszúság
- szélesség
- ...

● Fontos jellemző a szegmentáláshoz

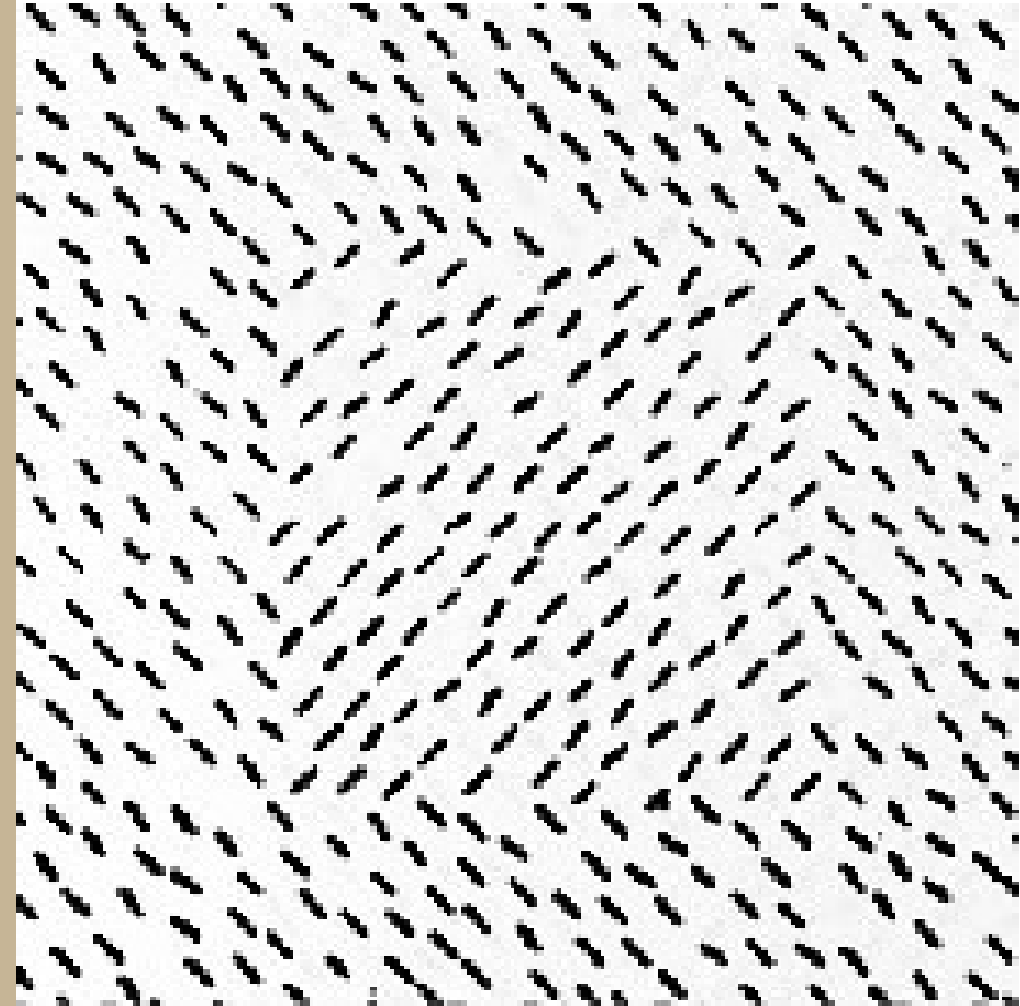
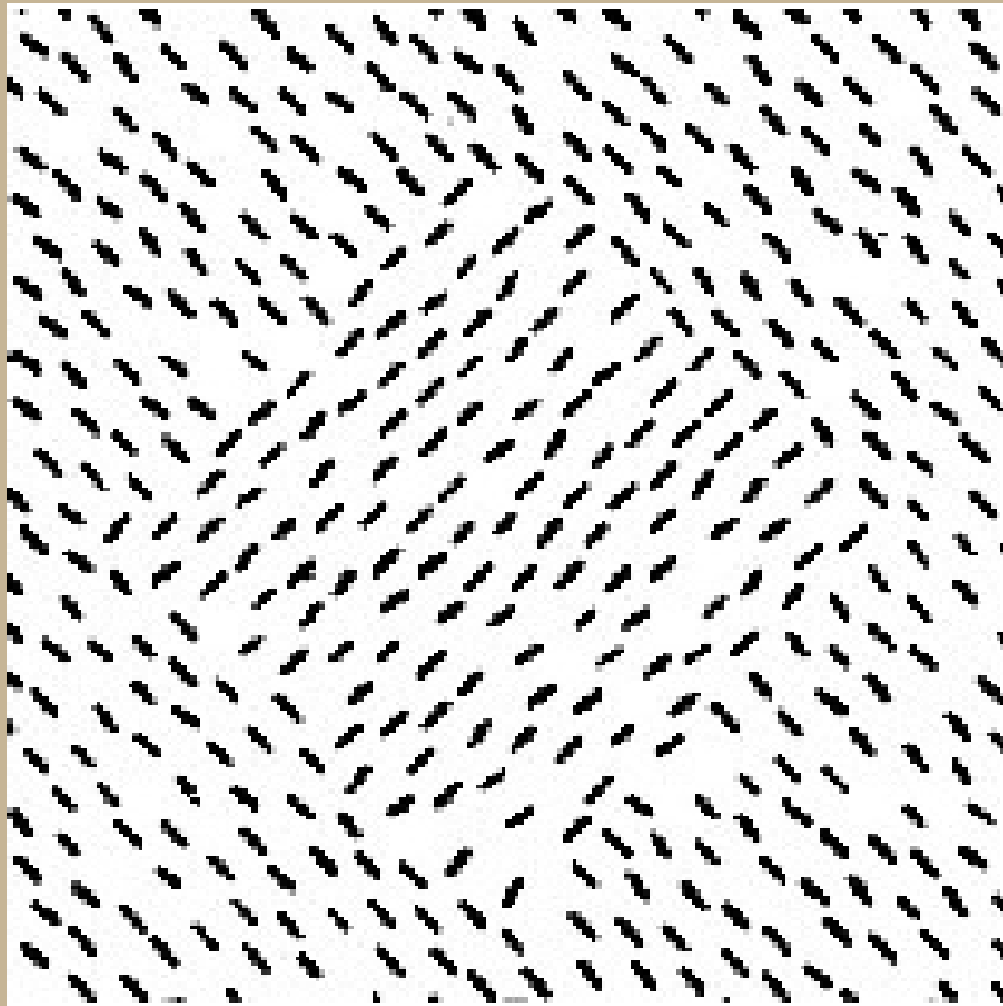


- Textúra-érzékelés leírása a Gestalt pszichológiára épül, amely az emberi látás csoportosítási preferenciáival foglalkozik.
- A csoportosítás lényegében értelmes részekre bontja a látott képet.
- A csoportosítás alapja:
 - szomszédság
 - hasonlóság
 - folytonosság
 - szimmetria
 - stabilitás
 - bezárás (zárt alakzat)
- Textúra-érzékelés egyfajta perceptuális csoportosítás

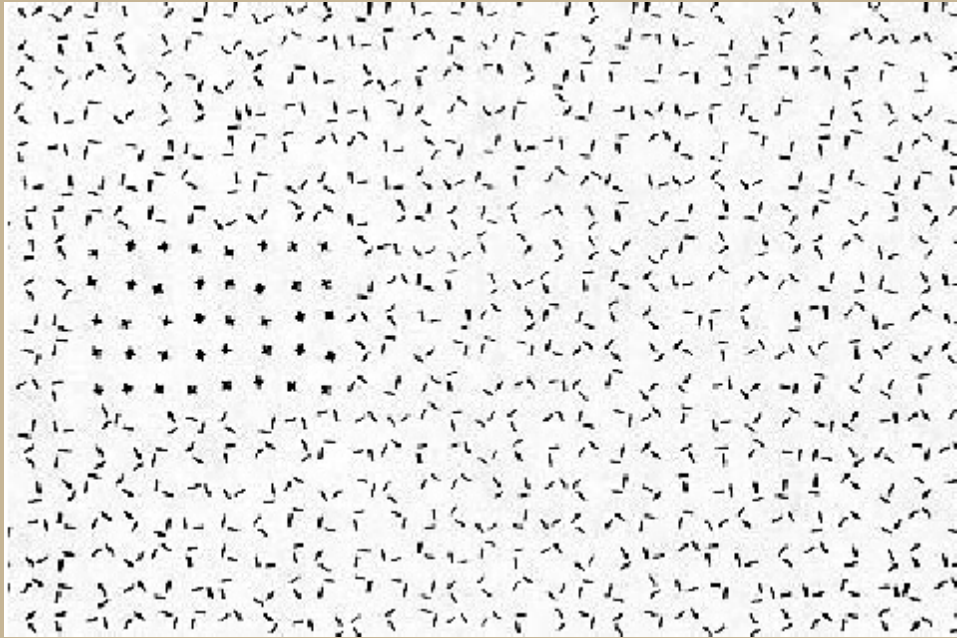
Gestalt szabályok



Az egészet látjuk, nem a részeket ⁸



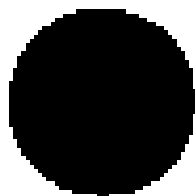
Textúrák megkülönböztetése



● **Bela Julesz(1966):** Bizonyos textúrákat könnyedén („első ránézésre”) meg tudunk különböztetni.

- különböző első- és másodrendű statisztikák esetén
- azonos másodrendű statisztikák esetén nehéz megkülönböztetni

- **Első rendű statisztika:** az egyes elemek statisztikája
 - például: méret, árnyalat
- **Másodrendű statisztika:** páronkénti előfordulási gyakoriság



mono-pole

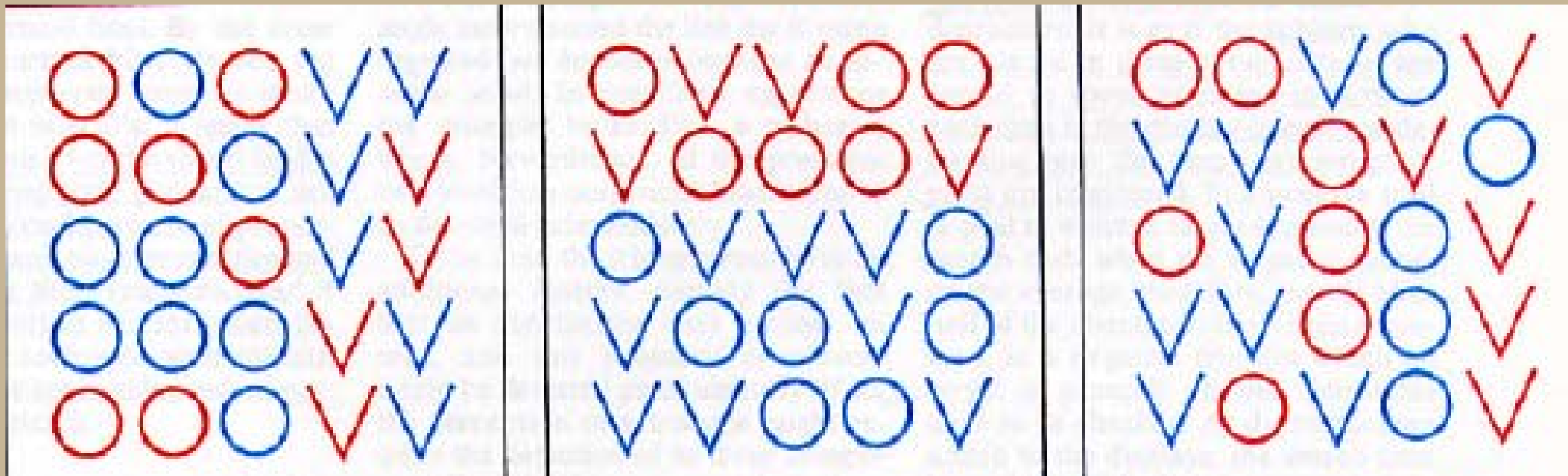
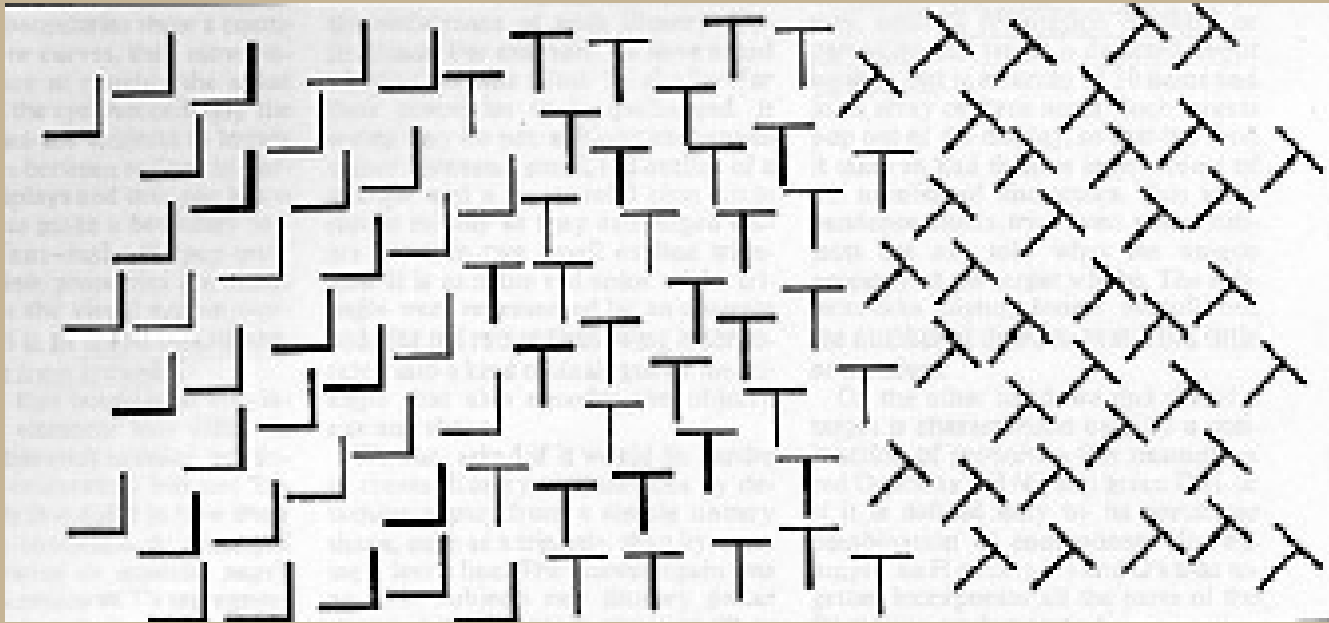
dipole

Jellemzők $\leftrightarrow$ kapcsolat

11

● Irány $\leftrightarrow$ pozíció

● Szín vagy
görbület, de nem
szín és görbület



- A textúrák statisztikai leírása olyan textúra-jellemzőket állít elő, melyek egy régióon belül homogének → szegmentálás viszonylag könnyen elvégezhető
- Három fő típus:
 - hisztogram (elsőrendű statisztika)
 - együttes előfordulási (*co-occurence*) mátrix (másodrendű statisztika)
 - textúra elemek eloszlása egy ablakon belül

- Egy x valószínűségi változó (itt pixel-érték) n . centrális-momentuma M_n :

$$M_n = \sum_{i=1}^N (x_i - m)^n p(x_i)$$

- Jól jellemzik a kép, vagy egyes régiók textúráltságát.

- Második momentum jól jellemzi a kontrasztot, ami fontos a textúrák jellemzésében is:

- Relatív simaság R :

- konstans intenzitás: $R = 0$
- nagy intenzitás-változás: $R \approx 1$

$$R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(x)}$$

- 3. momentum a hisztogram alakjára (szimmetria),
- 4. momentum a hisztogram laposságára jellemző
- Nem írja le a pixelek egymáshoz viszonyított elhelyezkedését.

- A *co-occurence* mátrix az egymástól adott távolságban és irányban elhelyezkedő azonos szürkeárnyalatú pixel-párok számát adja meg.
- Ebből a mátrixból azután sokféle textúra-jellemzőt vezethetünk le.
- $C(l, m | \Delta i, \Delta j)$ megadja a valószínűségét annak, hogy egy tetszőleges pixelérték l , amíg a pixel (megfelelő irányban és távolságban levő) szomszédjának pixelértéke m . A *co-occurence* mátrix **szimmetrikus**.

$$C(l, m | \Delta i, \Delta j) = \text{occurence}\{I(i, j) = l \ \& \ I(i + \Delta i, j + \Delta j) = m\} + \\ + \text{occurence}\{I(i, j) = l \ \& \ I(i - \Delta i, j - \Delta j) = m\}$$

- Írható más alakban is (~polárkoordináta): $C(l, m | d, \theta)$

- Tekintsük az alábbi 6-színű képet és $C(l,m|0,1)$:
 - Horizontálisan szomszéd pixelek együttes előfordulása
 - $C(l,m|0,1)$ 6X6 mátrix (256 árnyalat esetén 256X256)

4	4	3	5	4	3
4	4	5	3	0	1
3	3	5	1	0	0
2	0	2	3	3	2
0	0	5	5	3	3
0	1	2	2	5	0

$l \setminus m$	0	1	2	3	4	5
0	4	3	2	1	0	2
1	3	0	1	0	0	1
2	2	1	2	2	0	1
3	1	0	2	6	2	4
4	0	0	0	2	4	2
5	2	1	1	4	2	2

Energia

$$E(d, \theta) = \sum_{l=0}^N \sum_{m=0}^N C(l, m | d, \theta)^2$$

Entrópia

$$H(d, \theta) = \sum_{l=0}^N \sum_{m=0}^N C(l, m | d, \theta) \log C(l, m | d, \theta)$$

Korreláció

$$S(d, \theta) = \sum_{l=0}^N \sum_{m=0}^N (l - \mu_x)(m - \mu_y) C(l, m | d, \theta) / \sigma_x \sigma_y$$

Inercia

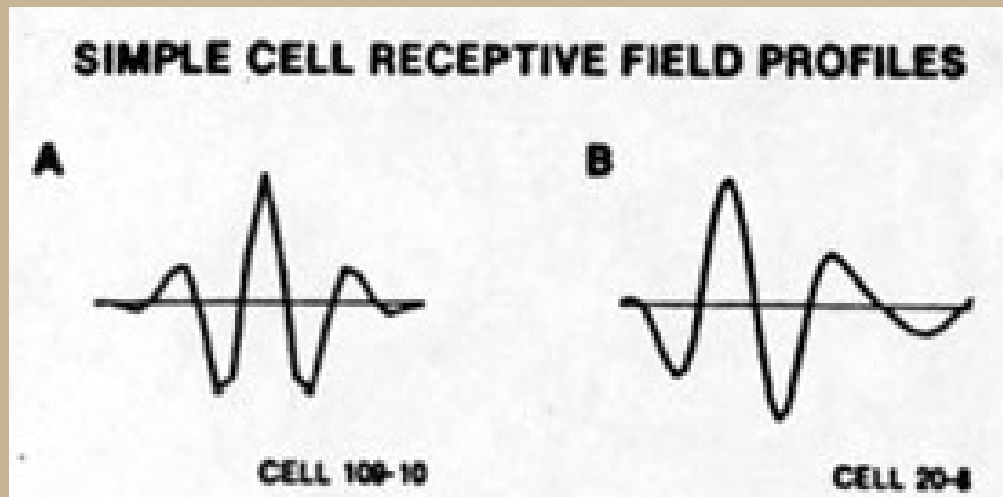
$$I(d, \theta) = \sum_{l=0}^N \sum_{m=0}^N (l - m)^2 C(l, m | d, \theta)$$

Lokális homogenitás

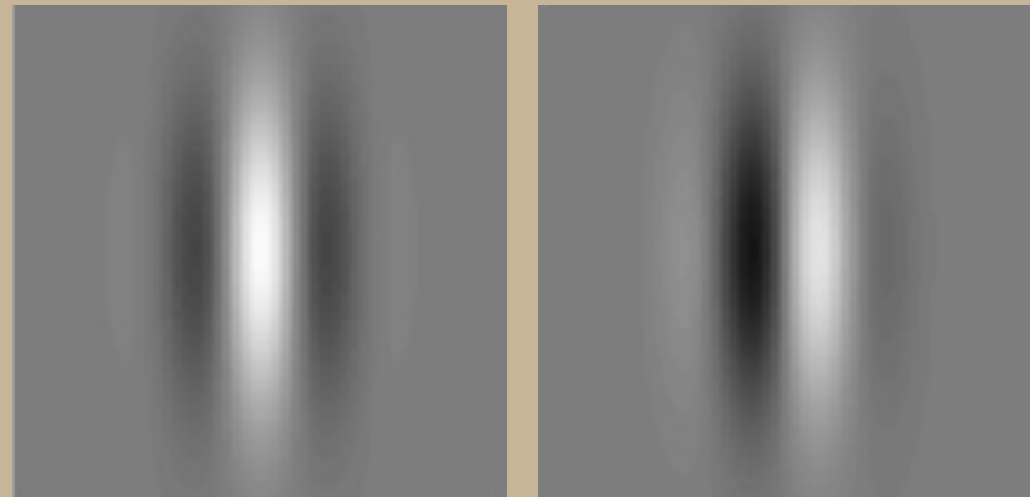
$$L(d, \theta) = \sum_{l=0}^N \sum_{m=0}^N C(l, m | d, \theta) / (1 + (l - m)^2)$$

● Ezen jellemzőknek nincs közvetlen pszicho-fizikai értelme, de jól használhatók textúrák megkülönböztetésére.

- **Multi-channel szűrőzés:** Az emberi vizuális rendszer ihlette (Campbell & Robson).
 - Az elmélet szerint a vizuális rendszer felbontja a retinai képet több szűrt képre, melyek mindegyike
 - egy keskeny **frekvencia** (méret)- és
 - **irány**-tartomány intenzitás-változásait tartalmazza.

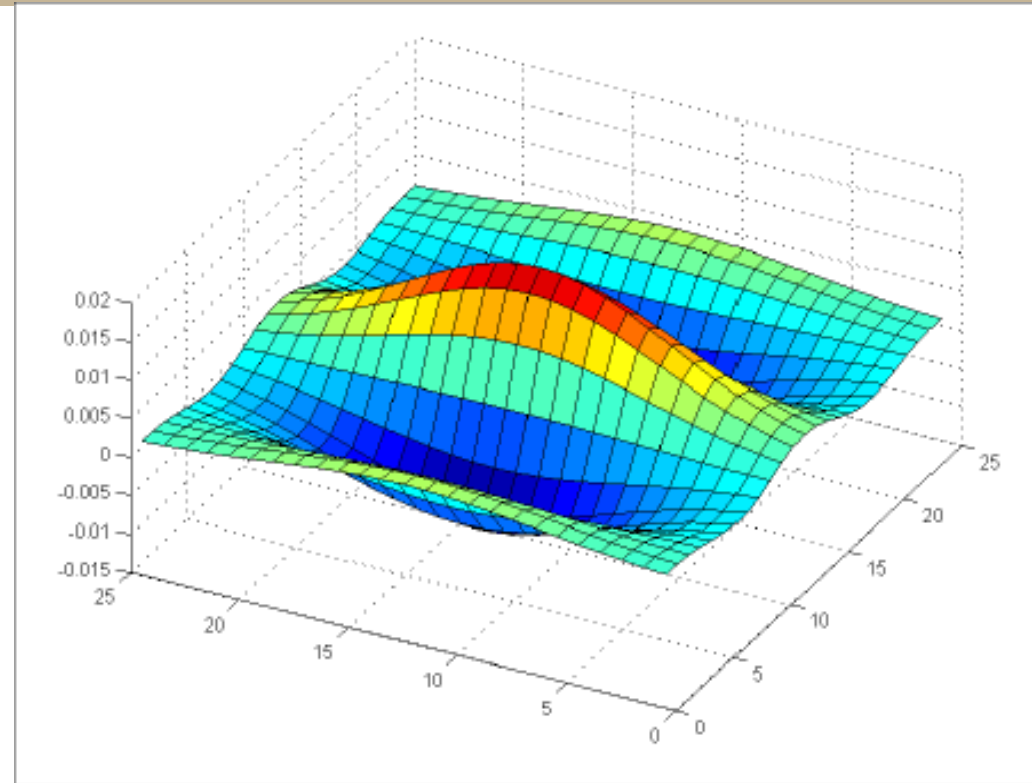
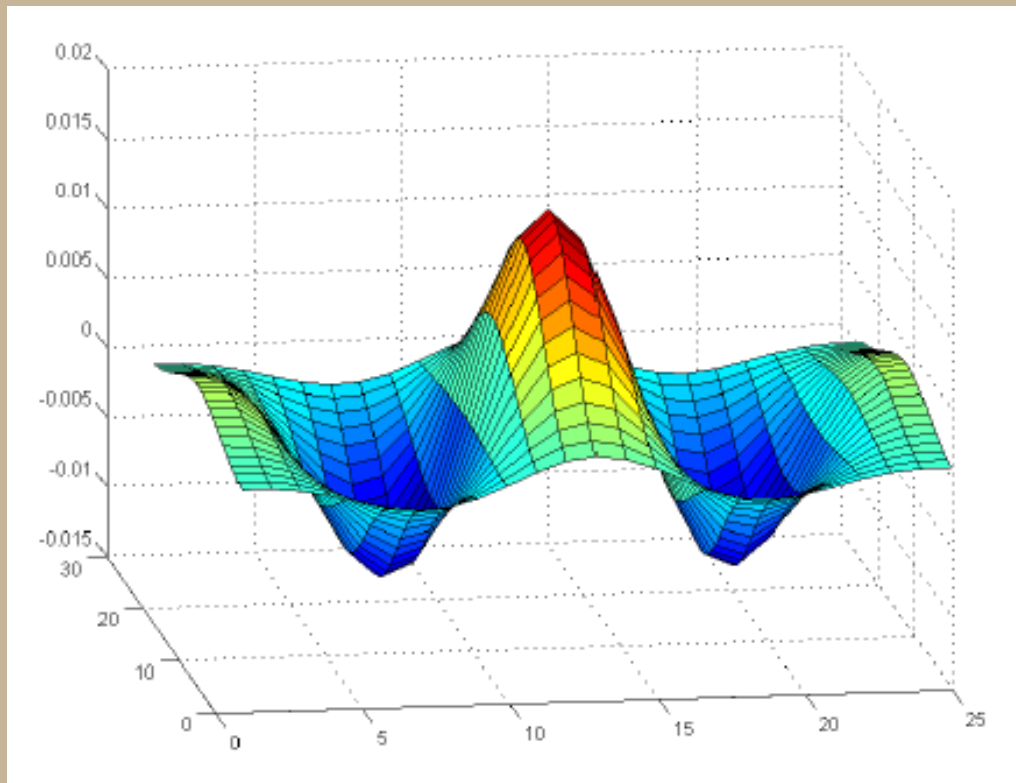


Az él-irányra merőleges.

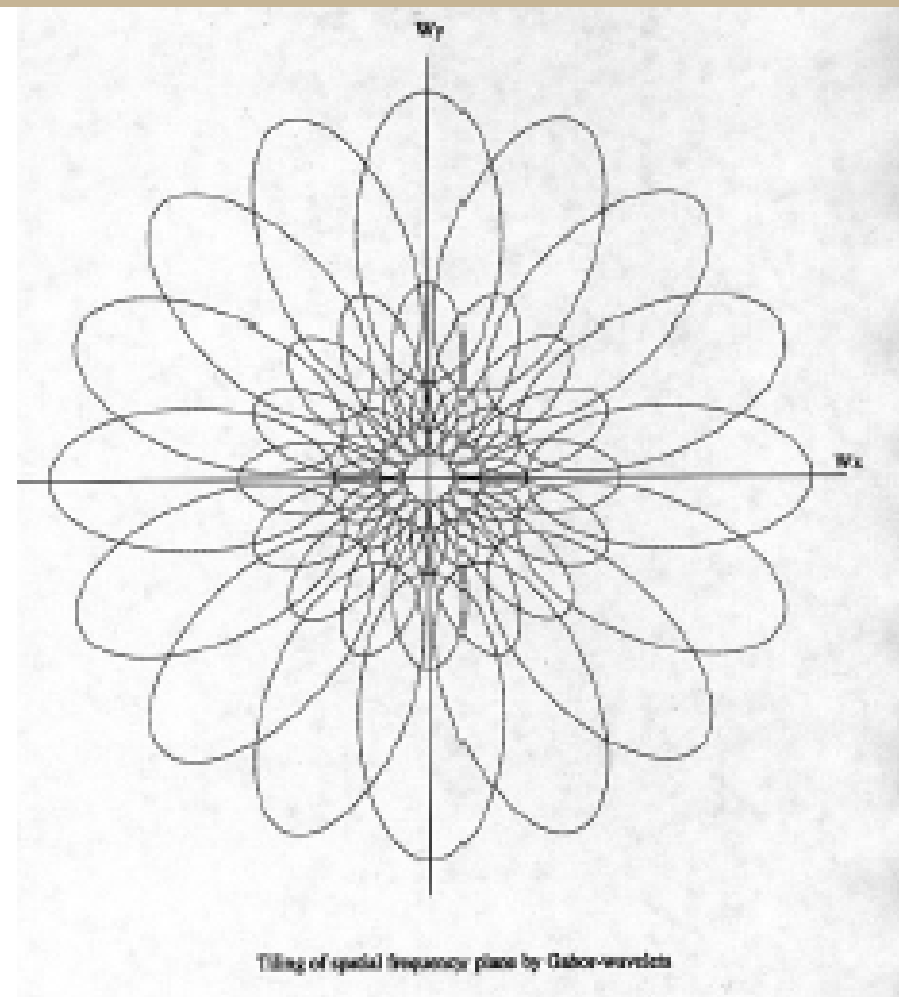
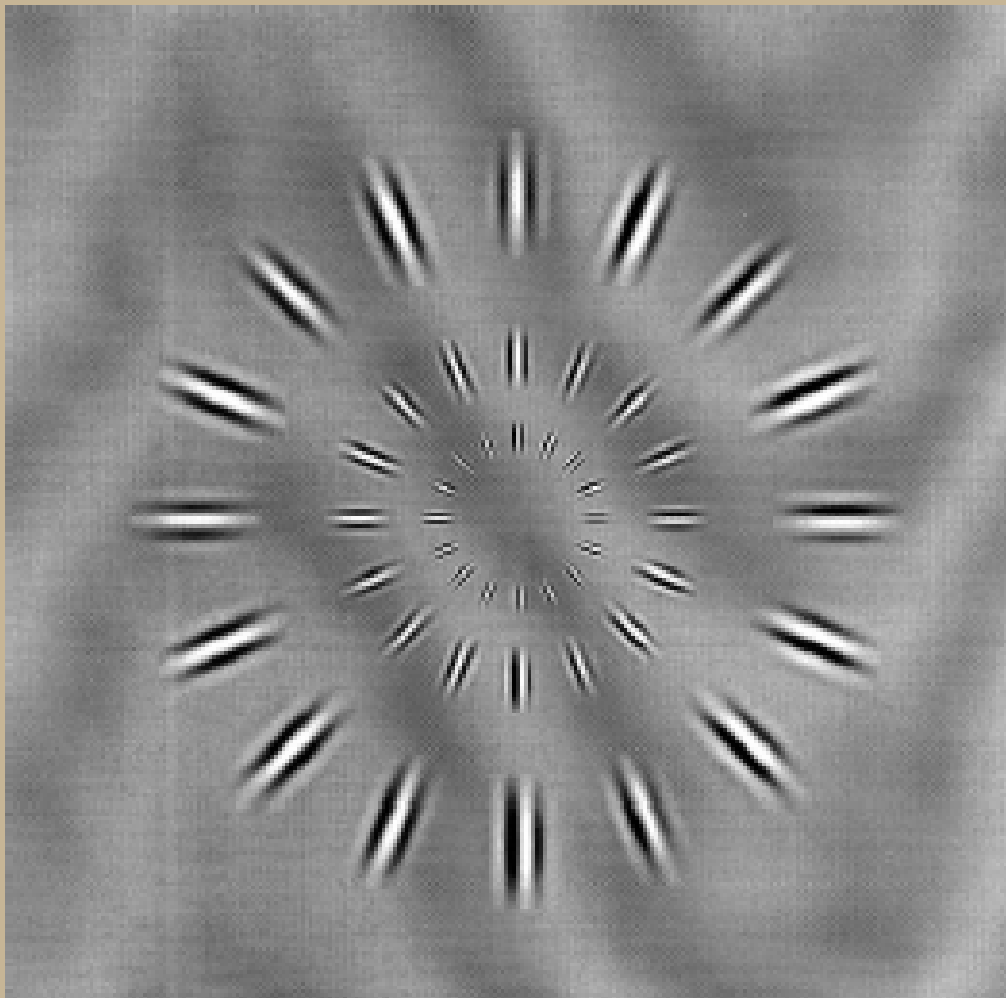


Gabor szűrők

Gabor szűrő - példa



- Különböző irányra és frekvenciára érzékeny Gabor szűrők együttese.



- Textúra-jellemzők kinyerése szűrősorozat segítségével.
- Minden egyes szűrő egy bizonyos irányra és egy bizonyos méretre érzékeny
- A szűrőzés lépései:
 - A szűrők definiálása (számuk, matematikai formula) → **szűrt képek**
 - A **szűrt képekről** a megfelelő textúra-jellemzők kinyerése → **feature képek**
 - A megfelelő **feature képek** kiválasztása, amelyek segítségével el tudjuk különíteni a képen található textúrákat → **szegmentálás**

- Gabor szűrő impulzus-függvénye:

$$h(x, y) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right) \cos(2\pi\mu_0 x)$$

- μ_0 - a szinuszos sík frekvenciája az **X** tengely mentén
- σ_x és σ_y - a Gauss burkoló szórása az **X** és **Y** tengely mentén.

- Fourier tartományban használjuk:

$$H(u, v) = A \left(\exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{(u - u_0)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right) \right) + \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{(u + u_0)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right) \right) \right)$$

$$A = 2\pi\sigma_x\sigma_y$$

$$\sigma_u = 1/2\pi\sigma_x$$

$$\sigma_v = 1/2\pi\sigma_y$$

- Ez a reprezentáció megadja azt, hogy a filter mennyire módosítja az input kép egyes frekvencia-komponenseit.

- Egy $M \times N$ függvény (kép) diszkrét Fourier transzformáltja:

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(ux/M + vy/N)}$$

- Az inverz transzformáció:

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{j2\pi(ux/M + vy/N)}$$

- Szűrőzés:** a kép Fourier transzformáltját szorozzuk a szűrő-függvény Fourier transzformáltjával ($H(u, v)$)

- A transzformáció értéke $(u, v) = (0, 0)$ -ban:

$$F(0,0) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) = f(x, y) \text{ átlaga}$$

- Ha $f(x, y)$ valós, akkor Fourier transzformáltja szimmetrikus

$$F(u, v) = F^*(-u, -v)$$

- Ebből következik, hogy a Fourier transzformált spektruma szimmetrikus:

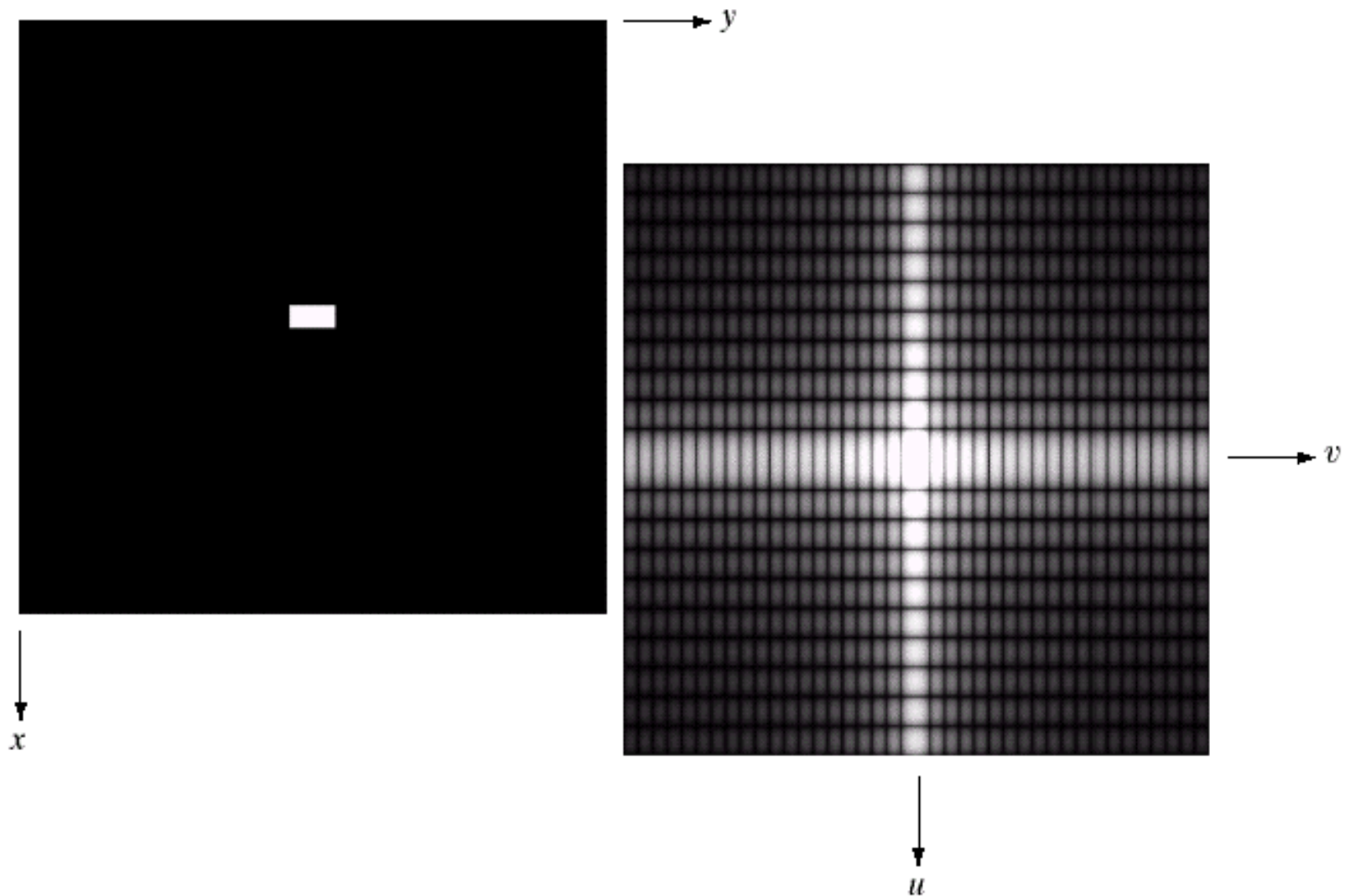
$$|F(u, v)| = |F(-u, -v)|$$

a b

FIGURE 4.3

(a) Image of a 20×40 white rectangle on a black background of size 512×512 pixels.

(b) Centered Fourier spectrum shown after application of the log transformation given in Eq. (3.2-2). Compare with Fig. 4.2.



● A Fourier frekvencia-tartomány tulajdonságai:

● **Alacsony frekvenciák:**

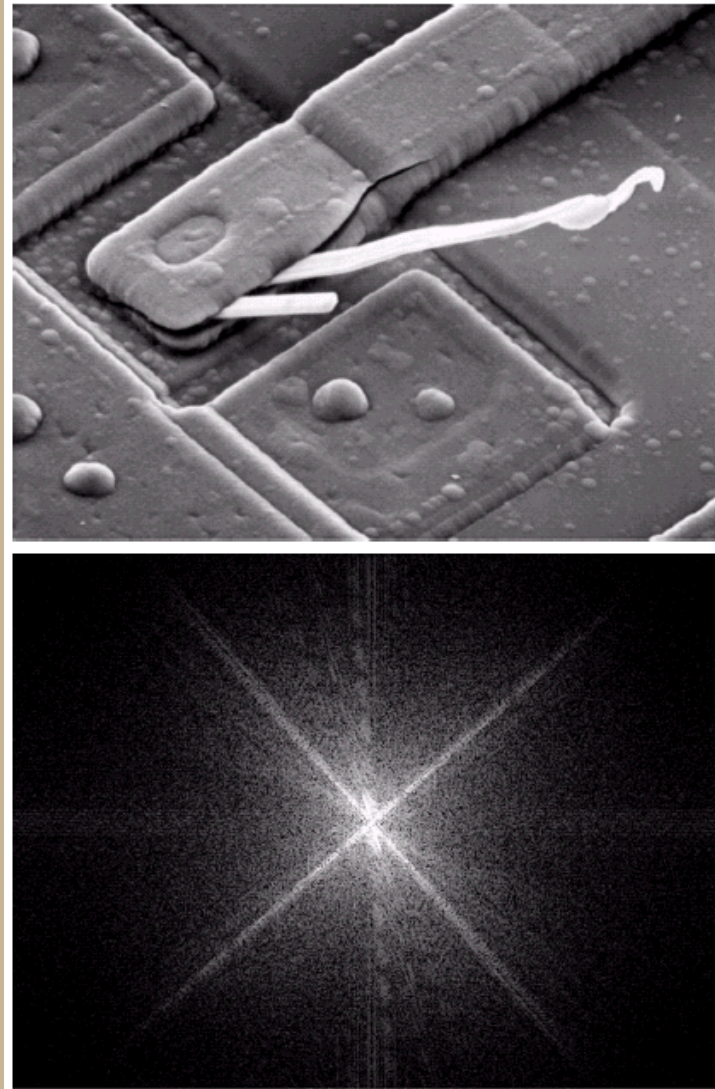
A kép lassan változó komponensei

● **Magas frekvenciák :** A gyorsabb szürkeárnyalat-változások

● élek

● zaj

● A képen erős $\pm 45^\circ$ -os élek láthatók.



a
b

FIGURE 4.4

(a) SEM image of a damaged integrated circuit. (b) Fourier spectrum of (a). (Original image courtesy of Dr. J. M. Hudak, Brockhouse Institute for Materials Research, McMaster University, Hamilton, Ontario, Canada.)

Farrokhnia-Jain 1991:

- 4 irány:

$$\theta_0 = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$$

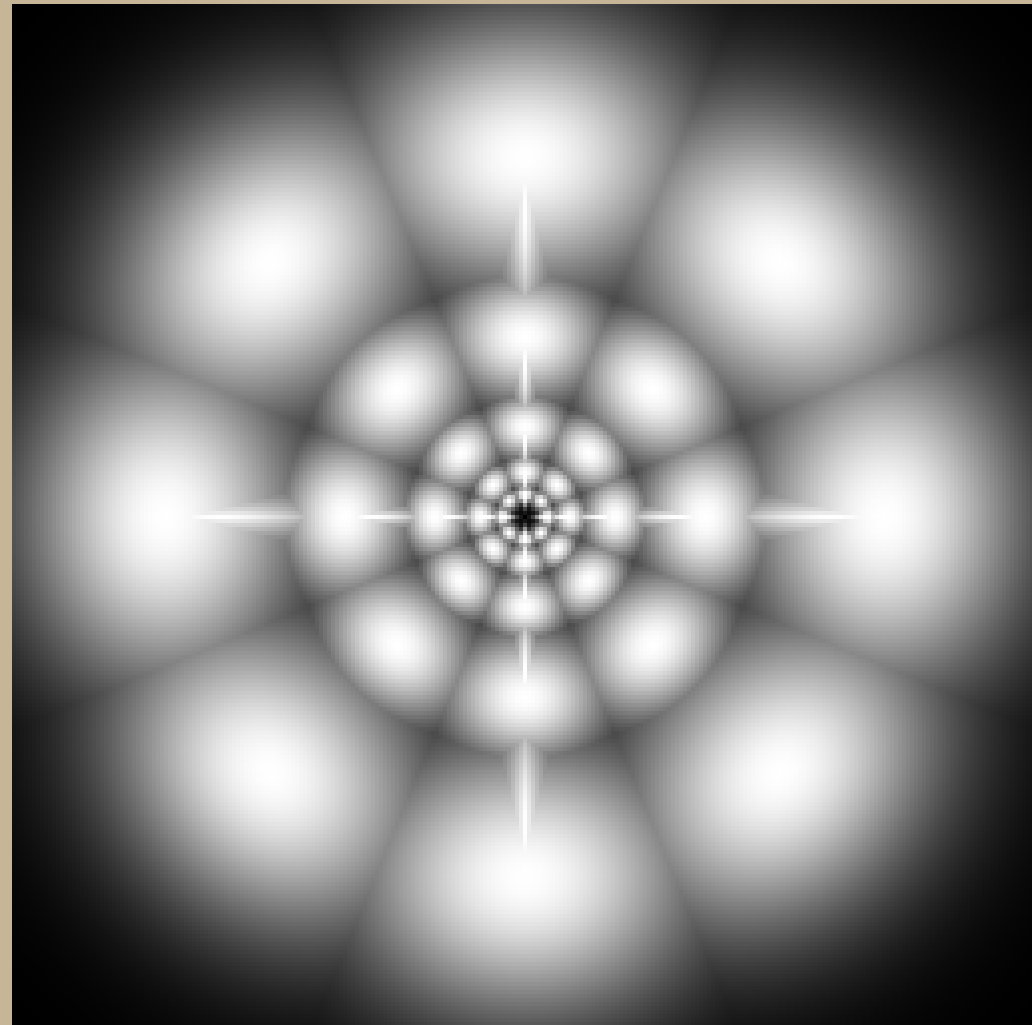
- Radiális frekvencia (μ_0) értékei a képmérettől (N = kép szélessége) függenek:

$$\mu_0 = 1\sqrt{2}, 2\sqrt{2}, 4\sqrt{2}, \dots, (N/4)\sqrt{2} \quad \text{ciklus}/N$$

- A szükséges Gabor szűrők száma:

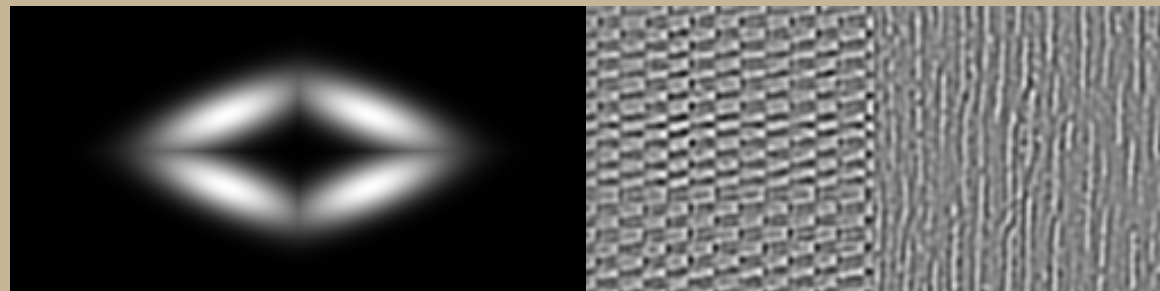
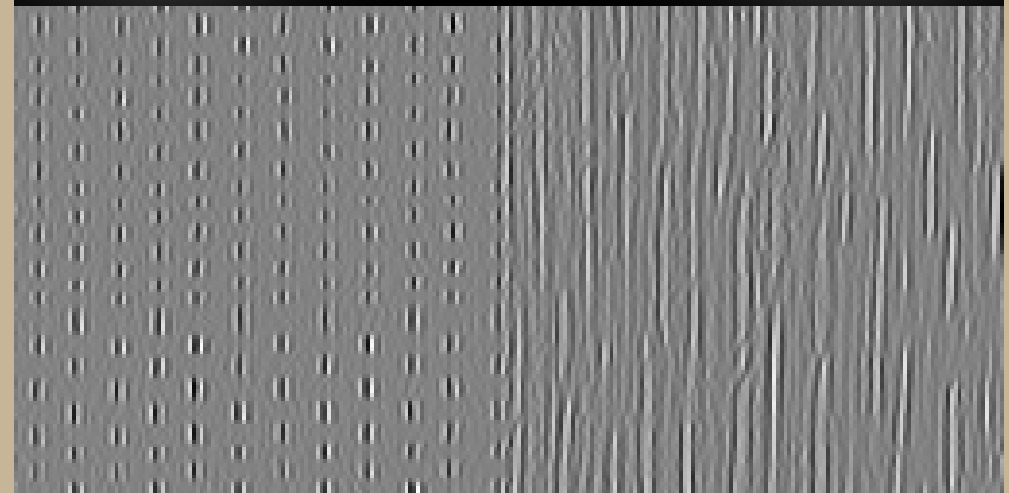
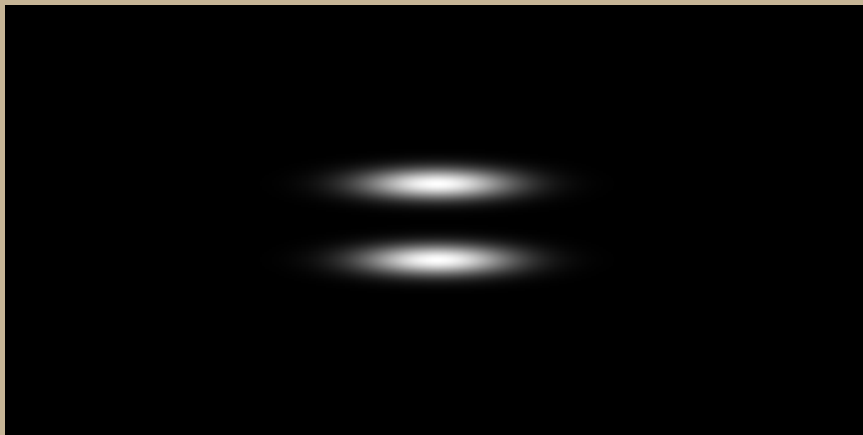
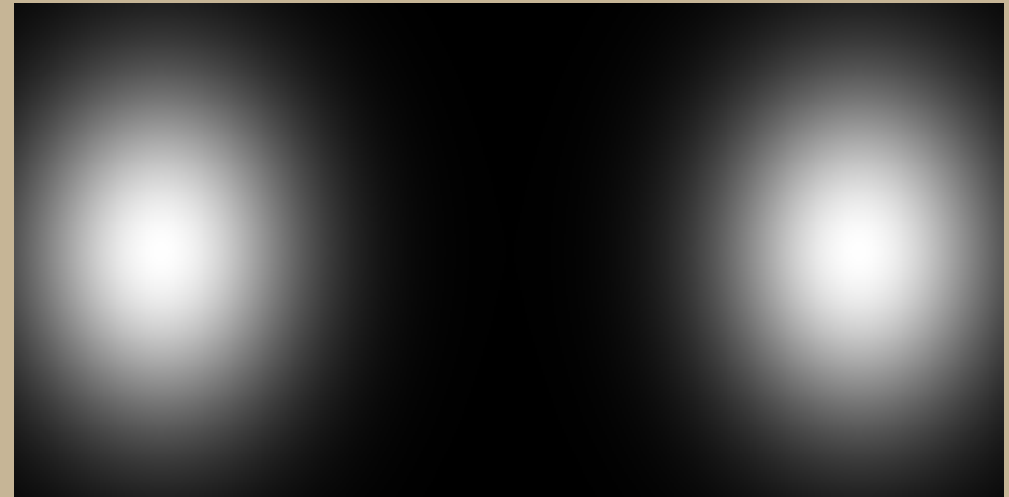
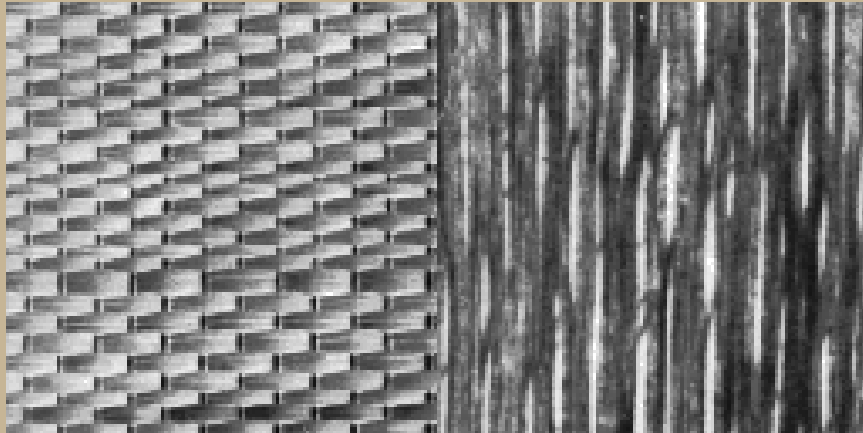
$$4\log_2(N_c / 2).$$

- Például 256 széles kép esetén 28 szűrőt használunk: 4 irány és 7 radiális frekvencia.
- Egy adott szűrő az általa lefedett ellipszis alakú tartományba eső frekvenciákat emeli ki.



Gabor szűrő példák

29



2. Szűrők kiválasztása

30

- A szűrt képek közül ki kell választani azokat, amelyek már jól elkülönítik a textúrákat.
- LSE (Least Square Error) kritérium:

$$SSE = \sum_{x,y} [\hat{s}(x,y) - s(x,y)]^2$$

- $s(x,y)$ – a szűrt képek összege, jól közelíti az input képet
- $\hat{s}(x,y)$ – a szűrt képek egy részének összege

- COD (Coefficient of Determination):

- A teljes intenzitás-változásból mennyit tartalmaz $\hat{s}(x,y)$

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{\sum_{x,y} [s(x,y)]^2}$$

2. Szűrők kiválasztása

- Mivel az egyes Gabor szűrők között alig van átfedés, $s(x,y)$ energiája (E) jól közelíthető:

$$E = \sum_{i=1}^n E_i, \quad E_i = \sum_{x,y} [r_i(x,y)]^2 = \sum_{u,v} |R_i(u,v)|^2$$

- $r_i(x,y)$ - i . szűrt kép, $R_i(x,y)$ - i . szűrt kép diszkrét Fourier transzformáltja.
- Így R^2 közelíthető:

$$R^2 \approx \frac{\sum_{i \in s} E_i}{E}$$

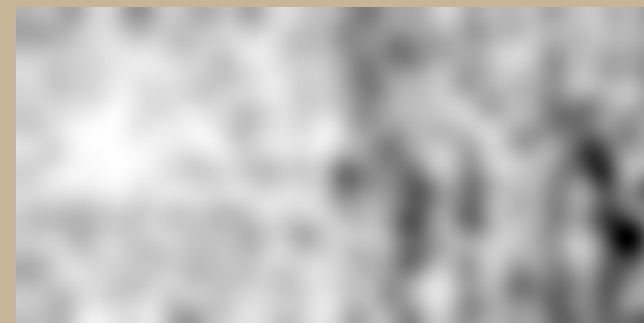
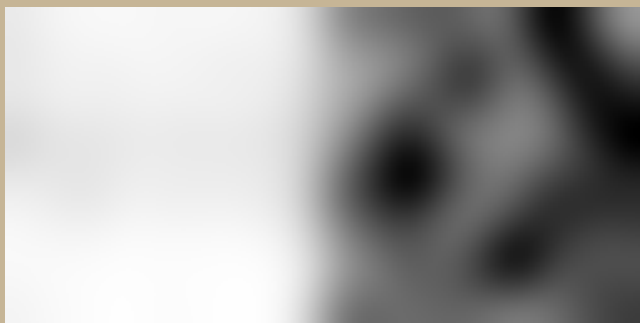
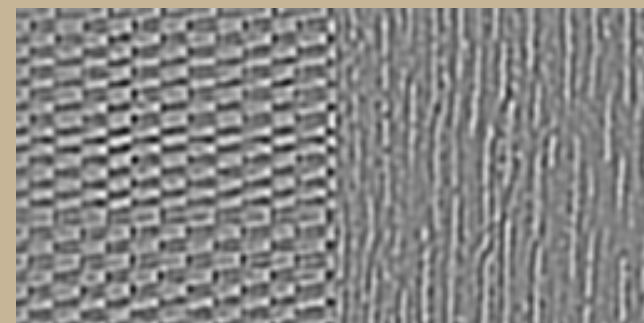
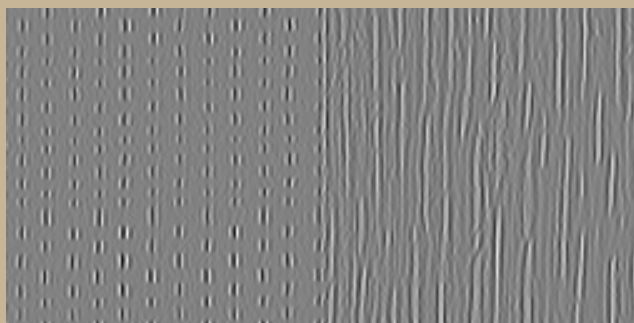
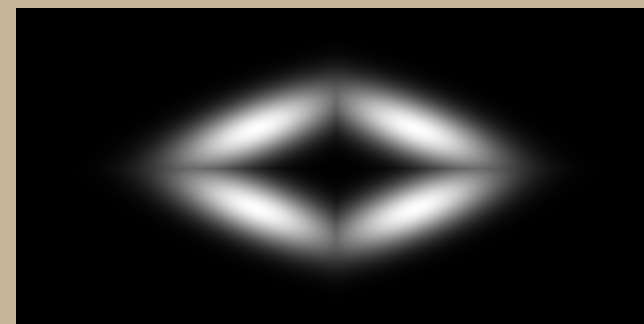
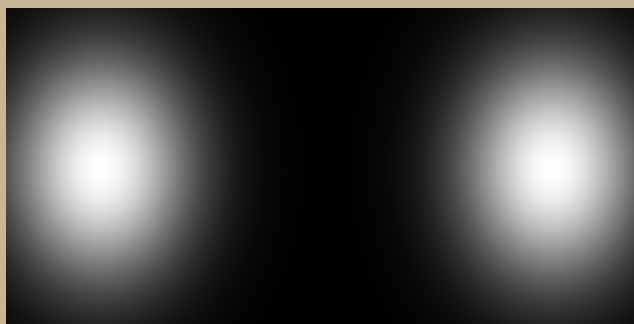
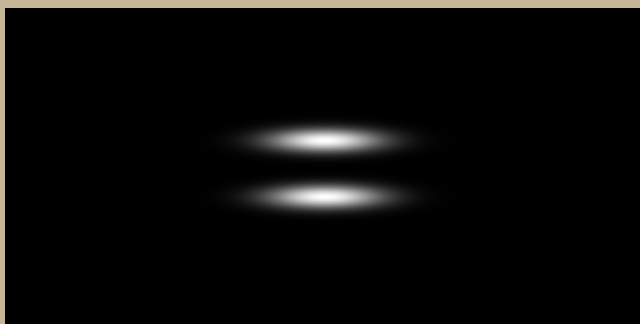
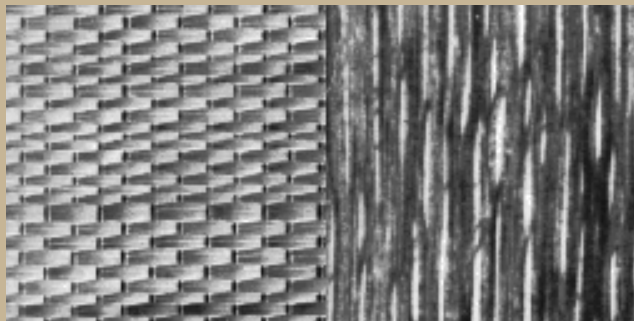
- Az ideális szűrőket úgy választjuk ki, hogy

- Kiszámoljuk E_i -t minden $i=1,2,\dots,n$
- Rendezzük a szűrőket E_i alapján
- Kiválasztjuk az első k szűrőt melyekre R^2 elegendően nagy (pl. >0.99)

- A megfelelő szűrt képekből olyan feature képeket kell előállítanunk, amelyek megközelítően homogén szürkeértékeket rendelnek a homogén textúrájú részekhez.
- Ezt a következő eljárással állítjuk elő (**Farrokhnia-Jain 1991**):
 - Nem-lineáris transzformációt alkalmazunk a szűrt képekre (α konstans):
$$\psi(t) = |\tanh(\alpha t)| = \left| \frac{1 - e^{-2\alpha t}}{1 + e^{-2\alpha t}} \right|$$
 - Az így kapott képet simítjuk egy Gauss szűrővel, melynek szórása arányos a gabor szűrő frekvenciájával: $\sigma = k / u_0$

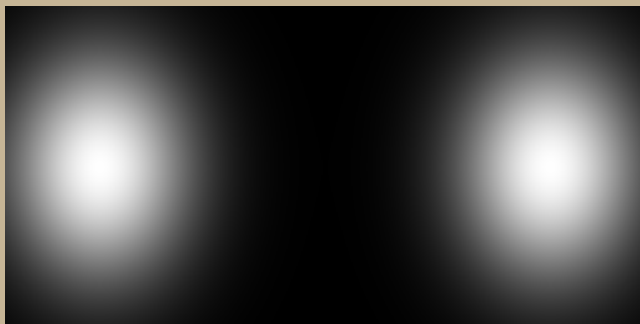
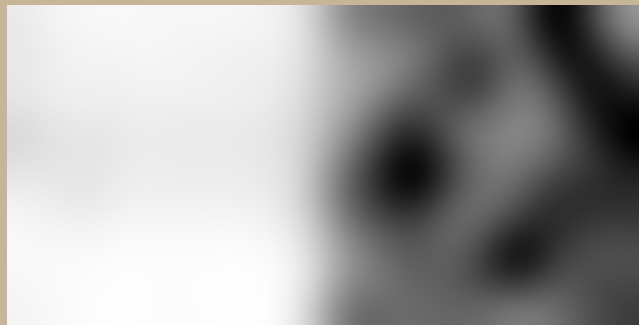
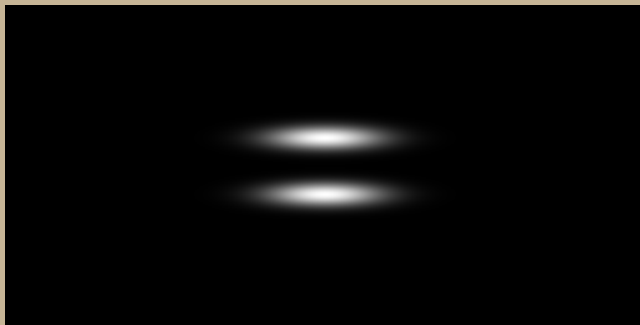
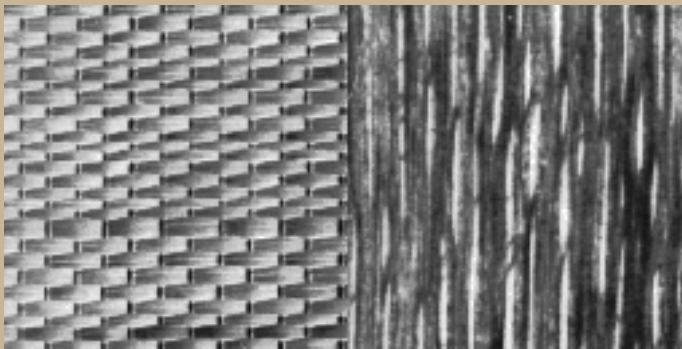
Feature kép példák

33



● A helyesen kiválasztott feature képek alapján viszonylag könnyen elvégezhetjük a szegmentálást

● Küszöbölés, klaszterezés, régiónövelés, MRF, stb...



MRF szegmentálás