

Számítógépes képfeldolgozás

Képszűrés

Tófalvi Tamás

Eötvös Loránd Tudományegyetem, Informatikai Kar
tofi@inf.elte.hu

Tartalom

- 1 Képszűrés
- 2 Gyakran használt szűrők
- 3 Gyors és adaptív szűrők

Tartalom

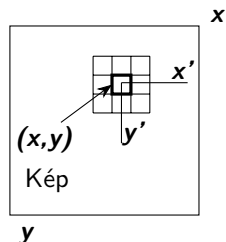
- 1 Képszűrés
 - Korreláció és konvolúció
 - A zajszűrés alapjai
- 2 Gyakran használt szűrők
- 3 Gyors és adaptív szűrők

Szomszédsági operátorok

- Az (x, y) pontbeli kimenetet (x, y) szomszédsága határozza meg:

$$g(x, y) = T[f(x, y)]$$

- $f(x, y)$ a bemeneti, $g(x, y)$ a kimeneti kép
- T az f -en ható operátor, (x, y) szomszédságán értelmezve
- Ablakos mintavételezés: feltesszük a pixelek közötti *lokális* összefüggést
 - a korreláció a távolsággal csökken
 - periodikus mintázatokra ez nem igaz



3×3 -as ablak
az (x, y) pontban
 x', y' : lokális koord.

Nem rekurzív és rekurzív operátorok

- **Nem rekurzív** szomszédsági operátor
 - a kimenet csak a bemeneti képtől függ
 - a kimenet elkülönül a bemenettől: a bemenet a művelet során *nem* módosul
 - a hatás a szomszédságra korlátozódik
- **Rekurzív** szomszédsági operátor
 - a kimenet részben a korábban előállított kimeneti értékektől függ
 - a kimenet *nem* különül el a bemenettől: a bemenet a művelet során módosul
 - a hatás a szomszédságon túlra terjed
 - hasznos, de sokkal bonyolultabb
- Csak nem rekurzív operátorokkal foglalkozunk

Általános nem rekurzív szomszédsági operátor

$$g(x, y) = \phi[x, y, f(x', y') : (x', y') \in N(x, y)]$$

- $f(x, y)$ a bemeneti, $g(x, y)$ a kimeneti kép
- $N(x, y)$ az (x, y) pont szomszédsága
- (x', y') a $N(x, y)$ -beli *lokális koordináták*
- $f(x', y') : (x', y') \in N(x, y)$ az $N(x, y)$ -beli pixelértékek listája
 - $N(x, y)$ -t adott sorrendben járjuk be
 - minden $(x', y') \in N(x, y)$ -re vesszük $f(x', y')$ -t, és a listába tesszük
- ϕ függhet a bemeneti képbeli (x, y) pozíciótól
 - az $N(x, y)$ szomszédság függhet (x, y) -től
 - a kimeneti értéket számoló eljárás is függhet (x, y) -től
- ϕ lehet nemlineáris
 - A lineáris operátor: $A(\alpha p + \beta q) = \alpha A p + \beta A q$

Korreláció

A lineáris, eltolásinvariáns operátor a bemeneti pixelek lineáris kombinációja: az f kép és a w maszk **keresztkorrelációja**

$$g(x, y) = (f \otimes w)(x, y) \doteq \sum_{\substack{(x', y') \in W \\ (x+x', y+y') \in F}} f(x + x', y + y') \cdot w(x', y')$$

- W az ablakbeli, F a képbeli pozíciók halmaza
- a W szomszédság és a $w(x', y')$ súlyok eltolásinvariánsak
- w neve: a súlyok *kernele* vagy *maszkja*

Konvolúció

Az f kép **konvolúciója** a w kernellel:

$$g(x, y) = (f * w)(x, y) \doteq \sum_{\substack{(x', y') \in W \\ (x-x', y-y') \in F}} f(x - x', y - y') \cdot w(x', y')$$

- A W ablakot fordított sorrendben járjuk be.
- Szimmetrikus maszkokkal fogunk dolgozni.
 $\Rightarrow$ nincs különbség korreláció és konvolúció között

A konvolúció alaptulajdonságai

- 1 A korreláció a tükrözött maszkkal vett konvolúció:
$$f \otimes w = f * w^\sim$$
 - $w^\sim(x, y) \doteq w(-x, -y)$ a w tükrözöttje
- 2 Kommutatív: $w * v = v * w$ (a sorrend tetszőleges)
- 3 Asszociatív: $(f * w) * v = f * (w * v)$
- 4 Disztributív: $(f + g) * w = f * w + g * w$
- 5 Homogén: $(\alpha f) * w = \alpha(f * w)$ tetszőleges α konstansra
- 6 A kompozíció tükrözése: $(w * v)^\sim = w^\sim * v^\sim$
 - f és g képek, w és v maszkok
 - $w * v$: a w maszkot képként kezeljük, és v -vel konvolváljuk
 - az eredmény egy nagyobb maszk
 - az asszociativitással gyorsítható a szűrés

Példák: 3×3 -as átlagoló szűrők

$$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

doboz szűrő

$$\frac{1}{6} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

átlagoló 1

$$\frac{1}{8} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

átlagoló 2

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

átlagoló 3

- *Doboz szűrő*: egyenletes súlyú átlagoló szűrő
- Egyébként a súlyok a középponttól való távolsággal csökkennek
 - az eredményhez való hozzájárulás a távolsággal csökken
- A normáló tényezők a maszk együttthatóinak összegei
 - kimeneti tartomány: [minérték, maxérték]
- A szűrő mérete általában páratlan

5 × 5-ös átlagoló szűrők 1/2

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 6 & 4 & 2 \\ 3 & 6 & 9 & 6 & 3 \\ 2 & 4 & 6 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

- Ez az 5 × 5-ös szűrő két 3 × 3-as szűrő konvolúciója.
- Gyorsabb megvalósítást tesz lehetővé:
 - 5 × 5-ös szűrő: 5 × 5 = 25 szorzás, 24 összeadás
 - két 3 × 3-as szűrő: 2 × 3 × 3 = 18 szorzás, 2 × 8 = 16 összeadás

5 × 5-ös átlagoló szűrők 2/2

$$\frac{1}{100} \begin{bmatrix} 0 & 3 & 4 & 3 & 0 \\ 3 & 6 & 7 & 6 & 3 \\ 4 & 7 & \mathbf{8} & 7 & 4 \\ 3 & 6 & 7 & 6 & 3 \\ 0 & 3 & 4 & 3 & 0 \end{bmatrix}$$

- Ez a szűrő a

$$w(r) = 8 - r^2$$

függvény diszkrét változata, ahol $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ a középponttól (**8**) mért távolság.

- például $4 = 8 - 2^2$
- figyeljük meg a forgásszimmetriát

Konvolúciós szűrő alkalmazása: számpélda 1/2

$$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 3 & 2 & 8 & 7 & 8 & 8 \\ 2 & 2 & 7 & 8 & 7 & 7 \\ 2 & 3 & 9 & 9 & 8 & 8 \\ 1 & 2 & 9 & 9 & 7 & 8 \\ 2 & 2 & 8 & 8 & 8 & 8 \\ 2 & 3 & 7 & 7 & 9 & 7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} - & - & - & - & - & - \\ - & 4 & .. & .. & .. & - \\ - & .. & .. & .. & .. & - \\ - & .. & .. & .. & .. & - \\ - & .. & .. & .. & .. & - \\ - & - & - & - & - & - \end{bmatrix}$$

$$\frac{1 \cdot 3 + 2 \cdot 2 + 1 \cdot 8 + 2 \cdot 2 + 4 \cdot 2 + 2 \cdot 7 + 1 \cdot 2 + 2 \cdot 3 + 1 \cdot 9}{16} = \frac{58}{16} \approx 4$$

- A szűrő aktuális (kezdő) pozíciója a bemeneti képen félkövéren.
- Az eredmény a kimeneti kép megfelelő pozíciójába kerül.

Konvolúciós szűrő alkalmazása: számpélda 2/2

$$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 3 & 2 & 8 & 7 & 8 & 8 \\ 2 & 2 & 7 & 8 & 7 & 7 \\ 2 & 3 & 9 & 9 & 8 & 8 \\ 1 & 2 & 9 & 9 & 7 & 8 \\ 2 & 2 & 8 & 8 & 8 & 8 \\ 2 & 3 & 7 & 7 & 9 & 7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} - & - & - & - & - & - \\ - & 4 & 6 & .. & .. & - \\ - & .. & .. & .. & .. & - \\ - & .. & .. & .. & .. & - \\ - & .. & .. & .. & .. & - \\ - & - & - & - & - & - \end{bmatrix}$$

- A szűrő aktuális (következő) pozíciója félkövéren.
- Az eredmény a kimeneti kép megfelelő pozíciójába kerül.
- A bemenet és a kimenet külön mátrix!

Szegélypixelek kezelése

- $D_W \times D_W$ -s maszk esetén a szegélysáv szélessége $\lfloor D_W/2 \rfloor$ (páratlan D_W -re)
 $\Rightarrow$ a sáv a szűrő méretével együtt nő

Lehetőségek:

- Feltöltés nullákkal
 - erős mesterséges éleket okozhat
 - megzavarhatja a szűrkeségi normalizálást ($[0, 255]$ -re skálázás)
- Feltöltés a kimeneti kép átlagértékével
 - gyengébb mesterséges élek
 - nem befolyásolja a szűrkeségi normalizálást
- Feltöltés a legközelebbi kiszámított értékkel
- A bemeneti kép periodikusnak tekintése (mint egy henger), és az eredmény kiszámítása minden pixelre

Zajtípusok

- **Additív, képtől független (fehér) zaj:**

$$g(x, y) = f(x, y) + v(x, y)$$

- $f(x, y)$ a bemeneti, $g(x, y)$ a kimeneti kép, $v(x, y)$ a zaj
- tipikus csatorna- (átviteli) zaj

- **Korrelálatlan multiplikatív zaj:**

$$g(x, y) = f(x, y) \cdot v(x, y)$$

- amplitúdómoduláció (-ingadozás)
- tipikus a TV-raszter soraira

- **Kvantálási zaj (hiba):**

$$v_{\text{zaj}}(x, y) = g_{\text{kvantált}}(x, y) - f_{\text{eredeti}}(x, y)$$

- **Só-bors, avagy csúcszaj:** pontszerű, korrelálatlan véletlen zaj

Heurisztikus zajsűrés

- A képjavítás gyakran „heurisztikus” képhelyreállítást jelent
 - nem feltételezünk explicit zajmodellt
- Ugyanakkor különböző zajtípusokhoz különböző szűrők illenek a legjobban
 - *átlagoló szűrő* additív, nulla várható értékű zajra
 - *mediánszűrő* só-bors zajra

⇒ A zaj elemzése kívánatos

- A zajos pixelek kis csoportjai könnyebben eltávolíthatók
 - jó becslés a zajmentes értékre, ha a „jó” pixelek vannak többségben az ablakban
 - rossz becslés, ha a zajos értékek dominálnak

Tartalom

- 1 Képszűrés
- 2 Gyakran használt szűrők
 - Lineáris simító szűrők
 - Mediánszűrő
 - Laplace-szűrő
 - Életlen maszkolás
- 3 Gyors és adaptív szűrők

Átlagoló szűrő és doboz szűrő

Átlagoló szűrő:

- Térbeli átlagoló (simító) szűrő
- Nemnegatív súlyok, amelyek összege 1

$$0 \leq w_{\text{atl}}(x, y) \leq 1, \quad \sum_{x,y} w_{\text{atl}}(x, y) = 1$$

- a gyakorlatban egész súlyokat használunk, majd normalizálunk
- A súlyok nem nőnek a szűrő középpontjától való távolsággal:

$$w_{\text{atl}}(x_1, y_1) \leq w_{\text{atl}}(x_2, y_2), \quad \text{ha } x_1^2 + y_1^2 > x_2^2 + y_2^2$$

Doboz szűrő

- Egyenletes súlyú átlagoló szűrő
 - a legegyszerűbb és leggyorsabb átlagoló szűrő
- $(2M + 1) \times (2N + 1)$ méretű ablakra

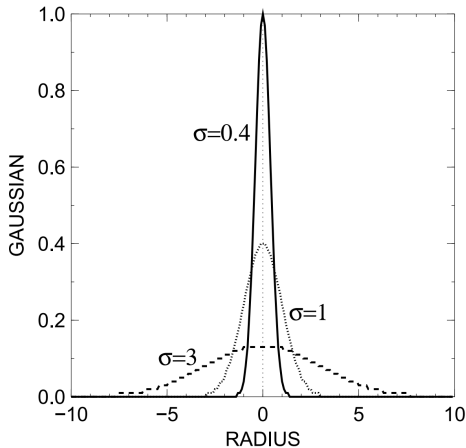
$$g(x, y) = \frac{1}{(2M + 1) \times (2N + 1)} \sum_{x'=-M}^M \sum_{y'=-N}^N f(x + x', y + y')$$

Gauss-szűrő 1/2

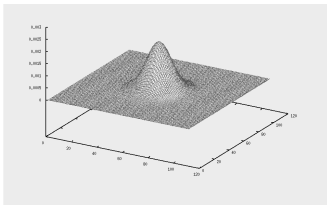
$$w_G(x, y) = \frac{1}{\sum_{(x,y) \in W} e^{-\frac{r^2(x,y)}{2\sigma^2}}} e^{-\frac{r^2(x,y)}{2\sigma^2}}$$

- A súlyokat a 2D Gauss- (normális) eloszlásfüggvény adja.
- $r^2(x, y) = x^2 + y^2$ a maszk középpontjától mért távolság négyzete
 - nem függ a szögtől, csak r -től
 - harang alakú, forgásszimmetrikus
- A σ paraméter szabályozza a szűrő méretét
 - nagyobb $\sigma \Rightarrow$ nagyobb szűrő és erősebb simítás

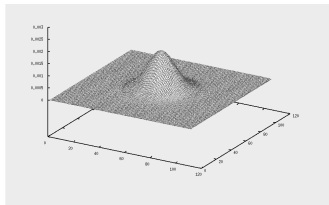
A Gauss-szűrő alakja növekvő σ -ra: 2D



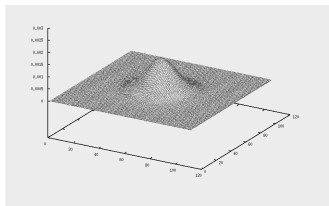
A Gauss-szűrő alakja növekvő σ -ra: 3D



$$\sigma = 9$$



$$\sigma = 10$$



$$\sigma = 11$$

Gauss-szűrő 2/2

$$w_G(x, y) = \frac{1}{\sum_{(x,y) \in W} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

- Diszkretizáláskor $w_G(r)$ -t $r_{max} = k\sigma$ -nál vágjuk el.
 - tipikusan $k = 2,5$
 - ez a harang térfogatának nagy részét tartalmazza
- A Gauss-szűrő szeparálható:

$$w_G(x, y) = w_G(x) \cdot w_G(y) \Leftarrow \exp(a + b) = \exp(a) \cdot \exp(b)$$

- gyors megvalósítás: egy 2D szűrő helyett két 1D szűrő
- $O((2r_{max})^2)$ művelet 2D-ben, $O(2 \cdot 2r_{max})$ 1D-ben

A simítás felhasználása

- **Zajszűrés**

- a doboz szűrő csökkenti a nulla várható értékű fehér zajt, mert a pozitív és negatív értékek kioltják egymást
- nagyobb szűrőméret $\Rightarrow$ nagyobb zajcsökkentés

- Finom részletek eltávolítása

- **Almintavételezés:** áttérés kisebb felbontásra

- előbb átlagolunk, majd ritkítunk (sorokat/oszlopokat eldobunk)

- A kép **skálatér**-reprezentációjának előállítása

- Gauss-szűrt képek sorozata növekvő σ -val
- képelemzés változó részletességgel

A simítás alapvető tulajdonságai

- Csökkenti a kontrasztot és elmossa az éleket
- A kimeneti szűrkeségi tartomány a bemenetin belül marad
- Létrehozhat olyan szűrkeségi értékeket, amelyek a bemenetben nem szerepeltek
 - bináris kép simítása szürkeárnyaltos képet ad
- A kilógó értékek (outlierek) erősen befolyásolhatják az átlagot
 - ⇒ az átlag nem robusztus
 - a kilógó értékek hibás értékek, pl. csúcszaj
- A doboz szűrő műveletigénye
 - közvetlen megvalósítás: $O(N \cdot N_W)$
 - futó (run) szűrő megvalósítás: $O(N)$
 - N a kép mérete (területe), N_W az ablak mérete

A nemlineáris mediánszűrő

- A mediánszűrő kimenete az ablakbeli szürkességi értékek mediánja:
 - rendezzük (rangsoroljuk) a pixeleket szürkességi érték szerint
 - válasszuk a rendezett sorozat közepén álló értéket
 - az ablak mérete általában páratlan: 3×3 , 5×5 stb.
- Példa:
 - a 3×3 -as ablak kilenc szürkességi értéke

(1, 1, 3, 2, 5, 4, 4, 12, 11)

- a rendezett sorozat

(1, 1, 2, 3, **4**, 4, 5, 11, 12)

- a medián értéke **4**

A medián tulajdonságai 1/2

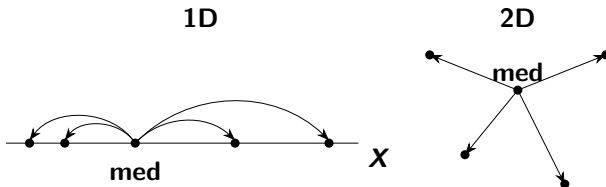
- A medián számítása *nemlineáris* művelet: két P és Q sorozatra

$$\text{Med}(\alpha P) = \alpha \text{Med}(P) \quad \text{de} \quad \text{Med}(P+Q) \neq \text{Med}(P) + \text{Med}(Q)$$

- A medián kiválasztása *szavazási eljárásnak* tekinthető
 - a rendezés során minden pixel szavaz egy szürkeségi értékre
 - a medián a többségből, a „középről” kerül ki
 - a szélsőséges értékeket elutasítjuk, mint a többséghez nem tartozókat

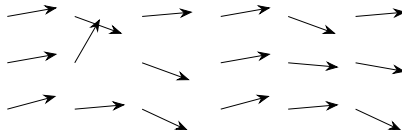
A medián tulajdonságai 2/2

- A medián *robustus statisztika*
 - a kilógó értékek nem torzítják az eredményt
 - az *összeomlási pont* (breakdown point) ott van, ahol a kilógó értékek aránya eléri az 50%-ot
- Tekintsük a számokat az X tengely pontjainak. A mediántól a többi pontig mért távolságok összege minimális minden 1D ponthalmazra
 - más szóval a medián a halmaz *legbelső* pontja
 - ez a tulajdonság ekvivalens a medián definíciójával
 - ezzel terjeszthető ki a medián magasabb dimenzióra, **vektorokra**



A mediánszűrő tulajdonságai

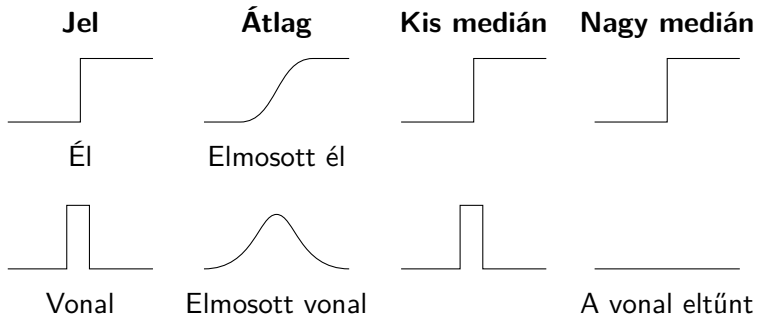
- Eltávolítja az izolált zajpixeleket
- Nem mossa el a képet, de lekerekíti a sarkokat
- Eltávolítja a vékony vonalakat, ha *szűrőméret* $> 2 \times$ *vonaltvastagság*
 - a háttérpixelek kerülnek többségbe
- Műveletigény
 - közvetlen megvalósítás: $O(N \cdot N_W \cdot \log N_W)$
 - futó szűrő megvalósítás: $O(N \cdot \log N_W)$
- A vektormedián-szűrő vektormezőket javít
 - eltávolítja a környező vektorokkal összeegyeztethetetlen vektorokat



szűrés előtt

szűrés után

Lépcsőél és vonal átlagoló és medián szűrése



- A vonal eltűnik, ha a mediánszűrő mérete meghaladja a vonalvastagság kétszeresét

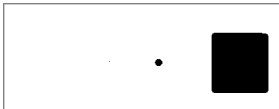
Medián és doboz szűrő összehasonlítása bináris képen



bemeneti kép



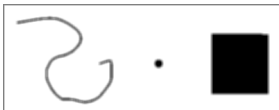
medián 3×3



medián 7×7



medián 17×17

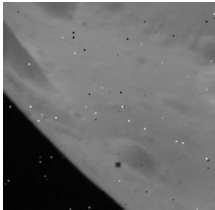


doboz 5×5

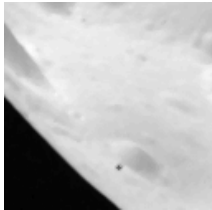


doboz 9×9

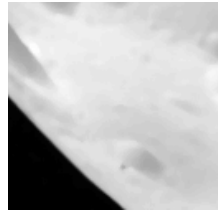
Összehasonlítás só-bors zajjal terhelt képen



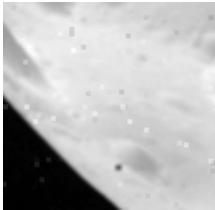
bemeneti kép



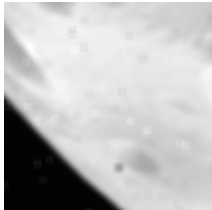
medián 3×3



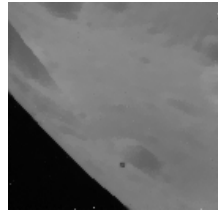
medián 5×5



doboz 3×3



doboz 5×5



szimm. doboz 5×5

A Laplace-operátor és közelítése

- A Laplace-operátor definíciója

$$g(x, y) = \Delta f(x, y) \doteq \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = \left(\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \right) f$$

- Tervezzünk egyszerű 3×3 -as w_L kernelt a Laplace-operátorhoz
 - a deriváltakat differenciákkal közelítjük

$$\frac{\partial f}{\partial x} \longrightarrow \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

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

$$\Delta f \longrightarrow \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

A Laplace-szűrő és az átlagolás

A kernelt 4-gyel normálva

$$w_L = \Delta f(x, y) \approx f(x, y) - Av(x, y),$$

ahol Av a négy szomszéd átlaga

$$Av(x, y) \doteq \frac{1}{4} \left[f(x-1, y) + f(x, y-1) + f(x+1, y) + f(x, y+1) \right]$$

	0	-1	0
$\frac{1}{4}$	-1	4	-1
	0	-1	0

4-szomszédos változat

	-1	-1	-1
$\frac{1}{8}$	-1	8	-1
	-1	-1	-1

8-szomszédos változat

Laplace-szűrésre használt egyszerű maszkok

A Laplace-szűrő tulajdonságai 1/2

- Közel áll az eredeti és a simított kép különbségéhez
 - a fokozatos változások kivonódnak, a finomak megmaradnak
 - a kép nem változó részein nulla a válasz
- Formálisan a kimeneti tartomány $[-255, 255]$
 - egy pixel és szomszédai különbsége kicsi
 - ⇒ a gyakorlatban a tartomány szűk
- Kiemeli az intenzitásváltozásokat, a finom részleteket
 - kontúrok, foltok, vékony vonalak

A Laplace-szűrő tulajdonságai 2/2

- Zajérzékeny: másodrendű deriváltakat tartalmaz
- Általában simító szűrőkkel kombinálva használjuk
- Gauss-Laplace (Laplacian-of-Gaussian, LoG)

$$w_{LoG} = w_G * w_L$$

- deriválás előtt sima függvényt állítunk elő
- kevésbé zajérzékeny, mint a Laplace-szűrő
- a LoG nullátmenetei az *élek*

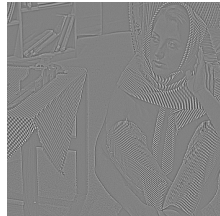
Példák Laplace-szűrésre 1/3



bemenet



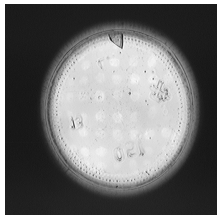
Laplace, abszolút érték



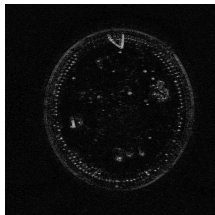
Laplace, eltolt

- A kimenet két különböző megjelenítése látható
 - abszolút érték szerinti leképezés: $-127 \rightarrow 127$, $127 \rightarrow 127$
 - eltolt leképezés: $-127 \rightarrow 0$, $127 \rightarrow 254$
- A leképezéstől függően más-más részletek látszanak

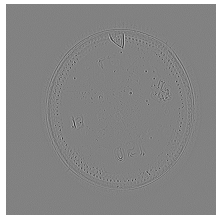
Példák Laplace-szűrésre 2/3



bemenet



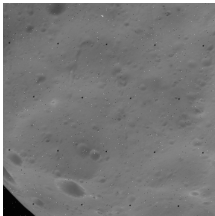
Laplace, abszolút érték



Laplace, eltolt

- A finom részletek kiemelődnek, köztük az üvegdarab és a jelek
- A fokozatos változások elnyomódnak

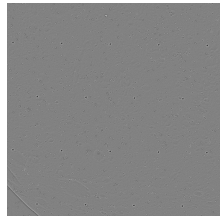
Példák Laplace-szűrésre 3/3



bemenet



Laplace, abszolút érték



Laplace, eltolt

- A Laplace-szűrő zajérzékeny
- Csúcszajos, kontrasztos részleteket nem tartalmazó bemenetre a kimenet nagyrészt zaj

Az életlen maszkolás szűrője

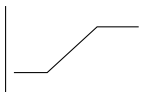
- Cél: a kontúrok és más magas frekvenciás jellemzők kiemelése
- Megoldás: a Laplace-kimenet egy részének hozzáadása a bemeneti képhez
 - a Laplace-szűrő felerősíti a képbeli változásokat
- Definíció:

$$g(x, y) = f(x, y) + \lambda \cdot \Delta f(x, y)$$

- A $\lambda > 0$ paraméter
 - nagyobb $\lambda \Rightarrow$ a magas frekvenciás jellemzők erősebb kiemelése
 - az életlen maszkolás **kiemelő** (high-boost) szűrő

Az életlen maszkolás jelentése

Bemeneti jel



$$f(x)$$

Aluláteresztő



$$f * w_G$$

Felüláteresztő



$$f * w_L = f - f * w_G$$

Kiemelő



$$f + \lambda \cdot f * w_L$$

- *Aluláteresztő* (átlagoló): a kép simítása
- *Felüláteresztő* (Laplace): a kép és az aluláteresztő kimenetének különbsége
- *Kiemelő* (életlen maszkolás): a felüláteresztő egy részét a képhez adjuk
- Az „alul-” és „felül-” a szűrő *frekvenciatartománybeli* hatására utal

Egyszerű konvolúciós kernel az életlen maszkoláshoz

A Laplace-szűrő 8-szomszédos változatával, $f + \lambda \Delta f$ -re:

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} + \lambda \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline -1 & 8 & -1 \\ \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline \end{array} = \lambda \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline -1 & 8 + 1/\lambda & -1 \\ \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline \end{array}$$

A $\beta = 1/\lambda$ paraméter bevezetésével és normálással a kernel:

$$w_U = \frac{1}{9} \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline -1 & 8 + \beta & -1 \\ \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline \end{array}$$

- $0 \leq \beta \leq 1$; tipikus értékek: 0,1–0,2
- Normálás: a lehetséges legnagyobb kimeneti érték G_{max} (255)
 - más normálás is használható

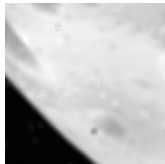
Példák és összefoglalás: életlen maszkolás



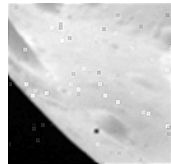
1. kép



1. eredmény



2. kép



2. eredmény

- Kontrasztjavításra használják, főként a fényképészetben
- Kiemeli a magas frekvenciás jellemzőket, például az éleket
- Felerősítheti a zajt

Tartalom

- 1 Képszűrés
- 2 Gyakran használt szűrők
- 3 **Gyors és adaptív szűrők**
 - Szeparálható szűrők
 - Futó szűrés
 - Adaptív zajszűrés

A szűrő szeeparálhatósága 1/2

- A szűrő felbontható 1D szűrők szorzatára

$$w(x, y) = u(x) \cdot v(y)$$

- Példa szeeparálható szűrőre
 - a 2D szűrőmátrix minden eleme az 1D szűrők megfelelő elemeinek szorzata

$w(x, y)$			$u(x)$		
1	2	1	1	2	1
2	4	2	1	2	
1	2	1	1		

A szűrő szeperálhatósága 2/2

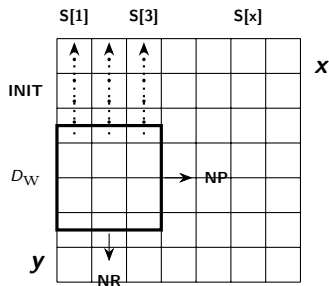
- A $N_{műv}$ műveletszám pontonként $D_W \times D_W$ -s ablakra
 - eredeti szűrő: $N_{műv} = O(D_W^2)$
 - szeperálható szűrő: $N_{műv} = 2 \cdot O(D_W)$
- A Gauss-szűrő és a doboz szűrő szeperálható
 - Gauss: $w_G(x, y) = w_G(x) \cdot w_G(y)$, $w_G(x) \propto \exp \left\{ -\frac{x^2}{2\sigma^2} \right\}$
 - a doboz szűrő két egységnyi 1D szűrő szorzata
 - a doboz szűrő futó megvalósítása még gyorsabb
- 2D szűrő felbontása 1D szűrők lineáris kombinációjára
 - szingulárisérték-felbontás (SVD) használatával
 - nem feltétlenül gyorsabb: az 1D szűrők számától függ

A futó szűrés fogalma

- Amikor az ablak a következő pozícióba lép,
 - ne *a nulláról* számoljuk a kimeneti értéket,
 - hanem *frissítsük* az előző pozícióban kapott értéket
- Különböző szűrőkre léteznek futó szűrés megoldások
 - doboz szűrő
 - mediánszűrő
- A hatékonyság a frissítés egyszerűségén múlik
 - az additív mennyiségek, mint az átlag, könnyen frissíthetők
 - a nemlineáris mediánt nehezebb frissíteni
- A futó szűrés bonyolultabb alakú ablakokra is kiterjeszthető

Futó szűrés doboz szűrőre

- Adatszerkezet: $S[x]$ tömb
- Inicializálás (INIT)
 - a kezdősorra kiszámítjuk az $S[x]$ oszlopösszegeket
- Első pozíció a sorban
 - az ablakösszeget $S[x]$ -ből számoljuk
- Lépés a sorban (NP)
 - az ablakösszeg frissítése: a kilépő S kivonása, a belépő S hozzáadása
- Következő sor (NR):
 - minden $S[x]$ frissítése: a kilépő pixel kivonása, a belépő hozzáadása



$N_{műv}$ független D_W -től, ha a kép sokkal nagyobb az ablaknál

Adaptív szomszédságválasztás

- Az eddig tárgyalt szűrők nem adaptívak (pozíciófüggetlenek):
 - rögzített szomszédságválasztó eljárás
 - rögzített függvény számolja a kimeneti értéket
- Az adaptivitás a **lokális kontextus használatát** jelenti a zajszűrők teljesítményének javítására
 - elkerülni az „éleken átnyúló átlagolást” az átlagoló szűrőnél
 - elkerülni a sarkok lekerekítését a mediánszűrőnél
- E nemkívánatos hatások fő oka
 - a szűrő különböző osztályokba (eloszlásokba) tartozó pixeleket kever össze
 - ha az ablak kontúron áll, az objektum- és háttérpixelek keverednek

Az alapötlet

- Próbáljuk szétválasztani
 - az objektumpixelet a háttérpixelektől
 - a releváns szűrkeségi értékeket a zajtól
- Adaptivitás a szomszédos pixelek kiválasztásában: a *releváns* pixeleket választjuk ki
 - eddig az ablak minden pixelét használtuk
 - mostantól bizonyos pixeleket választunk ki
- Adaptivitás a kimeneti értéket számoló függvényben: nincs
 - eddig rögzített függvényeket használtunk: átlag, medián stb.
 - ezen *nem* változtatunk

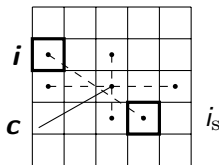
Pixelválasztás $n \times n$ -es ablakban

- **Standard** szomszédság
 - mind az n^2 pixelt használjuk
- k **legközelebbi** szomszéd (k -NN)
 - azt a k pixelt választjuk, amelyek szürkeségi értékben a legközelebb vannak a c központi pixelhez
 - lehetséges választás: $k = n \times \left\lceil \frac{n}{2} \right\rceil + (n - 1)$
 - például $n = 3$ esetén $k = 5$
- **Sigma-legközelebbi** szomszédok
 - az i pixelt választjuk, ha $|I(i) - I(c)| < k \cdot \sigma_{zaj}$
 - általában $k = 2$
 - σ_{zaj} a zaj szórása

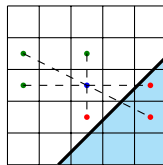
⇒ a kép egyenletes (nem változó) tartományán becsüljük

Szimmetrikus legközelebbi szomszédok

- Az i pixelt választjuk, ha $|I(i) - I(c)| < |I(i_s) - I(c)|$
 - c a központi pixel, $\{i, i_s\}$ centrálisan szimmetrikus pixelpár
- Lokális kontextus: az intenzitást és a geometriát is figyelembe vesszük
- Élek esetén hasznos
 - az él azonos oldalán lévő pixeleket választja
 - elkerüli az élen átnyúló átlagolást

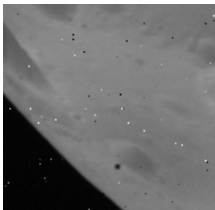


szimmetrikus pixelpár

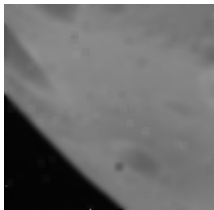


működés élen

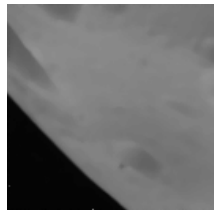
Standard és adaptív 5×5 -ös szűrők összehasonlítása



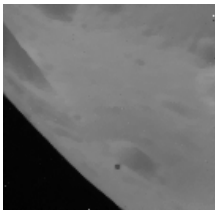
kép



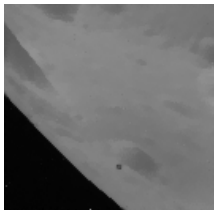
doboz



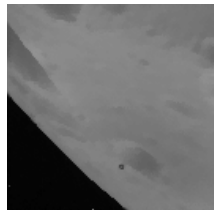
medián



k -NN átlag

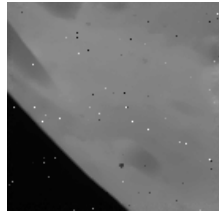
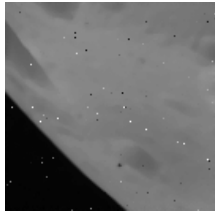
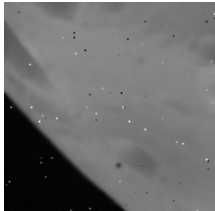


szimm. átlag



szimm. medián

A szigma-szűrő nem távolítja el a csúcszajt



szigma átlag 5×5 szigma medián 5×5 szigma medián 9×9

- Csúcszajos $I_{zajos}(x, y)$ pixelre az $I_{zajos} \pm 2\sigma_{zaj}$ intervallum nem tartalmazza a zajmentes szomszédokat
 - $|I_{zajos} - I_{zajmentes}| > 2\sigma_{zaj}$
- Az I_{zajos} csúcértéket választjuk ki
 - ⇒ a zaj nem tűnik el