

## UKLANJANJE DISTORZIJE

Mnogo realniji model degradirane slike uključuje ne samo šum, već i distorziju prouzrokovanu lećama, konačnom veličinom otvora pri diskretizaciji slike, mogućim pokretima kamere i/ili objekata, itd... Često korišten model je slika narušena linearnim, vremenski nepromjenljivim sistemom  $h[m,n]$  (kao što su leće) i kontaminirana šumom  $\kappa[m,n]$ . Najčešća kombinacija distorzije i šuma je data aditivnim modelom:

$$c[m,n] = (a[m,n] \otimes h[m,n]) + \kappa[m,n].$$

Iz ovog modela je potrebno odrediti procjenu slike  $\hat{a}[m,n]$ .

### Inverzni filter

Posmatrajmo uprošten model (degradacija bez šuma):

$$c[m,n] = a[m,n] \otimes h[m,n]$$

Kada bi impulsni odziv sistema bio poznat, matematički gledano, originalnu sliku bi bilo moguće pronaći dekonvolucijom. Međutim, impulsni odziv sistema koji unosi degradaciju najčešće nije poznat, te je potrebno odrediti parametre degradacije iz slike. Isti je slučaj kada su fizičke zakonitosti koje utiču na degradaciju slike suviše složene za formiranje modela sistema koji unosi degradaciju. U nekim primjenama je ipak moguće iz same slike, npr. na osnovu raspodjele intenziteta u okolini tačkastog izvora svjetlosti u degradiranoj slici, odrediti impulsni odziv sistema (npr. u astronomiji).

Sama dvodimenzionalna dekonvolucija u prostornom domenu je računski veoma zahtjevna operacija, te na sadašnjem nivou tehnike predstavlja praktično nerješiv problem. Ako se posmatra izraz za konvoluciju:

$$c[m,n] = a[m,n] * h[m,n] = \sum_{j=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{N-1} a[j,k] h[m-j, n-k]$$

ili, u matricnoj formi zapisano  $\mathbf{c} = \mathbf{H}\mathbf{a}$ , gdje su  $\mathbf{c}$  i  $\mathbf{a}$  vektori dimenzija  $MN \times 1$ , a matrica  $\mathbf{H}$  dimenzija  $MN \times MN$ , oblika:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} H_0 & H_{M-1} & H_{M-2} & \cdots & H_1 \\ H_1 & H_0 & H_{M-1} & \cdots & H_2 \\ \vdots & & & & \vdots \\ H_{M-1} & H_{M-2} & H_{M-3} & \cdots & H_0 \end{bmatrix}$$

$$H_j = \begin{bmatrix} h_e(j,0) & h_e(j,N-1) & h_e(j,N-2) & \dots & h_e(j,1) \\ h_e(j,1) & h_e(j,0) & h_e(j,N-1) & \dots & h_e(j,2) \\ h_e(j,2) & h_e(j,1) & h_e(j,0) & \dots & h_e(j,3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_e(j,N-1) & h_e(j,N-2) & h_e(j,N-3) & \dots & h_e(j,0) \end{bmatrix}$$

Iako se utvrdi da je za računanje dekonvolucije potrebno riješiti  $MN \times MN = 68.719.476.736$  simultanih jednačina. Stoga se problem rješava u frekvencijskom domenu:

$$C(u, v) = H(u, v)A(u, v),$$

$$A(u, v) = H_I(u, v)C(u, v),$$

$$H_I(u, v) = \frac{1}{H(u, v)}.$$

Ovdje međutim nastaje problem u realizaciji zbog nula prenosne funkcije (dijeljenje s nulom). Kako je većina prenosnih funkcija degradacije u obliku filtra propusnika niskih frekvencija, inverzni filter ima velike vrijednosti na visokim frekvencijama, te je slika dobivena inverznim filterom često neupotrebljiva zbog nedopustivog pojačanja šuma na visokim frekvencijama, iako je degradacija uklonjena.

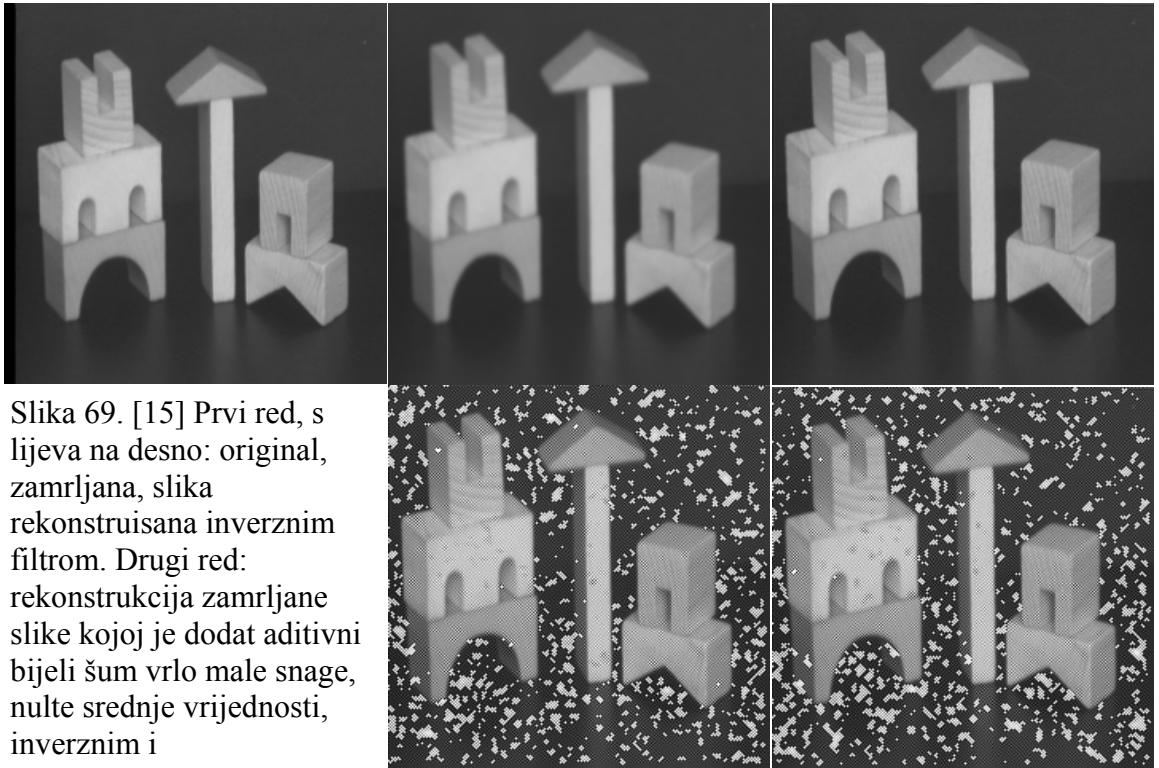
## Pseudoinverzni filter

Pseudoinverzni filter sa frekvencijskom karakteristikom u obliku:

$$H_{PI}(u, v) = \begin{cases} \frac{1}{H(u, v)}, & |H(u, v)| \geq \gamma \\ \frac{|H(u, v)|}{\gamma H(u, v)}, & |H(u, v)| < \gamma \end{cases}$$

rješava problem realizacije vezan za nulu frekvencijske karakteristike, ali naglašavanje šuma na visokim frekvencijama i dalje ostaje prisutno.

Slika 69 ilustruje problem pojačanja šuma na visokim frekvencijama pri rekonstrukciji slike inverznim i pseudoinverznim filterom.



Slika 69. [15] Prvi red, s lijeva na desno: original, zamrljana, slika rekonstruisana inverznim filtrom. Drugi red: rekonstrukcija zamrljane slike kojoj je dodat aditivni bijeli šum vrlo male snage, nulte srednje vrijednosti, inverznim i pseudoinverznim filtrom, redom s lijeva na desno.

## Vinerov filter za klanjanje distorzije i šuma

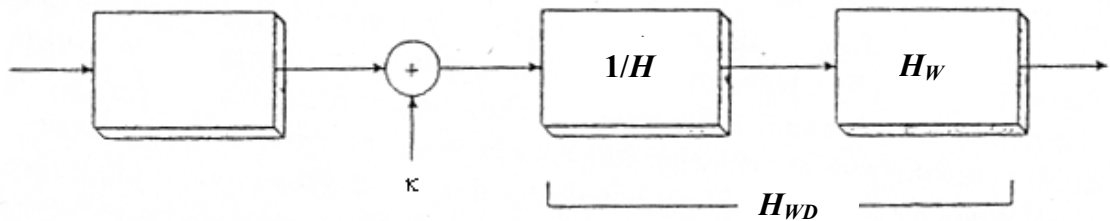
Posmatrajmo opsti model gdje je uključena i distorzija slike i šum:

$$c[m, n] = (a[m, n] \otimes h[m, n]) + \kappa[m, n]$$

Vidjeli smo da procedura uklanjanja šuma zasnovana na linearnom filtriranju i minimalnoj srednjekvadratnoj grešci vodi Vinerovom filteru:

$$H_w(u, v) = \frac{P_a(u, v)}{P_a(u, v) + P_n(u, v)},$$

koji je, da bi se iz datog modela izvršila rekonstrukcija slike, potrebno objediniti sa dekonvolucijom, Slika 70.



Slika 70. Vinerova dekonvolucija

Kako je

$$C(u, v) = A(u, v) \cdot H(u, v) + K(u, v),$$

ulaz u Wienerov filter nakon dekonvolucije sa  $1/H(u, v)$  (podrazumijevajući da  $H(u, v)$  nema nula) je:

$$A(u, v) + \frac{K(u, v)}{H(u, v)},$$

te je frekvencijska karakteristika Vinerovog filtra za uklanjanje šuma, za nekorelisane signal i šum jednaka:

$$H_w(u, v) = \frac{P_a(u, v)}{P_a(u, v) + P_n(u, v)} = \frac{|A(u, v)|^2}{|A(u, v)|^2 + \left| \frac{K(u, v)}{H(u, v)} \right|^2} = \frac{|A(u, v)|^2}{|A(u, v)|^2 + \left| \frac{1}{H(u, v)} \right|^2 P_k(u, v)}.$$

Frekvencijska karakteristika željenog filtra koji objedinjuje dekonvoluciju i Vinerov filter za prigušivanje šuma je *Vinerov dekonvolucioni filter*:

$$H_{WD}(u, v) = \frac{H_w(u, v)}{H(u, v)} = \frac{1}{H(u, v)} \left[ \frac{P_a(u, v)}{P_a(u, v) + P_n(u, v)} \right],$$

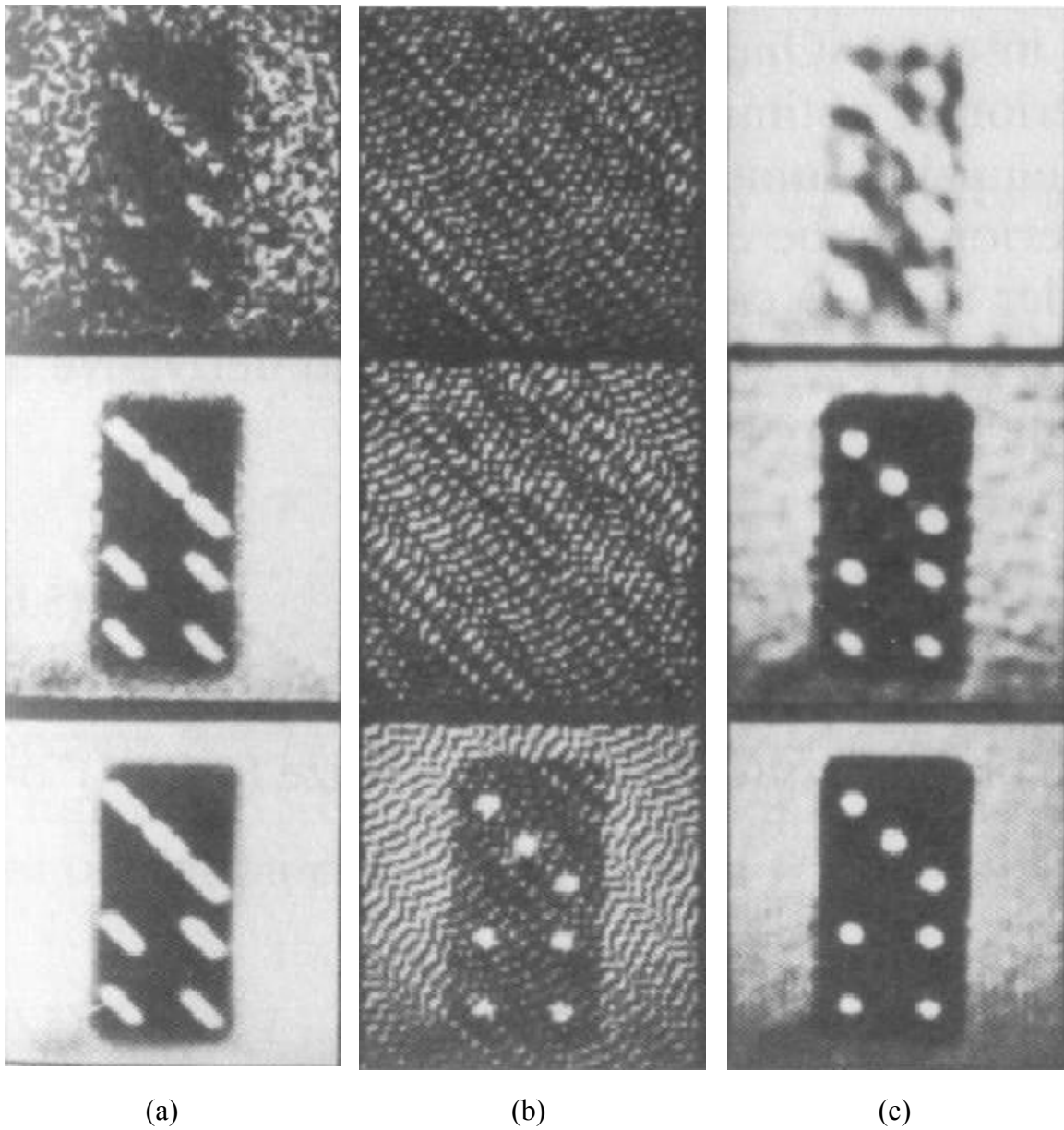
$$H_{WD}(u, v) = \frac{H^*(u, v) P_a(u, v)}{|H(u, v)|^2 P_a(u, v) + P_k(u, v)} = \frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + (P_k(u, v)/P_a(u, v))}.$$

Pri tome je  $P_a(u, v)$  spektralna gustina snage slike,  $P_n(u, v)$  spektralna gustina snage šuma i  $H(u, v) = \mathcal{F}\{h[m, n]\}$ . Vinerov filter koji redukuje šum i otklanja distorziju je propusnik opsega. Korisno je razmotriti datu formulu u ekstremnim slučajevima. Za one frekvencije gdje spektar snage signala dominira nad spektrom snage šuma, Vinerov filter dat sa  $1/H(u, v)$  predstavlja *inverzni filter*. Za one frekvencije gdje spektar snage šuma dominira nad spektrom snage signala, Vinerov filter je proporcionalan sa  $H^*(u, v)$ . Na visokim frekvencijama gdje je spektar snage šuma veoma veliki  $H_{DW}(u, v) \approx 0$ . Određivanje snage šuma se može raditi u prostornom domenu, iz regiona slike sa uniformnim intenzitetom određivanjem varijanse intenziteta u tom regionu, ili u frekvencijskom domenu, iz onih dijelova amplitudnog spektra koji odgovaraju visokim učestanostima.



Slika 71. [14] Uklanjanje distorzije i šuma Wienerovim i median filtrom. (a) Slika sa distorzijom i šumom. (b) Wienerov filter  $rms = 108.4$ . (c) median filter  $3 \times 3$   $rms = 40.9$ .

Na Slici 71(a) slika je narušena filtrom propusnikom opsega, a zatim joj je dodat bijeli šum,  $SNR = 30dB$ . Nakon Wienerovog filtriranja bez razvlačenja histograma,  $rms = 108.4$ , a nakon razvlačenja histograma  $rms = 27.8$ , prikazano na Slici 71(b). Median filter  $3 \times 3$  daje  $rms = 40.9$ , Slika 71(c), prije i  $rms = 35.1$  nakon razvlačenja histograma. Dok Wienerov filter daje najbolje rezultate u pogledu srednjekvadratne greške od svih linearnih filtara, nelinearni median filter daje još bolje rezultate. Na Slici 72 i Slici 73 dati su još neki primejri uklanjanja distorzije i šuma Vinerovim filterom.



Slika 72. [1] (a) Slika degradirana uniformnim kretanjem pod uglom  $-45^\circ$ , a zatim aditivnim šumom, pri čemu je odnos maksimalne svjetline i amplitude šuma bio: 1,10,100 (odozgo prema dole). (b) Restauracija inverznim filtrom. (c) Restauracija Vinerovim filtrom.



(a)

(b)

(c)

Slika 73. [1] (a) Slika degradirana uniformnim kretanjem i aditivnim šumom. (b) Restauracija inverznim filtrom. (c) Restauracija Vinerovim filtrom.

## Interaktivna restauracija

Pri interaktivnoj restauraciji posmatrač nadgleda proces restauracije i podešava raspoložive parametre. Kao primjer posmatrajmo sliku narušenu šumom u obliku 2D sinusoidalne interferencijske mustre (koherentni šum):

$$n(x, y) = A \sin(u_0 x + v_0 y),$$

$$N(u, v) = \frac{-jA}{2} \left[ \delta\left(u - \frac{u_0}{2\pi}, v - \frac{v_0}{2\pi}\right) - \delta\left(u + \frac{u_0}{2\pi}, v + \frac{v_0}{2\pi}\right) \right].$$

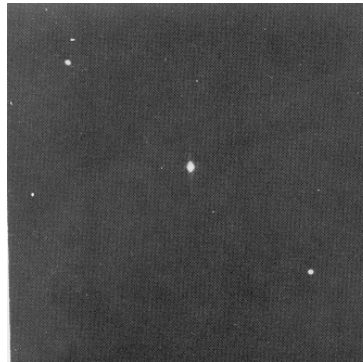
Šum je aditivni:  $C(u, v) = A(u, v) + N(u, v)$ .

U amplitudnom spektru slike se pojavljuju dva impulsa na koordinatama  $\left(\frac{u_0}{2\pi}, \frac{v_0}{2\pi}\right)$  i  $\left(-\frac{u_0}{2\pi}, -\frac{v_0}{2\pi}\right)$ .

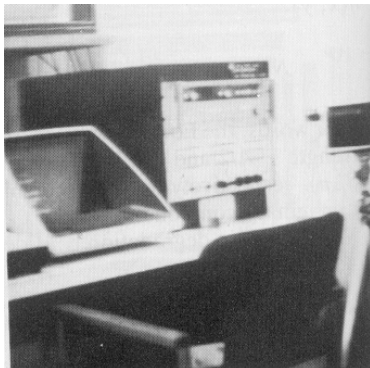
Operater koji nadgleda proces filtriranja filtrom nepropusnikom opsega (“notch filter”) bira njegovu centralnu frekvenciju na osnovu položaja impulsa u spektru slike.



(a)



(b)



(c)

Slika 74. [1] (a) Slika narušena koherentnim šumom.  
(b) Amplitudni spektar date slike.  
(c) Slika nakon filtriranja.



## KOREKCIJA SJENČENJA

Interakcijom između objekata u realnom prostoru, osvjetljenja i kamere, često nastaju neravnomjerno osjenčene slike. U nekim slučajevima slike su najsvjetlije u centru, a sve tamnije i tamnije prema rubovima. U drugim, slike mogu biti svjetlije na lijevoj, a tamnije na desnoj strani. Sjenčenje može nastupiti zbog neravnomjerne osvjetljenosti, neuniformne osjetljivosti kamere, ili prljavštine i prašine na staklenim površinama kamere. U opštem slučaju, efekat sjenčenja je nepoželjan. Najčešće je neophodna njegova eliminacija u cilju daljnje obrade slike, posebno kad je krajnji cilj analiza ili razumijevanje slike.

### Model sjenčenja

Uticao osvjetljenja  $I_{ill}(x, y)$  na objekat  $a(x, y)$  je multiplikativan,

$$b(x, y) = I_{ill}(x, y) \cdot a(x, y).$$

Kamera može unijeti *pojačanje* i *offset*:

$$c[m, n] = gain[m, n] \cdot b[m, n] + offset[m, n],$$

tako da se kompletan efekat sjenčenja može modelirati sa

$$c[m, n] = gain[m, n] \cdot I_{ill}[m, n] \cdot a[m, n] + offset[m, n].$$

Treba naglasiti da je  $I_{ill}[m, n]$  sporo promjenljivo u odnosu na  $a[m, n]$ .

### Estimacija sjenčenja

Razlikovaćemo dva slučaja za određivanje  $a[m, n]$  iz  $c[m, n]$ . U oba slučaja želimo da procijenimo komponentu sjenčenja  $gain[m, n] \cdot I_{ill}[m, n]$  i  $offset[m, n]$ . U prvom slučaju podrazumijevamo da imamo samo snimljenu sliku  $c[m, n]$ , u drugom slučaju podrazumijevamo da imamo još dvije dodatne kalibracione slike.

#### A posteriori estimat

U ovom slučaju procjenjujemo sliku eliminišući efekat sjenčenja samo na osnovu snimljene slike  $c[m, n]$ . Uobičajeno se to radi niskopropusnim filtriranjem ili homomorfim filtriranjem.

##### *Niskopropusno filtriranje*

Prvo se uradi smoothing slike  $c[m, n]$ , gdje kernel kojim se radi smoothing treba da bude velik u poređenju sa objektima slike. Dobijena slika predstavlja estimat pozadine. Estimat

pozadine se oduzme od slike  $c[m, n]$  i nakon toga se doda željena konstantna vrijednost koja treba da predstavlja pozadinu. Zapisano formulom:

$$\hat{a}[m, n] = c[m, n] - LowPass\{c[m, n]\} + constant,$$

gdje je  $\hat{a}[m, n]$  estimat od  $a[m, n]$ .

Za izbor odgovarajućeg niskopropusnog filtra neophodno je poznavanje spektra slike da bi mogli odrediti u kom frekventnom području je sjenčenje dominantno.

### **Homomorfno filtriranje**

U slučaju da je  $offset[m, n] = 0$ ,  $c[m, n]$  se sastoji samo od multiplikativnog člana. Pri tome je dio  $gain[m, n] \cdot I_{ill}[m, n]$  sporo promjenljiv u odnosu na  $a[m, n]$ . Uzimanjem logaritma od  $c[m, n]$  nastaju dva člana od kojih je jedan niskofrekventni, a drugi visokofrekventni. Sjenčenje se ukida visokofrekventnim filtrom logaritma  $c[m, n]$ , nakon čega treba da slijedi eksponencijalna funkcija (inverzna logaritmu) da bi izvršili restauraciju slike. Ova procedura se naziva homomorfno filtriranje, i matematički se može predstaviti sa nekoliko koraka:

- (1)  $c[m, n] = gain[m, n] \cdot I_{ill}[m, n] \cdot a[m, n]$
- (2)  $\ln\{c[m, n]\} = \ln\{gain[m, n] \cdot I_{ill}[m, n]\} + \ln\{a[m, n]\}$
- (3)  $HighPass\{\ln\{c[m, n]\}\} \approx \ln\{a[m, n]\}$
- (4)  $\hat{a}[m, n] = \exp\{HighPass\{\ln\{c[m, n]\}\}\}$

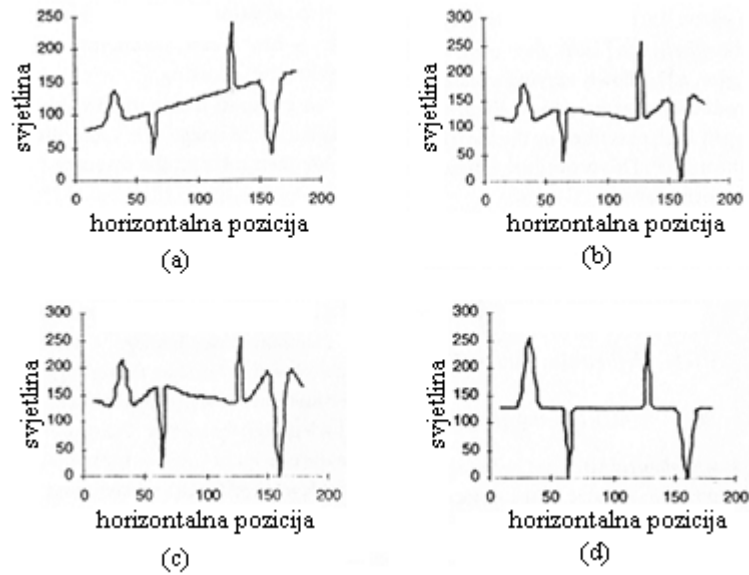
### **A priori estimat**

Ako je moguće snimiti kalibracione slike, onda je najbolja tehnika uklanjanja sjenčenja zasnovana na snimanju dvije kalibracione slike BLACK $[m, n]$  i WHITE $[m, n]$ . BLACK slika se dobije prekrivanjem leća tako da dobijemo  $b[m, n] = 0$ , te je BLACK $[m, n] = offset[m, n]$ . WHITE slika se dobije snimanjem objekta  $a[m, n] = 1$ , što za rezultat ima WHITE $[m, n] = gain[m, n] \cdot I_{ill}[m, n] + offset[m, n]$ . Estimat se onda računa kao

$$a[m, n] = constant \cdot \frac{c[m, n] - BLACK[m, n]}{WHITE[m, n] - BLACK[m, n]}.$$

Konstanta se bira tako da dobijemo sliku u željenom dinamičkom opsegu.

Efekti ovih različitih tehnika su prikazani na Slici 75. Sjenčenje na slici je iskazano u obliku linearno rastuće funkcije slijeva udesno, pikovima su prikazani objekti. Očito su najbolji rezultati dobiveni pomoću kalibracionih slika. U slučajevima kada nije moguće uzeti kalibracione slike moramo se odlučiti za neku od preostalih tehnika.



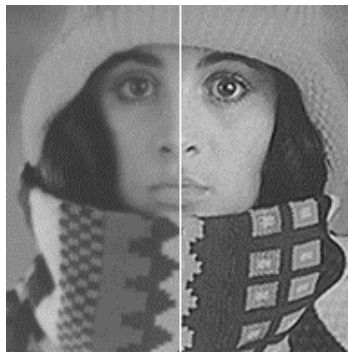
Slika 75.[14] Poređenje različitih algoritama za korekciju sjenčenja. (a) Prikaz sjenčenja. (b) Korekcija niskopropusnim filtriranjem. (c) Korekcija homomorfnim filtriranjem. (d) Korekcija test slikama.

## NAGLAŠAVANJE IVICA (Unsharp Masking)

Dobro poznata tehnika vizualnog poboljšanja slike u fotografiji sastoji se od naglašavanju ivica na slici. Ova tehnika je poznata pod imenom *unsharp masking*. Naglašavanje ivica podrazumijeva njihovo prvo izdvajanje, zatim pojačavanje i dodavanje nazad u sliku. Kao mehanizam za izdvajanje ivica koristi se Laplasijan, tako da se postupak matematički zapisuje sa

$$\hat{a}[m,n] = a[m,n] - (k \cdot \nabla^2 a[m,n]).$$

Član  $k$  predstavlja pojačanje i  $k > 0$ . Efekat ove tehnike prikazan je na Slici 76 i Slici 77.



(a)

(b)

Slika 76. [14] (a) Originalna slika. (b) Slika nakon naglašavanja ivica.



(a)



(b)

Slika 77. (a) Originalna slika. (b) Slika nakon naglašavanja ivica.