



1. ÎNTRODUCERE ÎN PROCESAREA IMAGINILOR



Imagistica medicală

Partea I Imagistica medicală

- 1 Introducere***
- 2 Radiografia***
- 3 Tomografia computerizată cu raze X***
- 4 Imagistica cu rezonanță magnetică***
- 5 Imagistica în medicina nucleară***
- 6 Imagistica cu ultrasunete***

1. ÎNTRUDUCERE ÎN PROCESAREA IMAGINILOR

1. Introducere în procesarea imaginilor
 - 1.1. Imagini digitale
 - 1.2. Calitatea imaginii
 - 1.3. Operații de bază asupra imaginii
 - 1.3.1. Transformarea nivelului gri.
 - 1.3.2. Operații multi-imagine
 - 1.3.3. Operații geometrice
 - 1.3.4. Filtre
 - 1.3.4.1. Filtre liniare
 - 1.3.4.2. Filtre neliniare
 - 1.3.4.3. Procesarea multiscalară a imaginii

1.1. Imagini digitale

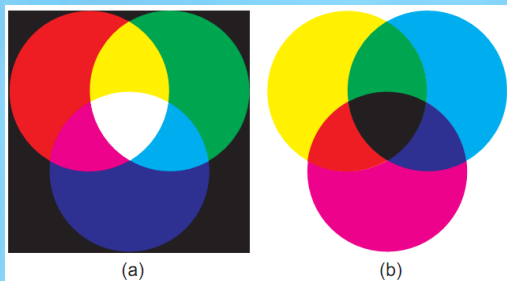
- Lumina vizibilă este în esență **radiații electromagnetice cu lungimi de undă între 400 și 700 nm**. Fiecare lungime de undă corespunde unei culori diferite.
- Pe de altă parte, o anumită culoare nu neapărat corespunde la o singură lungime de undă. **Lumina violetă, pentru exemplu, este o combinație de lumină roșie și albastră.**
- Retina umană conține trei tipuri de fotoreceptori în formă de con - celule care transformă lumina incidentă cu diferite tipuri de culori. **Deoarece există trei tipuri de conuri-receptori, trei numere sunt necesare și suficiente pentru a descrie orice culoare perceptibilă.** Prin urmare, este posibil pentru a produce o culoare arbitrară de suprapunerea unor cantități adecvate de trei culori primare, fiecare cu curba spectrală specifică.

- Într-un sistem aditiv de reproducere a culorii, cum ar fi un monitor color, aceste trei culori primare sunt roșu, verde, și albastru.
- Culoarea este apoi specificată de cantitatea de roșu, verde și albastru. Cantități egale de roșu, verde, albastru produce culoarea albă (Figura 1.1 (a)).



Fig. 1.1. Mixare de culori: (a) amestecarea aditivă de culori, (b) amestecarea substractivă a culorilor.

- Într-un sistem de reproducere a culorilor substractiv, cum ar fi imprimare sau vopsire, aceste trei culori primare sunt de obicei cyan, magenta, și galben.



Cyan (în română turcoaz) este culoarea obținută prin amestecarea unor părți egale de culoare verde și albastru deschis. Cyan este complementul culorii roșii, din acest motiv pigmentii cyan absorb în totalitate lumina roșie. Cyan este de asemenea o culoare primară substractivă.

Fig. 1.1. Mixare de culori: (a) amestecarea aditivă de culori, (b) amestecarea substractivă a culorilor

- Cyan este culoarea materialului văzut în lumina albă, care absoarbe roșu, dar reflectă verde și albastru, și pot fi astfel obținute prin amestecarea de cantități egale de lumina verde și albastru.
- Similar, magenta (purpuriu) este rezultatul a absorbției de lumina verde și constă din cantități egale de lumină roșu și albastru.
- Galben este rezultatul a absorbției de albastru și este format din cantități egale de lumină roșie și verde.
- Prin urmare, amestecul substractiv de cyan și magenta produce albastru, amestecul substractiv de cyan și galben produce verde, și amestecul substractiv de amestecare de galben și magenta produce roșu.
- Amestecul substractiv de galben, cyan, magenta produce negru (numai absorbție și nu reflecție) (vezi Figura 1.1 (b)).

- **Nuanța** (Hue) se referă la lungimea de undă dominantă în spectrul de frecvențe, și reprezintă diferite culori.

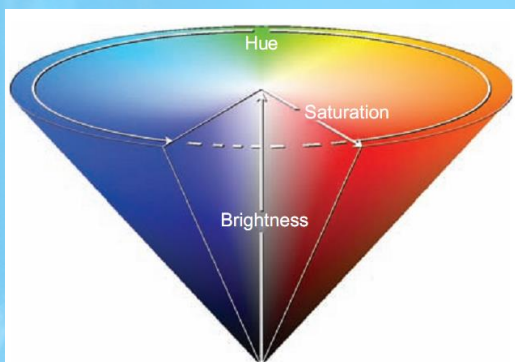
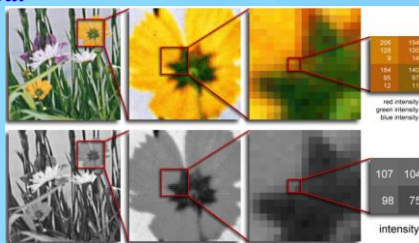
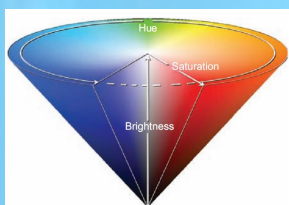


Fig. 1.2. Hue, luminozitate și saturație.

- **Saturația** descrie cantitatea de lumină albă prezentă în spectrul de frecvențe. În cazul în care lumină albă nu este prezentă, saturația este de 100%.

- În timp ce lumina cromatică are nevoie de trei descriptori sau numere pentru a o caracteriza, lumina acromatică, ca cea produsă de un monitor alb - negru, are doar un singur descriptor, luminozitatea sau **valoarea gri**. Lumina acromatică este lumina, cu o saturație de 0%. Acesta conține doar lumină albă.



- Având în vedere un set de niveluri posibile de gri sau de culori și o matrice (dreptunghiulară), o **imagine digitală** atribuie o valoare gri (de exemplu, luminozitate), sau de o culoare (de exemplu, nuanța, saturația și luminozitate), la fiecare dintre punctele matricei sau **pixeli**. Într-o imagine digitală, nivelurile de gri sunt numere întregi.
- Deși valorile de luminozitate sunt continue în viața reală, într-o imagine digitală avem doar un număr limitat de niveluri de gri la dispoziția noastră. Conversia de la probele cu valori analogice la probe cu valori discrete, se numește **cuantificare**.

- Figura 1.3 prezintă aceeași imagine cu două valorile diferite de cuantificare.

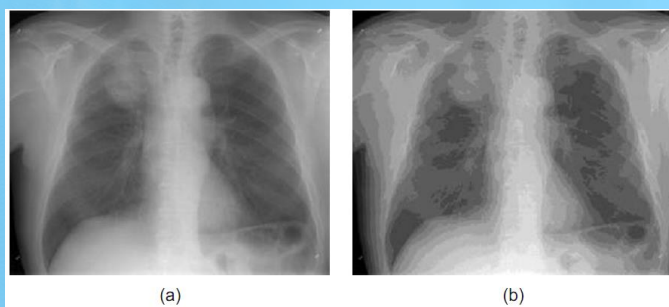


Fig. 1.3. Aceeași imagine cuantificată cu (a) 8 bpp și (b) 4 bpp..

- Când sunt folosite prea puține valori gri sunt folosite, apar conturări. Imaginea este redusă la o percepere artificială ca o hartă de înălțime.
- Câte nivele gri sunt necesare pentru a produce o imagine de o percepere continuă? Presupunem că $n + 1$ valori de gri sunt afișate cu intensități fizice corespunzătoare $I_0, I_1, \dots, I_n$. I_0 este cea mai mică intensitate atinsă și I_n este cea mai mare. Raportul I_n/I_0 se numește interval dinamic.
- Ochiul uman nu poate distinge intensitățile I_j și ulterioră I_{j+1} în cazul în care acestea diferă mai puțin de 1%, de exemplu, în cazul în care $I_{j+1} \leq 1.01 I_j$. În acest caz, $I_n \leq 1.01^n I_0$ și $n \geq \log_{1.01} (I_n/I_0)$.
- Pentru o gama dinamica de 100 numărul necesar de valori gri este de 463 și pentru o gamă dinamică de 1000 necesită 694 valori diferite de gri pentru o perceperea continuă a luminozității.

1.2. Calitatea imaginii

- Rezoluția a unei imagini digitale este, uneori, în mod greșit definită ca densitatea liniară a pixelilor (exprimate în puncte per inch). Acest lucru este, însă, doar o limită superioară pentru rezoluție.
- Rezoluția este de asemenea determinată de procesul de imagistică (imaging). Estomparea (neclaritate - blurring) mai multă, aduce la o mai mică rezoluție.
- Factorii care contribuie la unsharpness a unei imagini sunt
 - caracteristicile sistemului de imagistică (imaging), cum ar fi spotul (pata) focală și cantitatea petelor detectorului (amount of detector blur),
 - caracteristicile de scena și geometria, cum ar fi forma a obiectului, poziția și mișcarea, și
 - condițiile de vizualizare.
- Când imagistica produce un punct luminos foarte mic, pe un fundal întunecat, acest punct nu va apărea în mod normal, la fel de clar în imagine cum este de fapt. Acesta va fi netezit, și pata obținută se numește funcție de răspândirea a punctului (PSF) (Figura 1.4).

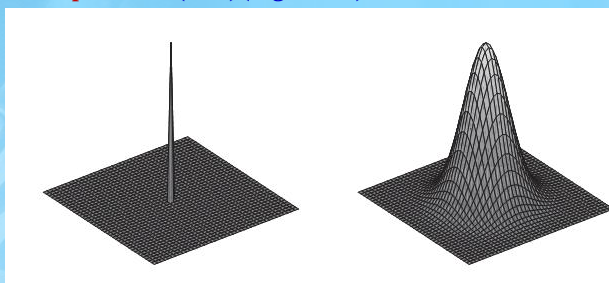


Fig. 1.4. (a) Sharp Spot luminos pe un fundal întuneric. (b) imaginea tipică a(a). Pată netezită care se numește funcție de răspândirea a punctului (PSF) a sistemului de imagistica.

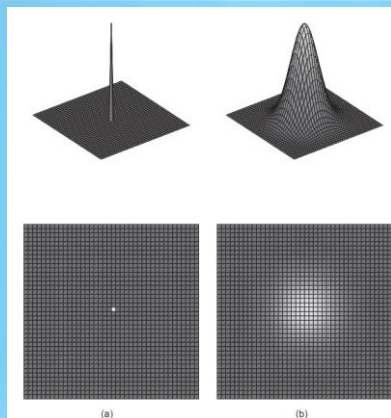


Fig. 1.4. (a) Sharp Spot luminop pe un fundal întuneric. (b) imaginea tipică a(a). Pată netezită care se numește funcție de răspândirea a punctului (PSF) a sistemului de imagistica.

- O măsură orientativă a rezoluției este **întreaga lățime la jumătate maximumului** (FWHM-full width at half maximum) a funcției de răspândirea a punctului.
- Atunci când două astfel de pete sunt plasate la această distanță sau la o distanță mai mică una lângă alta, atunci **nu se vor mai fi distinge două obiecte separate.**
- În cazul în care rezoluția este aceeași în toate direcțiile, **funcția de răspândire a liniei** (LSF-line spread function), de exemplu, imaginea reală care conține linii subțiri, poate să fie mai practică decât PSF.

- În loc de a folosi PSF sau LSF este, de asemenea posibil de a utiliza funcția de transfer optic (OTF-optical transfer function) (Figura 1.5).

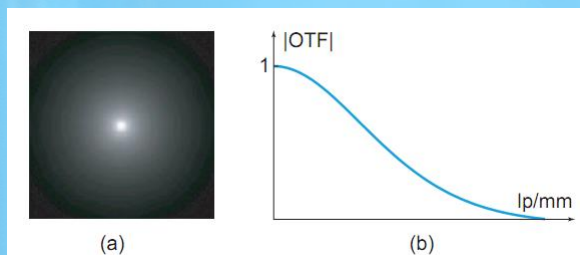


Fig. 1.5. (a) funcție de răspândirea a punctului (PSF). (b) funcția de transfer a modulației corepunzătoare (MTF). MTF este amplitudinea funcției de transfer optic (OTF), care este transformata Fourier (FT) a PSF..

- OTF exprimă **amplitudinea relativă și schimbare de fază** a unui obiect sinusoidal, în funcție de frecvență.
- **Funcția de transfer de modulație** (MTF) este amplitudinea (adică $MTF = |OTF|$) și funcția de transfer de fază (PTF) este componenta faza a OTF. Pentru amplitudini mici, liniile nu mai pot fi distinse.
- Un parametru de rezoluție este **numărul de perechi de linii pe milimetru** (lp / mm) la o amplitudine specificată mică (de exemplu, 10%).

- **Contrastul** este diferența în intensitate a regiunilor adiacente ale imaginii. Mai precis, el este amplitudinea transformatei Fourier a imaginii, ca funcție de frecvența de spațială. Utilizând transformata Fourier, imaginea este reprezentată în modele sinusoidale cu amplitudine corespunzătoare și aceste amplitudini reprezintă contrastul la diferite frecvențe spațiale.
- Contrastul este definit prin
 1. procesul de imagistică, cum ar fi intensitatea sursei și eficiența de absorbție sau sensibilitatea dispozitivului de capturare,
 2. caracteristicile de scenă, cum ar fi proprietățile fizice, dimensiunea și forma obiectului, precum și utilizarea de agenți de contrast, și
 3. condițiile de vizionare, cum ar fi iluminarea camerei și echipamentele de afișare.
- Pentru că OTF scade pentru frecvențe mai mari, contrastul obiectelor foarte mici, va fi influențat de rezoluție, de asemenea.

- **Un al treilea factor de calitate este zgomotul de imagine.** Emisia și detectarea luminii și a celorlalte tipuri de unde electromagnetice sunt procese stocastice. Din cauza naturii statistice a imagisticii, zgomotul este întotdeauna prezent. Este componenta aleatoare din imagine.
- Dacă nivelul de zgomot este ridicat în comparație cu intensitatea imaginii unui obiect, **informații semnificative se pierd în zgomot.**
- O măsură importantă, obținută de la teoria semnalelor, este, prin urmare, **raportul semnal-zgomot** (SNR-signal-to-noise ratio sau S / N). În terminologia de imagini este raportul contrast-la-zgomot (SNR).
- Atât **contrastul și zgomotul sunt dependente de frecvență.** O estimare a zgomotului poate fi obținută făcând o imagine flat-field, de exemplu, o imagine fără un obiect între sursă și detector.
- Amplitudinea zgomotului în funcție de frecvență spațială poate să se calculeze de la **rădăcina pătrată a așa-numitului spectrul Wiener**, care este transformata Fourier a autocorelației unei imagini flat-field.

- **Artefacte*** (*Structură de origine artificială sau accidentală apărută în timpul observării sau experimentării asupra unui fenomen natural.) sunt caracteristici artificiale de imagine, cum ar fi praful sau zgărieturi în fotografii.
- Exemple în imagini medicale sunt
- artefacte legate de dungi **din cauza metalelor în imaginile tomografiei computerizate (CT)**, și
- **distorsiuni geometrice în imagini de rezonanță magnetică (MR)**.
- Artefactele pot fi, de asemenea, introduse de **procesarea digitală a imaginii**, cum ar fi îmbunătățirea marginilor.
- Deoarece artefacte pot să împiedice diagnosticul sau să producă măsurători incorecte, este **important pentru a le evita sau cel puțin să se înțeleagă originea lor**.

1.3. Operații de bază asupra imaginii

- O serie de tehnici matematice de bază asupra imaginii pot fi folosite pentru **îmbunătățirea imaginii**, analiza și vizualizare.
- **Scopul îmbunătățirii imaginii medicale este de a permite medicului de a percepe mai bine toate informațiile relevante pentru diagnostic prezente în imagine.**
- În radiografia digitală de exemplu, imaginile de 12-biți cu 4096 niveluri gri posibile sunt disponibile. După cum sa discutat mai sus, este **fizic imposibil pentru ochiul uman pentru a distinge toate aceste valori gri**, simultan într-o singură imagine. Consecutiv, **nu toate informațiile de diagnostic codate în imagine pot fi percepute**. Detalii semnificative trebuie să posede un contrast suficient de mare pentru a permite clinicianului pentru a le detecta cu ușurință.
- Prin urmare, îmbunătățirea imaginii va deveni **nu mai puțin importantă ca și îmbunătățirea calității sistemelor de capturarea a imaginii digitale**. Dimpotrivă, ea va câștiga în importanță.

1.3.1. Transformarea nivelului gri.

- Fie o imagine digitală I care atribuie o valoare de gri (de exemplu, luminozitate), pentru fiecare dintre pixeli (i, j) , o **transformare de nivel de gri** este o funcție g care transformă fiecare nivel gri $I(i, j)$, la o altă valoare $I'(i, j)$, independent de poziția (i, j) . Prin urmare, pentru toți pixeli (i, j)

$$I'(i, j) = g(I(i, j)). \quad (1.2)$$

- În practică, g este o funcție crescătoare. În loc de transformarea valorilor gri este de asemenea posibil de a **opera culoarea** (de exemplu, nuanța, saturația și luminozitatea). În acest caz, **trei dintre aceste transformări** sunt necesare pentru a transforma culori la culori.
- Dacă pixel (i_1, j_1) , pare mai luminos decât pixeli (i_2, j_2) , în imaginea originală, această relație se deține și după transformare de nivel gri.
- Principala utilizare a unui astfel de transformare nivel gri este de a **mări contrastul în unele regiuni ale imaginii**.
- Prețul care trebuie plătit este o **scădere de contrast în alte părți ale imaginii**.

- Într-adevăr, într-o regiune care conține pixeli cu valori gri, în intervalul în care **panta g este mai mare decât 1**, diferența dintre aceste valori gri crește.
- În regiunile cu valorile gri, cu panta mai mică decât 1, diferența dintre aceste valori gri **decrește** și valori diferite pot **deveni chiar identice** după transformare.
- Figura 1.6 prezintă un exemplu de o astfel de transformare.

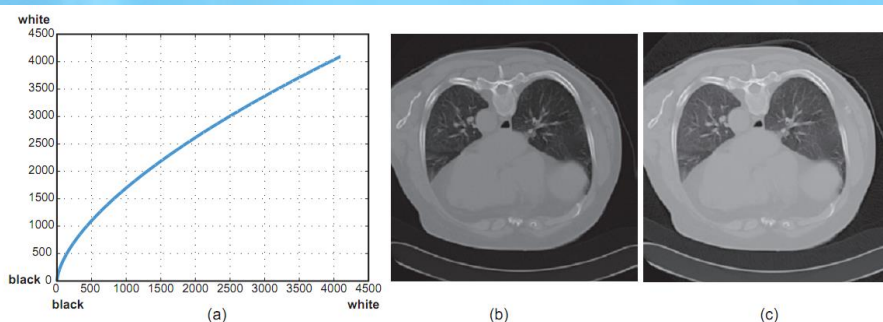


Fig. 1.6. O transformare nivel de gri, care crește contrastul în zonele întunecate și scade contrastul în regiunile luminoase. Acesta poate fi folosită atunci când informațiile clinice relevante sunt situate în zonele întunecate, cum ar fi plămânii, în acest exemplu: (b) imaginea originală, (c) imagine transformată.

- O transformare specială și populară, este operația **fereastră / nivel** (a se vedea Figura 1.7 (a)).

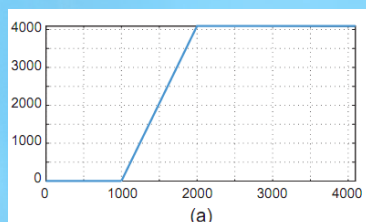


Fig. 1.7.. (a)transformare fereastră /nivel cu $l=1500, w=1000$. (b) transformare de prag (thresholding) cu $tr=1000$.

- În această operație, un interval sau fereastra este selectat, determinată de **centrul de fereastra sau nivelul l** , și **lățimea ferestrei w** . Explicit

$$g_{l,w}(t) = \begin{cases} 0 & \text{for } t < l - \frac{w}{2} \\ \frac{M}{w} \left(t - l + \frac{w}{2} \right) & \text{for } l - \frac{w}{2} \leq t \leq l + \frac{w}{2} \\ M & \text{for } t > l + \frac{w}{2} \end{cases} \quad (1.3)$$

- unde M este valoarea maximă disponibilă gri. **Contrastul în afara ferestrei se pierde complet**, în timp ce partea din intervalul situat în interiorul ferestrei este întins pentru a completa gama de valori gri.

- O operație mai simplă este transformare de prag (thresholding) (Figura 1.7 (b)).

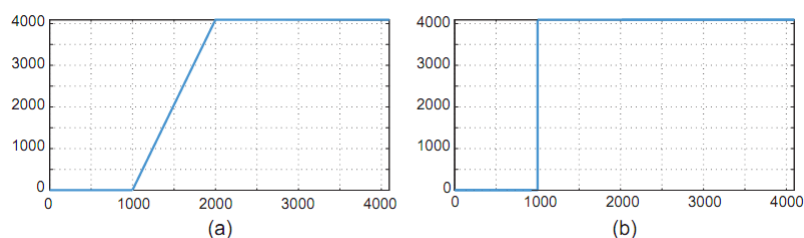
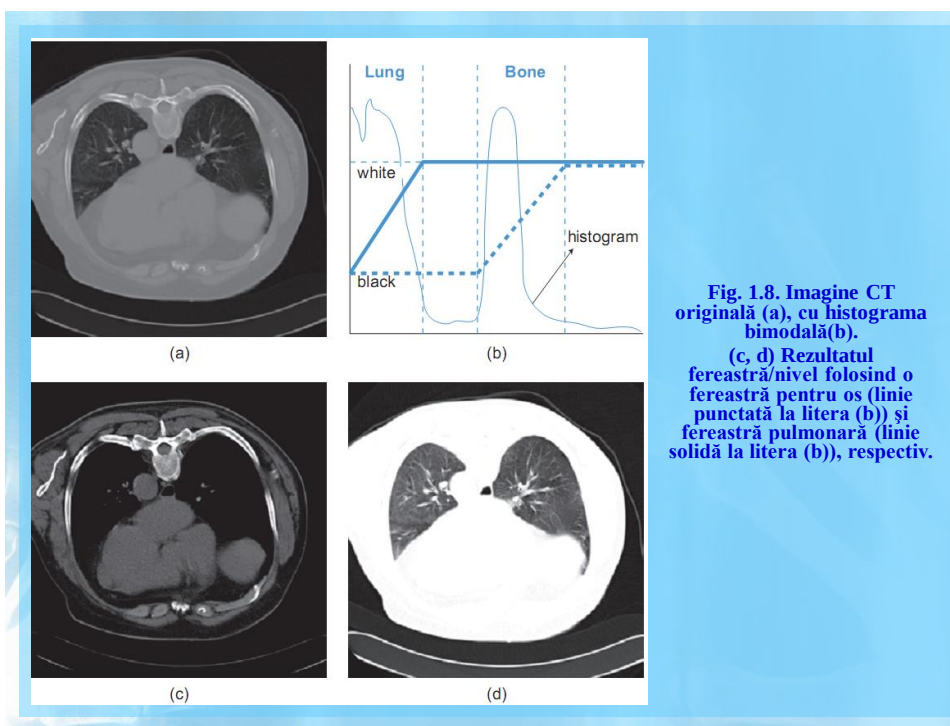


Fig. 1.7. (a)transformare fereastră /nivel cu $l=1500, w=1000$. (b) transformare de prag (thresholding) cu $tr=1000$.

- Aici toate nivelurile de gri până la un anumit prag tr sunt stabilite la zero, și toate nivelurile de gri de mai sus de prag devin egale cu valoarea maximă gri

$$\begin{aligned} g_{tr}(t) &= 0 & \text{for } t \leq tr \\ g_{tr}(t) &= M & \text{for } t > tr. \end{aligned} \quad (1.4)$$

- Aceste operațiuni pot fi foarte utile pentru imagini cu o histogramă bimodală (figura 1.8).



1.3.2. Operații multi-imagine.

- O operațiune simplă este adăugarea sau scăderea imaginii un **mod pixel-cu-pixel**. Pentru două imagini I_1 și I_2 , suma I_+ și diferența I_- sunt definite ca

$$I_+(i, j) = I_1(i, j) + I_2(i, j) \quad (1.5)$$

$$I_-(i, j) = I_1(i, j) - I_2(i, j). \quad (1.6)$$

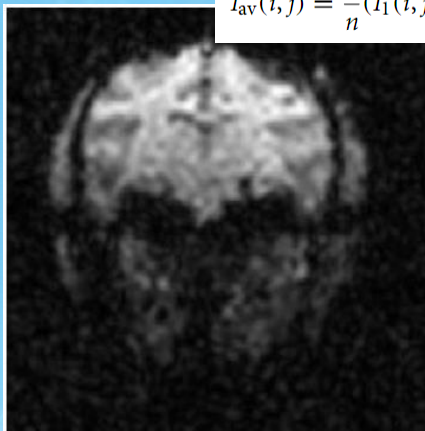
- În cazul în care aceste operațiuni dau valori în afara intervalului de valori gri disponibil, imaginea rezultată poate fi adusă înapoi în intervalul dat printr-o **transformare liniară**.
- Media de n imagini este definită ca

$$I_{av}(i, j) = \frac{1}{n}(I_1(i, j) + \dots + I_n(i, j)). \quad (1.7)$$

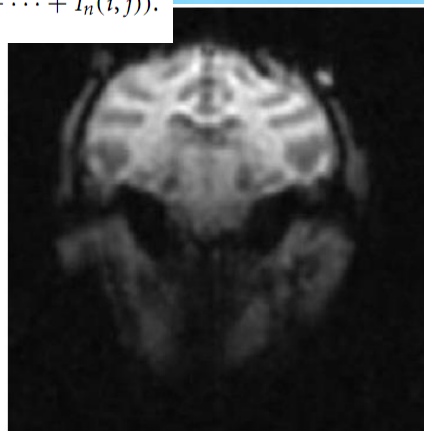
- Calcularea mediei poate fi utilă pentru a **reduce zgomotul** într-o succesiune de imagini ale obiectului nemișcat (Figura 1.9). Mediile aleatoare de zgomot se reduc, în timp ce obiectul rămâne neschimbat (în cazul în care imaginile se potrivesc perfect)

- Mediile aleatoare de zgomot se reduc, în timp ce obiectul rămâne neschimbat (în cazul în care imaginile se potrivesc perfect)

$$I_{av}(i, j) = \frac{1}{n} (I_1(i, j) + \dots + I_n(i, j)).$$



(a)



(b)

Figura 1.9 (a) imagine obținută prin rezonanță magnetică de o felie prin creier. Această imagine a fost obținută cu un a EPI T1-ponderată secvență și, prin urmare, are un nivel SNR scăzut. (b) Pentru a spori SNR, 16 imagini ulterioare ale aceași felii au fost achiziționate și mediate. (Amabilitatea Profesorului S. Sunaert, Departamentul de Radiologie.)

- Această metodă poate fi, de asemenea, **utilizată pentru imagini color prin medierea diferitor canale independent**, cum ar fi la imagini cu nivel gri.
- **Scăderea poate fi folosită pentru a scapa de fundal în două imagini similare.** De exemplu, în imagistica vaselor de sânge (angiografie), două imagini sunt obținute, una fără un agent de contrast și alta cu un agent de contrast injectat în vasele de sânge.
- **Scăderea acestor două imagini produce o imagine pură a vaselor de sânge, deoarece scăderea șterge alte caracteristici anatomice.** Figura 1.10 prezintă un exemplu.

$$I_+(i, j) = I_1(i, j) + I_2(i, j)$$

$$I_-(i, j) = I_1(i, j) - I_2(i, j).$$

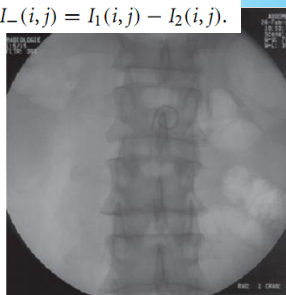


Fig. 1.10. a) imaginea radiografica, după injectarea unui agent de contrast. (b) Masca de imagine, care este, aceeași expunere înainte de injectare de contrast. (c) Scădere (a) și (b), urmată de îmbunătățirea contrastului. (Prin amabilitatea profesorului G. Wilms, Departamentul de Radiologie.)

1.3.3. Operații geometrice

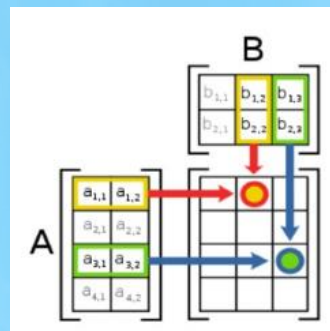
- Este adesea necesar să se efectueze operațiuni geometrice elementare pe o imagine, cum ar fi **scalarea (zoom)**, **translarea**, **rotație**, și **forfecare**. Exemple sunt registrarea de imagini și înregistrarea de imagine-pe-pacient de pentru chirurgie imagine-ghidată.
- O transformare spațială sau geometrică atribuie fiecărui punct (x, y) , într-o locație nouă $(x', y') = S(x, y)$. Cea mai comună transformare bidimensională (2D) poate fi scrisă folosind coordonatele omogene:

$$\begin{aligned}
 \text{scaling} \quad \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \\
 \text{translation} \quad \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \\
 \text{shear} \quad \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} 1 & u_x & 0 \\ u_y & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \\
 \text{rotation} \quad \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \\
 \text{general affine} \quad \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & t_x \\ a_{21} & a_{22} & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix}.
 \end{aligned} \tag{1.8}$$

• Înmulțirea matricelor - generalități

$$[\mathbf{AB}]_{i,j} = A_{i,1}B_{1,j} + A_{i,2}B_{2,j} + \dots + A_{i,n}B_{n,j} = \sum_{r=1}^n A_{i,r}B_{r,j}.$$

$$\text{if } A = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \text{ and } B = \begin{bmatrix} e & f \\ g & h \end{bmatrix} \text{ then } {}^{[1]}AB = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e & f \\ g & h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ae + bg & af + bh \\ ce + dg & cf + dh \end{bmatrix}$$



$$\begin{array}{c} 3 \times 4 \text{ matrix} \\ \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \mathbf{1} & \mathbf{2} & \mathbf{3} & \mathbf{4} \end{bmatrix} \end{array} \begin{array}{c} 4 \times 5 \text{ matrix} \\ \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot & \mathbf{a} & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \mathbf{b} & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \mathbf{c} & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \mathbf{d} & \cdot \end{bmatrix} \end{array} = \begin{array}{c} 3 \times 5 \text{ matrix} \\ \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & x_{3,4} & \cdot \end{bmatrix} \end{array}$$

$$x_{3,4} = (1, 2, 3, 4) \cdot (a, b, c, d) = 1 \times a + 2 \times b + 3 \times c + 4 \times d.$$

1.3.4. Filtre

1.3.4.1. Filtre liniare

- Din teoria sistemului liniar știm că o imagine $I(i, j)$ poate fi scrisă după cum urmează:

$$I(i, j) = \sum_{k, l} I(k, l) \delta(i - k, j - l). \quad (1.12)$$

- Pentru o transformare liniară invariantă în timp L

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(I)(i, j) &= \sum_{k, l} I(k, l) \mathcal{L}(\delta)(i - k, j - l) \\ &= \sum_{k, l} I(k, l) f(i - k, j - l) \\ &= \sum_{k, l} f(k, l) I(i - k, j - l) \\ &= f * I(i, j), \end{aligned} \quad (1.13)$$

- unde f este numit kernel-ul sau filtru, și transformarea liniară a unei imagini digitale I este convoluția discretă cu nucleul său $f = L(\delta)$.

- În practică, kernel-ul reflectat h definit ca $h(i, j) = f(-i, -j)$, este utilizat de obicei. Prin urmare, ecuația. (1.13) poate fi rescrisă ca

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(I)(i, j) &= f * I(i, j) \\ &= \sum_{k, l} f(k, l) I(i - k, j - l) \\ &= \sum_{k, l} h(k, l) I(i + k, j + l) \\ &= h \bullet I(i, j), \end{aligned} \quad (1.14)$$

- unde $h \bullet I$ este cross-corelare a h și I . Dacă filtrul este simetric, care este adesea eceta, **cross-corelația și convoluția sunt identice**.
- O cross-corelare a unei imagini $I(i, j)$, cu o Kernel-ul h are următoarea semnificație fizică. Kernel-ul h este utilizat ca un **șablon sau mască de imagine care se deplasează peste imagine**. Pentru fiecare pixel în imagine (i, j) , pixel-ul de mască $h(0, 0)$, care de obicei se află în centrul de masca, este suprapusă pe acest pixel (i, j) , și **valorile de șablon și de imagine care corespund aceleși poziții sunt multiplicare**. Apoi, toate aceste valorile sunt sumate.
- De multe ori filtre locale, cu doar **câțiva pixeli în diametru**, sunt folosite. Un exemplu simplu este masca de 3×3 cu valori de $1/9$, la fiecare poziție (Figura 1.11).

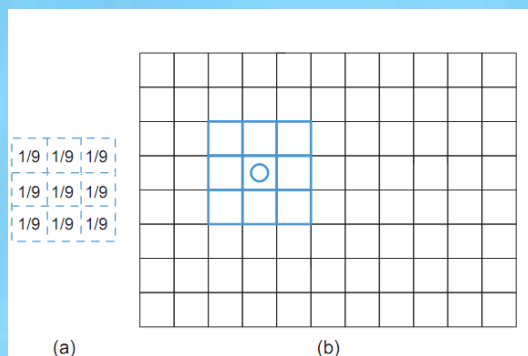


Fig. 1.3. (a) filtru de mediere 3×3 .
(b) Filtrul ca imagine flotantă șablon sau mască.

- Acest filtru **efectuează o mediere pe imagine**, ceea ce face mai netedă și eliminarea unele zgomote. Filtrul oferă aceeași pondere pentru pixel-ul din centru ca la vecinii săi.

- O modalitate mai moale de netezire a imaginii este de a oferi un **pondere mai ridicată pentru pixel-ul din centru și mai puțină pentru pixeli de mai departe de pixel central.**
- Un filtru adecvat pentru această operațiune este funcția Gauss discretizată

$$g(\vec{r}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{(-r^2/2\sigma^2)} \quad \vec{r} = (i, j). \quad (1.15)$$

- Valori mici sunt puse la zero, în scopul de a produce un filtru local (3x3).
- **Transformata Fourier a funcției Gauss este din nou Gaussian.** În domeniul Fourier, convoluția cu un filtru devine multiplicare. Având acest lucru în vedere, este clar că un **filtru gaussian atenuează frecvențele înalte din imagine.**
- Aceste filtre de mediere sunt, prin urmare, de asemenea numite **filtre trece-jos.**
- În contrast, filtrele care **pun accentul pe frecvențe înalte** sunt numite **high-pass filtre.**
- Un filtru high-pass poate fi construit pur și simplu de la un filtru trece-jos prin scăderea unui filtru low-pass g de la filtrul de identitate δ .
- Un filtru high-pass îmbunătățește mici variații în imagine. Se extrag texturi și muchii bine. Un exemplu de filtrare low-pass și high-pass este prezentată în Figura 1.12.

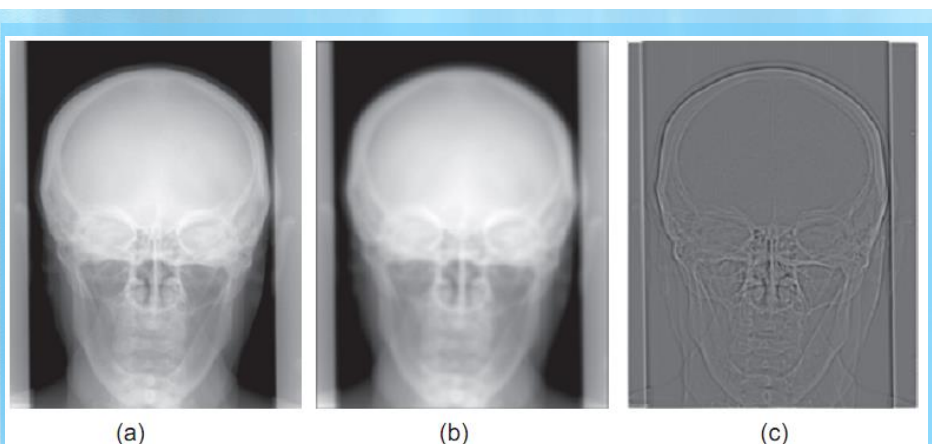


Fig. 1.7. (a) Radiografia craniului. (b) imagine filtrată cu un low-pass filtru Gauss (20×20 pixeli, sigma = 15). (c) imaginiea high-pass filtrată obținută prin scăderea (b) de la (a).

- Alte tipuri de filtre liniare sunt operatori diferențiali, cum ar fi **gradient și Laplacianul**. Cu toate acestea, aceste operațiuni nu sunt definite pe imagini discrete. Deoarece instrumentele diferențierii sunt definite la funcții diferentiabile, calculul se face prin determinarea mai întâi a funcției diferentiabile prin intermediul unui set de date discret. Acest lucru poate fi obținut prin **convoluția imaginii discrete cu o funcție continuă f** . Derivata acestui rezultat este evaluată la punctele (i, j) , a rețelei de discretizare originale. Pentru derivata parțială 1D această secvență de operații poate fi scrisă după cum urmează:

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x} I(i, j) &\approx \left[\frac{\partial}{\partial x} \left(\sum_{k,l} I(k, l) f(x - k, y - l) \right) \right]_{x=i, y=j} \\ &= \left[\sum_{k,l} \frac{\partial f}{\partial x} (i - k, j - l) I(k, l) \right]. \end{aligned} \quad (1.16)$$

- Prin urmare, derivata este aproximată printr-o **convoluție cu un filtru, care este derivata eșantionată a unei funcții diferentiabile $f(r)$** .
- Această procedură poate fi acum utilizată în continuare pentru a aproxima gradientul și Laplacianul unei imagini digitale:

$$\begin{aligned} \nabla I &= \nabla f * I \\ \nabla^2 I &= \nabla^2 f * I, \end{aligned} \quad (1.17)$$

- unde se înțelege că vom folosi convoluția discretă.

- Dacă f este o Gaussian g , următorii operatori de convoluție diferențială se obțin:

$$\nabla g(\vec{r}) = -\frac{1}{\sigma^2} g(\vec{r}) \cdot \vec{r} \quad (1.17)$$

$$\nabla^2 g(\vec{r}) = \frac{1}{\sigma^4} (r^2 - 2\sigma^2) \cdot g(\vec{r}).$$

- Pentru sigma $\sigma = 0,5$, această procedură produce aproximativ următoarele filtre 3×3 (a se vedea figura 1.13):

Gaussian	0.01	0.08	0.01
	0.08	0.64	0.08
	0.01	0.08	0.01

$\frac{\partial}{\partial x}$	0.05	0	-0.05
	0.34	0	-0.34
	0.05	0	-0.05

$\frac{\partial}{\partial y}$	0.05	0.34	0.05
	0	0	0
	-0.05	-0.34	-0.05

∇^2	0.3	0.7	0.3
	0.7	-4	0.7
	0.3	0.7	0.3

(1.17)

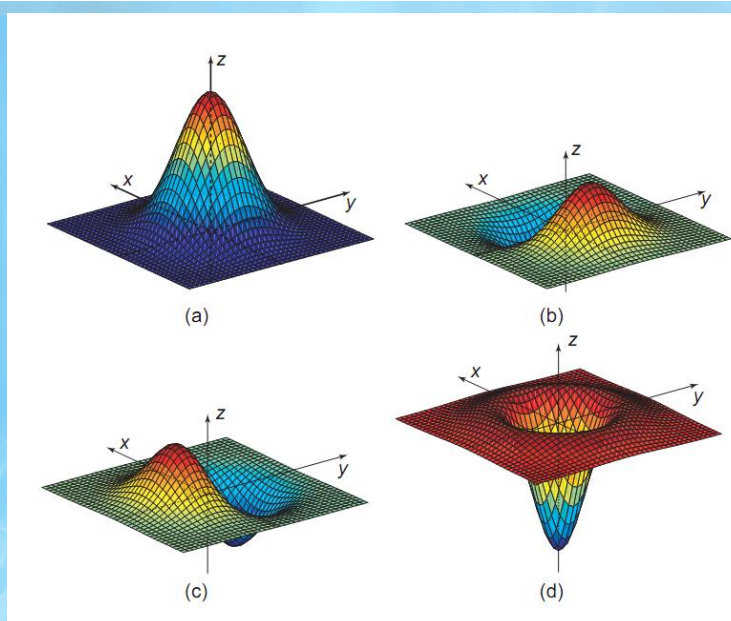


Fig. 1.13. (a) funcție Gauss, (b) derivata de la Gaussian în direcția x, (c) derivata de la Gaussian în direcția y, (d) Laplacian de Gaussian.

- Notăm că, dacă vom calcula convoluția a unei imagini cu un filtru, **este necesar să se extindă imaginea la granițele sale**, deoarece pixeli situați în afara imaginii vor fi adresați de către algoritmul de convoluție.
- Acest lucru este cel mai bine **efectuat într-un mod lin, de exemplu, prin repetarea pixelilor de frontieră**. Dacă nu, artefacte apar la granițe după convoluție.

w_1	w_2	w_3				
w_4	w_5	w_6	i_{13}	i_{14}	i_{15}	i_{16}
w_7	w_8	w_9	i_{23}	i_{24}	i_{25}	i_{26}
	i_{31}	i_{32}	i_{33}	i_{34}	i_{35}	i_{36}
	i_{41}	i_{42}	i_{43}	i_{44}	i_{45}	i_{46}
	i_{51}	i_{52}	i_{53}	i_{54}	i_{55}	i_{56}
	i_{61}	i_{62}	i_{63}	i_{64}	i_{65}	i_{66}

Border problems-Border padding

w_1	w_2	w_3	i_{t3}	i_{t4}	i_{t5}	i_{t6}	i_{tr}
w_4	w_5	w_6	i_{13}	i_{14}	i_{15}	i_{16}	i_{1r}
w_7	w_8	w_9	i_{23}	i_{24}	i_{25}	i_{26}	i_{2r}
i_{3l}	i_{31}	i_{32}	i_{33}	i_{34}	i_{35}	i_{36}	i_{3r}
i_{4l}	i_{41}	i_{42}	i_{43}	i_{44}	i_{45}	i_{46}	i_{4r}
i_{5l}	i_{51}	i_{52}	i_{53}	i_{54}	i_{55}	i_{56}	i_{5r}
i_{6l}	i_{61}	i_{62}	i_{63}	i_{64}	i_{65}	i_{66}	i_{6r}
i_{bl}	i_{b1}	i_{b2}	i_{b3}	i_{b4}	i_{b5}	i_{b6}	i_{br}

Border problems-Zero padding

w_1	w_2	w_3	0	0	0	0	0
w_4	w_5	w_6	i_{13}	i_{14}	i_{15}	i_{16}	0
w_7	w_8	w_9	i_{23}	i_{24}	i_{25}	i_{26}	0
0	i_{31}	i_{32}	i_{33}	i_{34}	i_{35}	i_{36}	0
0	i_{41}	i_{42}	i_{43}	i_{44}	i_{45}	i_{46}	0
0	i_{51}	i_{52}	i_{53}	i_{54}	i_{55}	i_{56}	0
0	i_{61}	i_{62}	i_{63}	i_{64}	i_{65}	i_{66}	0
0	0	0	0	0	0	0	0

37

Border problems-Cyclic padding

w_1	w_2	w_3	i_{63}	i_{64}	i_{65}	i_{66}	i_{61}
w_4	w_5	w_6	i_{13}	i_{14}	i_{15}	i_{16}	i_{11}
w_7	w_8	w_9	i_{23}	i_{24}	i_{25}	i_{26}	i_{21}
i_{36}	i_{31}	i_{32}	i_{33}	i_{34}	i_{35}	i_{36}	i_{31}
i_{46}	i_{41}	i_{42}	i_{43}	i_{44}	i_{45}	i_{46}	i_{41}
i_{56}	i_{51}	i_{52}	i_{53}	i_{54}	i_{55}	i_{56}	i_{51}
i_{66}	i_{61}	i_{62}	i_{63}	i_{64}	i_{65}	i_{66}	i_{61}
i_{16}	i_{11}	i_{12}	i_{13}	i_{14}	i_{15}	i_{16}	i_{11}

38

- Ca o aplicație de filtrare liniară, să discutăm îmbunătățirea marginilor cu ajutorul unei măști de neascuțire. Figura 1.14 prezintă un exemplu.

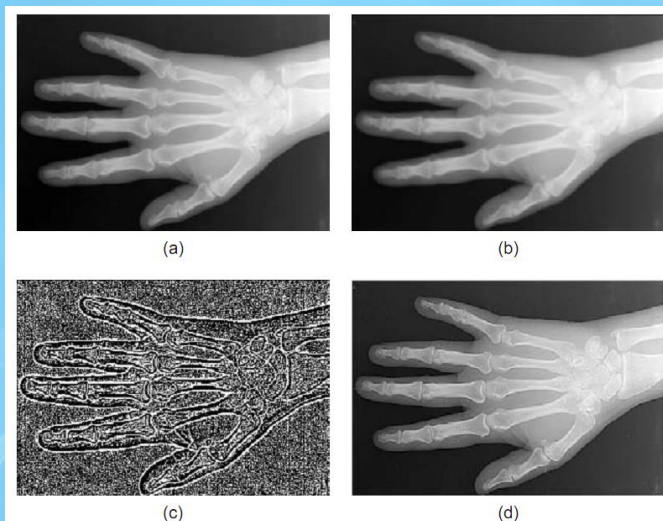
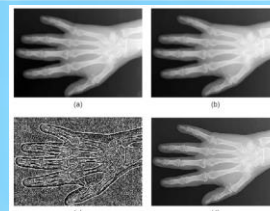


Fig. 1.14. Radiografia unei mâni. (a) Imagine originală I. (b) Imaginea netezită $g * I$ cu filtru g de calculare a mediei 3×3 . (c) Mărgimille (Edges) $1 - g * I$ imaginii. (d) Imagine mascată Unsharp ($\alpha = 5$).

- După cum sa menționat deja, un low-pass filtru g poate fi folosit pentru a împărți o imagine I în două părți: o parte netedă $g * I$, și partea rămasă de frecvențe înalte $I - g * I$, care conține margini în imagine sau detalii de imagine. prin urmare

$$I = g * I + (I - g * I). \quad (1.22)$$



- Notăm, că $I - g * I$ este o aproximare brută (crudă) a Laplacianul de I . Mascare Unsharp îmbunătățește detalii de imagine prin sublinierea părții de înaltă frecvență și atribuind-ui o pondere mai mare. Pentru unii $\alpha > 0$, Imaginea de I' ieșire este dată de

$$\begin{aligned} I' &= g * I + (1 + \alpha)(I - g * I) \\ &= I + \alpha(I - g * I) \\ &= (1 + \alpha)I - \alpha g * I. \end{aligned} \quad (1.23)$$

- Parametrul α controlează puterea de îmbunătățire și parametrul sigma δ este responsabil pentru dimensiunea benzii de frecvență care este îmbunătățită. Valoarea de sigma δ mai mică, mai multă mascare Unsharp se concentrează pe cele mai fine detalii.

1.3.4.2. Filtre neliniare

- Nu orice scop poate fi atins prin utilizarea filtrelor liniare. Multe probleme sunt mai bine soluționate prin metode neliniare. Să considerăm, de exemplu, problema eliminării zgomotului (denoising). După cum sa explicat mai sus, **filtrul de mediere elimină zgomotul în imagine.**
- **Imaginea de ieșire este, însă, mult mai netedă decât imaginea de intrare.** În special, marginile sunt netezite (spălăcite) și pot chiar dispărea. Pentru a evita uniformizare (spălăcire), poate fi, prin urmare, mai bine de a **calcula mediana în loc de valoarea medie într-o fereastră mică în jurul valorii de fiecare pixel.** Această procedură mai bine păstrează marginile
- Figura 1.15 prezintă un exemplu de imagine de cromozom .

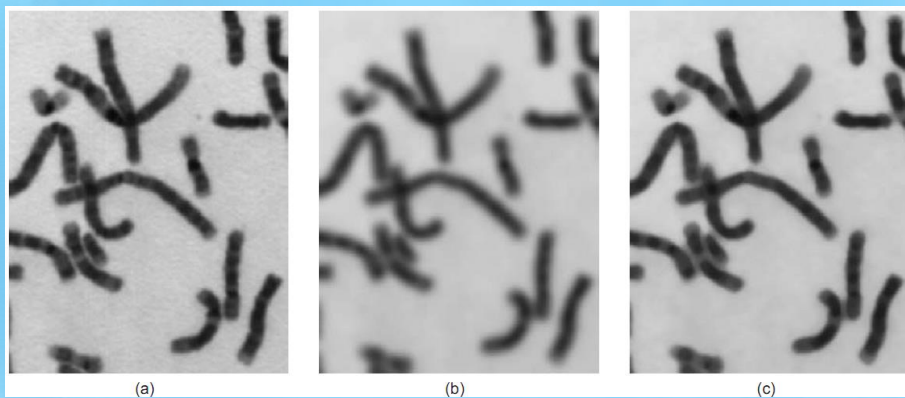


Fig. 1.14. (a) cariotip original (imagine cromozom). (b) Imagine netezită cu un filtru Gaussian. (c) Imagine filtrat cu un filtru median.

1.3.4.3. Procesarea multiscalară a imaginii

- Transformările valoarea de gri (Figura 1.6), cum ar fi procesare fereastra / nivel pe scară largă, **creșterea contrastul într-o subcategorie a scării de valori gri**. Acestea sunt destul de utile pentru obiecte low-contrast situate în banda de valori gri îmbunătățită. **Din păcate, caracteristici în afara acestui interval de valori gri sunt atenuate în loc de consolidate**. În plus, transformări de valoare gri, nu face uz de relațiile spațiale, relație între pixelii obiectului și, prin urmare, în mod egal **sporește caracteristicile semnificative și cele lipsite de sens**, cum ar fi zgomotul.
- Operațiuni spațiale depășesc această problemă. Operațiuni diferențiale, cum ar fi de mascare Unsharp (Figura 1.14), sporirea variațiilor valorilor gri sau marginilor, alte operațiuni, cum ar fi o mediere spațială și filtrare de mediană, reduc zgomotul. Cu toate acestea, ele **se concentrează pe caracteristicile de dimensiuni speciale din cauza dimensiunilor fixe de masca, care este un parametru care trebuie să fie ales**.

- Figura 1.16 prezintă efectul de dimensiune a filtrului pentru unsharp masking. **Folosind un filtru low-pass, imaginea este împărțită într-o parte low pass și într-o parte rămasă high-pass parte**. Apoi, partea de high-pass este accentuată, ambele părți sunt adăugate din nou (ec. (1.23)), iar rezultatul este normalizat pentru gama disponibilă

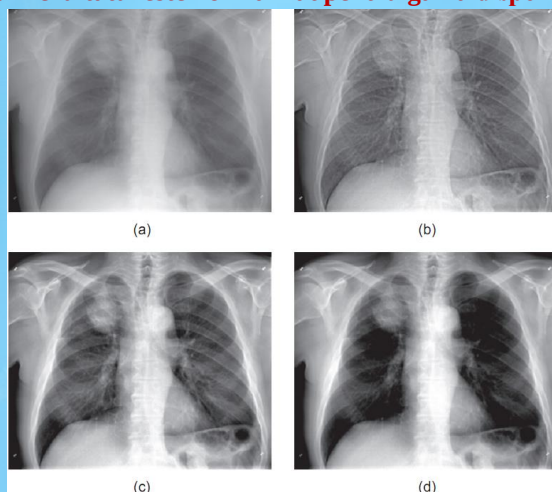
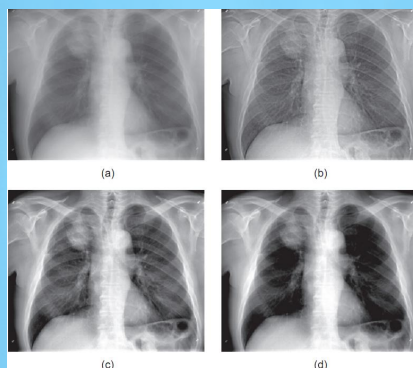
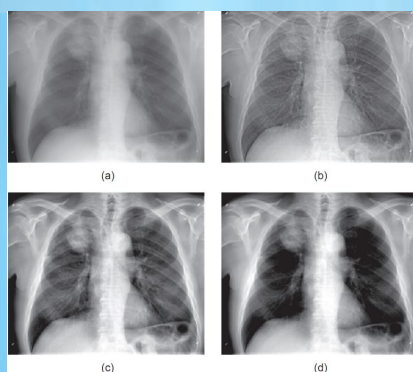


Fig. 1.16. Efectul de dimensiune a filtrului în mascare Unsharp. (a) Original imagine (1024×1248 pixeli). Unsharp mascare cu o dimensiune filtru (b) 10, (c) 60, și (d) 125. Imagine (b) prezintă detalii fine îmbunătățite dar o reducere globală a contrastului. În imagine (d), la scară largă, care variații corespund la plămâni și mediastinului, sunt îmbunătățite, și de cele mai multe micile detalii sunt suprimate. Imagine (c) prezintă un caz undeva între (b) și (d).



- Dacă mărimea filtrului este mică, această procedură pune accentul pe caracteristici scară mică și suprimă variații în valoarea de gri, care se extind peste zone mai mari în imagine.
- sunt ușor perceptibile.



- Cu un filtru de dimensiuni mari, caracteristici de imagine sunt îmbunătățite la cheltuiala de detalii mici. Cu această metodă, sunt următoarele problem întâlnite.
 1. exploatarea (operarea) imaginii este acordată la o anumită bandă de frecvență, care este predeterminată de alegerea de dimensiune a filtrului. Cu toate acestea, informații de diagnostic sunt disponibile la orice scară, în imagine și nu este limitată la o anumită bandă de frecvență.
 2. variații în valoarea de gri în banda de frecvențe selectată se intensifică în mod egal. Acest lucru este de dorit pentru caracteristici de contrast scăzut, dar inutile pentru caracteristici cu contrast ridicat care sunt ușor perceptibile.

- Este clar că este nevoie de o metodă, care este independentă de întinderea spațială sau caracteristici imagine și subliniază amplitudinea numai caracteristicilor cu contrast redus. **Procesarea multiscalară a imaginii a fost studiată extensiv**, nu numai de savanți din domeniul științei calculatoarelor, dar, de asemenea, de către neurophysiologists.
- Este bine cunoscut că sistemul vizual uman face uz de o abordare multiscalară. Cu toate acestea, această teorie este dincolo de sfera de aplicare a acestui curs.