Processamento Digital de Imagens

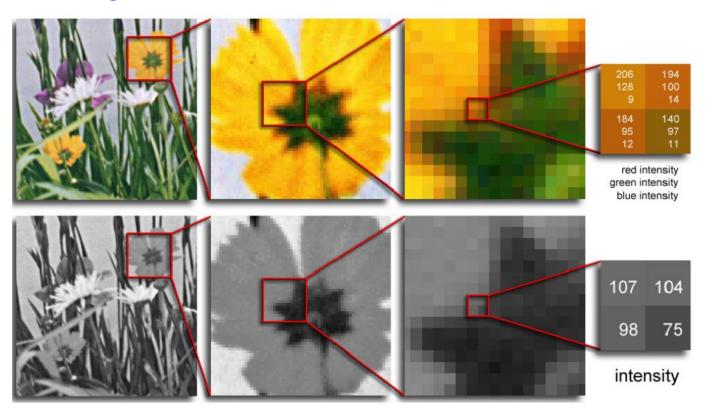
Operações Pontuais e Filtros Espaciais

Agenda

- RGB e Escala de Cinza
- Transformação RGB -> Grayscale
- Histograma
- Transformações
- Filtros Espaciais

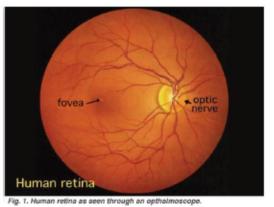
RGB e Escala de Cinza - Revisão

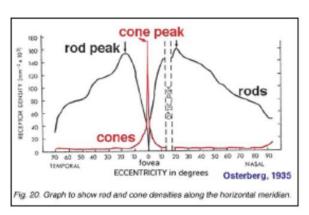
 Imagens podem ter múltiplas representações em diferentes comprimentos do espectro eletromagnético



Transformação – RGB -> Grayscale - Revisão

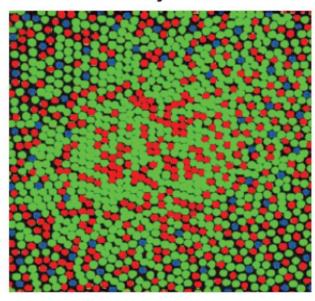
- Podemos aplicar duas transformações básicas RGB -> Grayscale
 - Conversão Básica
 - I = (R + G + B) / 3
 - Conversão Ponderada
 - I = R * 0.299 + G * 0.587 + B * 0.114
 - Justificativa





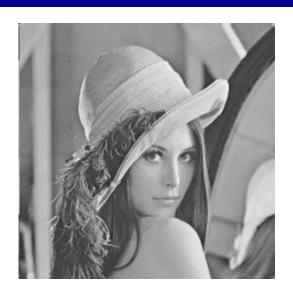
fóvea é a região central da retina do olho humano onde se concentram os cones e onde se forma a imagem que será transmitida ao cérebro

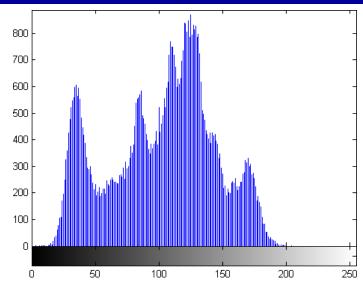
cone density near fovea



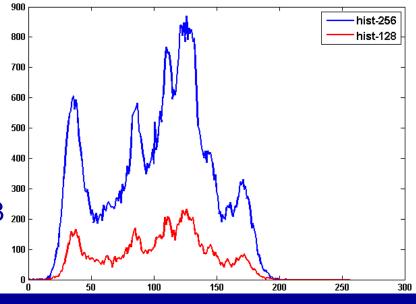
- Indica o percentual de pixels que a imagem tem de um determinado nível de cinza ou cor
- O histograma de uma imagem cinza é uma função discreta h(l) (vetor) que produz o número de ocorrências de cada nível de cinza

```
    O <= | <= 2b - 1 na imagem</li>
    Pseudocódigo para calcular o histograma
        Início
        h(f(x,y))) = 0; {zera contadores de nív. de cinza }
        Para cada valor f(x,y) faça
        h(f(x,y)) = h(f(x,y)) + 1
        Fim-Para
        Fim
```





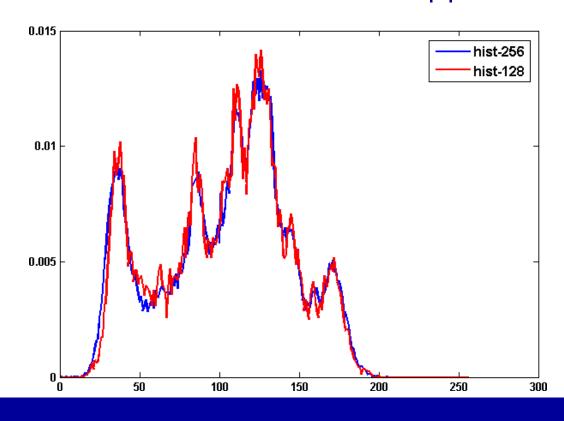
Histogramas da imagem lenna em resoluções de 256x256 e 128x128 200



O histograma normalizado h(l) / |l| representa a distribuição de probabilidade dos valores dos pixels, sendo que l é a imagem e |.| a cardinalidade

Seja uma imagem 256x256 com 870 valores com intensidade de 140

$$|h(I)| = \frac{h(I)}{|I|} = \frac{870}{256 * 256} = 0,013$$



- Sua informação é invariante com as operações de rotação e translação
- Podemos considerar um histograma para cada banda espectral ou um histograma 3-D, por exemplo, referente às componentes RGB de uma imagem colorida

Propriedades

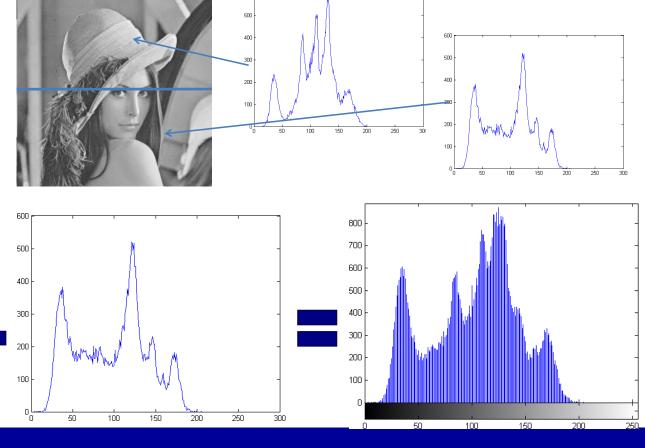
- A informação espacial é perdida, apenas contém a quantidade de pixels com um determinado valor
- A pdf (probability density function) da imagem é obtida dividindo o histograma pela sua área
- Se a imagem for construída por duas ou mais regiões disjuntas, o histograma pode ser obtido através da soma dos histogramas destas regiões

• Propriedades (cont.)

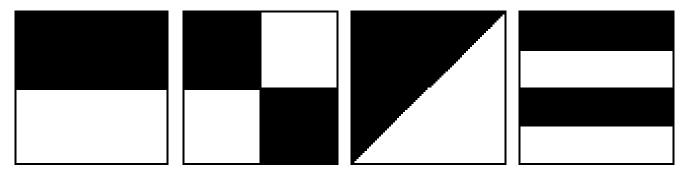
 Se a imagem for construída por duas ou mais regiões disjuntas, o histograma pode ser obtido através da soma dos histogramas destas

regiões

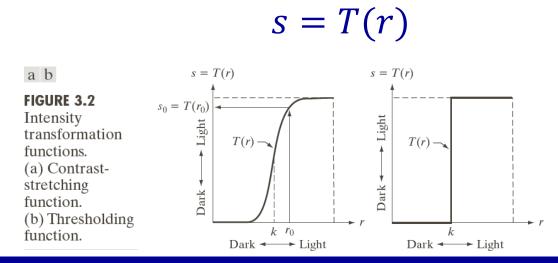
100 |



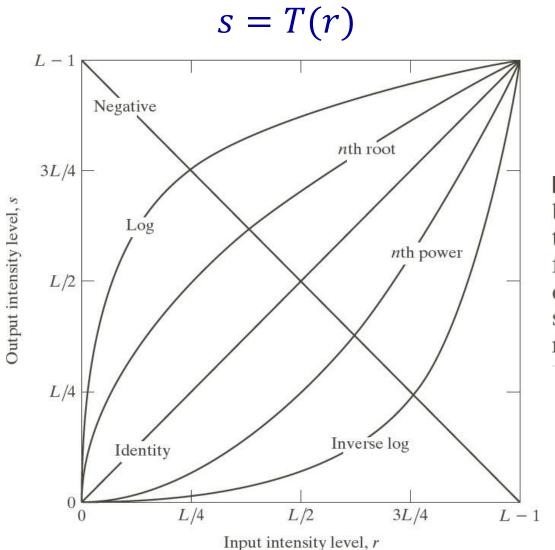
- Propriedades (cont.)
 - Uma imagem possui apenas um histogramas porém um histograma pode pertencer a mais de uma imagem



- Operadores ponto a ponto
- Independem da localização dos pixels na imagem
- Em termos de implementação, podem ser representadas por look-up-tables (LUT)
- Transformam um pixel de nível de cinza gi em um nível de cinza gf



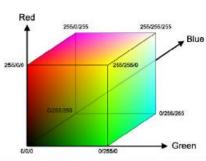
onde s é a imagem de saída, r a imagem de entrada e T é a função de transformação



basic intensity transformation functions. All curves were scaled to fit in the range shown.

Negativo

$$s = T(r) = L - 1 - r = 255 - r$$





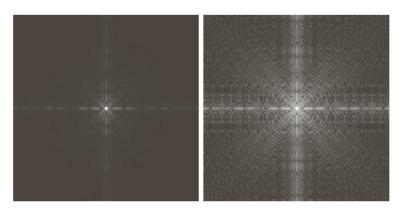


Logarítmica

$$s = T(r) = s = c \log (1 + r)$$

c é uma constante e considera-se que r ≥ 0

 Essa transformação mapeia uma faixa estreita de baixos valores de intensidade de entrada em uma faixa mais ampla de níveis de saída



a b

FIGURE 3.5

(a) Fourier spectrum. (b) Result of applying the log transformation in Eq. (3.2-2) with c = 1.

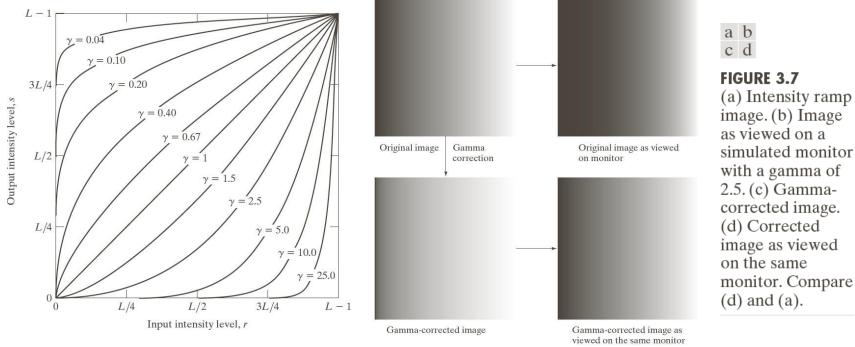
- Na imagem, os valores variando de 0 a 1,5 x 10^6
- Aplicando a transformação para um ajuste de 8 bits, com c = 1 neste caso, aos valores do espectro, a faixa de valores do resultado passa a ser de 0 a 6,2

Potência (gamma)

$$s = cr^{\gamma}$$

c é uma constante e considera-se que r ≥ 0 e γ sendo um valor positivo constante

Essa transformação mapeia uma faixa estreita de baixos valores de intensidade de entrada em uma faixa mais ampla de níveis de saída



Potência (gamma)

$$s = cr^{\gamma}$$

c é uma constante e considera-se que $r \ge 0$ e γ sendo um valor positivo constante

 Essa transformação mapeia uma faixa estreita de baixos valores de intensidade de entrada em uma faixa mais ampla de níveis de saída



original

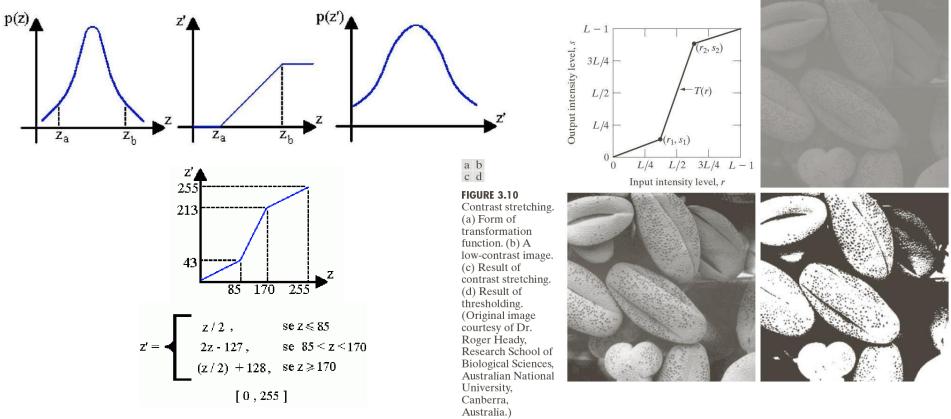


 $\gamma = 1/2$



 $\gamma = 1/4$

- Lineares alargamento de contraste
 - Adequada para imagens com histogramas de forma gaussiana ou quase-gaussiana



- Lineares alargamento de contraste
 - Adequada para imagens com histogramas de forma gaussiana ou quase-gaussiana





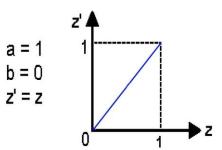


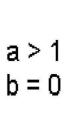


Lineares – contraste e brilho

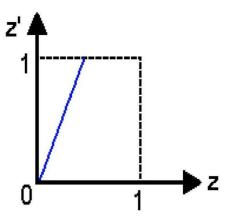
$$s = ar + b$$

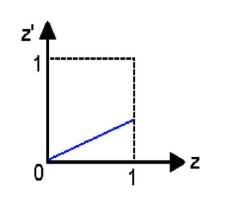
Onde a diz respeito ao contraste e b diz respeito ao brilho





a < 1 b = 0





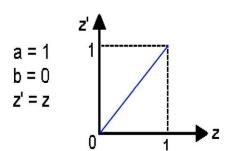


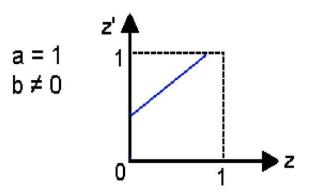


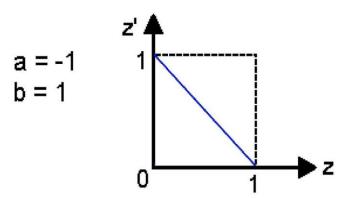
Lineares – contraste e brilho

$$s = ar + b$$

Onde *a* diz respeito ao contraste e *b* diz respeito ao brilho













Lineares – limiar

$$S = \begin{cases} 0, se \ r \le a \end{cases} \Big|_{k, se \ r > a} = \begin{cases} 0, se \ r \le a \end{cases} \Big|_{k, se \ z \ge a}$$

Onde a diz respeito ao limiar

$$a = 127$$



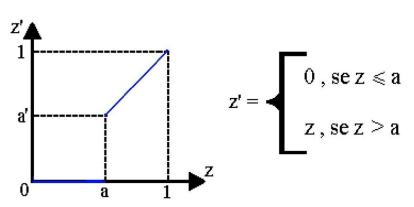


Lineares – limiar (com fundo)

$$s = \begin{cases} 0, se \ r \le a \\ k, se \ r > a \end{cases}$$

Onde *a* diz respeito ao limiar

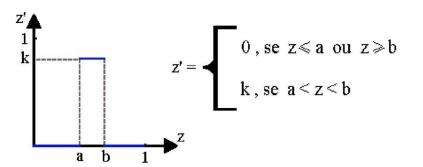
$$a = 127$$

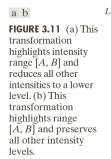


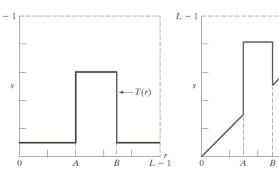




Lineares – limiar (com fatiamento por plano)









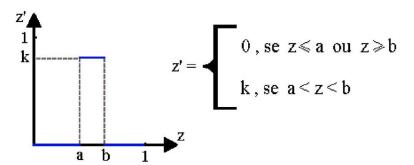




a b c

FIGURE 3.12 (a) Aortic angiogram. (b) Result of using a slicing transformation of the type illustrated in Fig. 3.11(a), with the range of intensities of interest selected in the upper end of the gray scale. (c) Result of using the transformation in Fig. 3.11(b), with the selected area set to black, so that grays in the area of the blood vessels and kidneys were preserved. (Original image courtesy of Dr. Thomas R. Gest, University of Michigan Medical School.)

Lineares – limiar (com fatiamento por plano)



$$a = 127 e b = 200, com k = 255$$

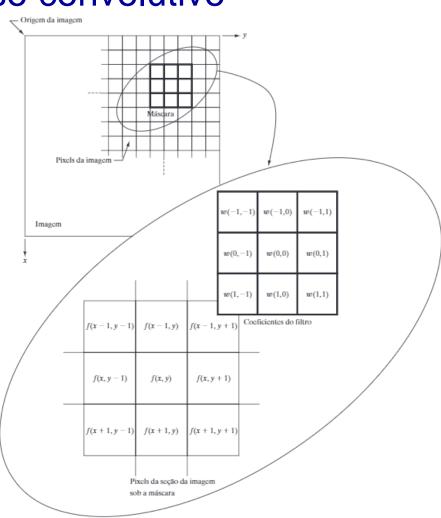




- Baseia-se em um processo convolutivo
 - Necessário uma máscara
 - Ou kernel

$$g(x,y) = \sum_{s=-a}^{a} \sum_{t=-b}^{b} w(s,t) f(x+s,y+t)$$

- A uma diferença entre
 - Convolução
 - Correlação

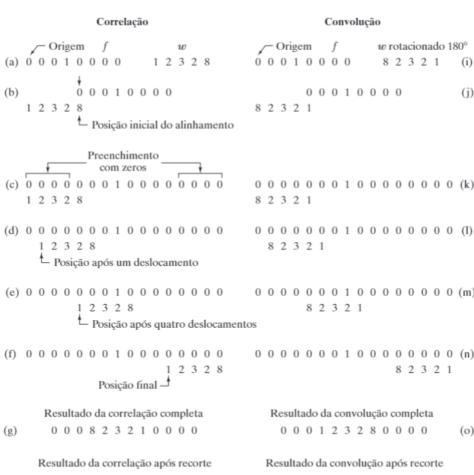


Baseia-se em um processo convolutivo

(h)

0 8 2 3 2 1 0 0

- A uma diferença entre
 - Convolução
 - Kernel rotacionado em 180º
 - Correlação
 - Correlação é o processo de mover uma máscara de filtro sobre uma imagem e computar a soma de produtos em cada posição



0 1 2 3 2 8 0 0

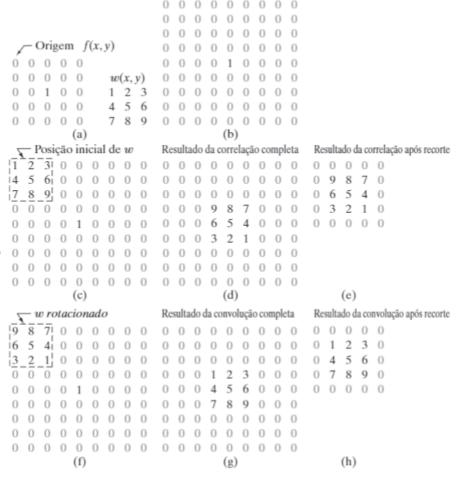
Baseia-se em um processo convolutivo

- A uma diferença entre
 - Convolução
 - Kernel rotacionado em 180º

$$w(x, y) * f(x, y) = \sum_{s=-at=-b}^{a} \sum_{t=-b}^{b} w(s, t) f(x-s, y-t)$$

Correlação

$$w(x, y) \circ f(x, y) = \sum_{s=-at=-b}^{a} \sum_{t=-a}^{b} w(s, t) f(x+s, y+t)$$



f preenchida com zeros

Mascarás e aplicações

- A geração requer a especificação de mn coeficientes do filtro
 - Esses coeficientes são especificados levando em consideração que o papel do filtro é calcular a soma de produtos dos coeficientes com as intensidades de pixels
- Por exemplo, supor que queiramos substituir os pixels de uma imagem pela intensidade média de uma vizinhança 3x3 centrada nesses pixels
 - O valor médio é a soma dos nove valores de intensidade dividido por 9, ou seja

$$R = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^{9} z_i$$

 Em outras aplicações, temos uma função contínua de duas variáveis, e o objetivo é obter uma máscara baseada nessa função. Por exemplo, a função Gaussiana de duas variáveis tem a forma

$$h(x, y) = e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}$$

onde σ é o desvio padrão

- Para gerar uma máscara 3x3 dessa função, fazemos a amostragem dessa função em torno do centro
 - w1=h(-1,-1), w2=h(-1,0),..., w9=h(1,1).

Mascarás e aplicações

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \dots + w_{mn} z_{mn}$$

$$= \sum_{k=1}^{mn} w_k z_k$$

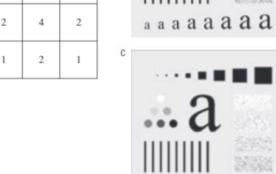
$$= w^T z$$

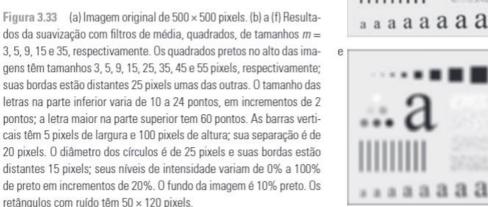
$$- Suavização$$

2			
а	1	1	1
$\frac{1}{9}$ ×	1	1	1
	1	1	1

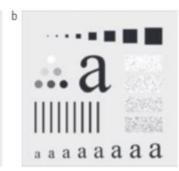
retângulos com ruído têm 50 x 120 pixels.

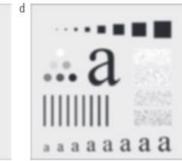
b			
5	1	2	1
$\frac{1}{16} \times$	2	4	2
	1	2	1













Mascarás e aplicações

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \dots + w_{mn} z_{mn}$$

$$= \sum_{k=1}^{mn} w_k z_k$$

$$= w^T z$$

- Suavização

а	1	1	1
$\frac{1}{9}$ ×	1	1	1
	1	1	1

b	1	2	1
$\frac{1}{16}$ ×	2	4	2
	1	2	1

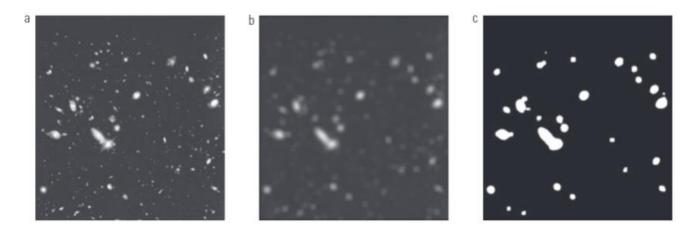


Figura 3.34 (a) Imagem de 528 × 485 pixels obtida com o telescópio espacial Hubble. (b) Imagem filtrada com um filtro de média de tamanho 15 × 15. (c) Resultado da limiarização de (b). (Imagem original: cortesia da Nasa.)

Mascarás e aplicações

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \dots + w_{mn} z_{mn}$$

$$= \sum_{k=1}^{mn} w_k z_k$$

$$= w^T z$$

- Filtros estatísticos (não lineares)
 - São filtros espaciais não-lineares cuja resposta é baseada na ordenação (ranking) dos pixels contidos na área de imagem enquadrada pelo filtro, e então substituir o valor do pixel central com o valor determinado pelo resultado do ranking
 - O filtro mais conhecido nessa categoria é o filtro da mediana, que substitui o valor de um pixel pela mediana dos valores de intensidade na vizinhança do pixel
 - Os filtros de mediana são populares porque para certos tipos de ruído, eles produzem excelente capacidade de redução, com consideravelmente menos borramento que os filtros lineares de mesmo tamanho
 - Os filtros de mediana são particularmente efetivos na presença de ruídos impulsivos, também, chamados de ruídos sal-e-pimenta (salt-and-pepper noise), devido a aparência de pontos brancos e pretos sobrepostos na imagem

Mascarás e aplicações

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \dots + w_{mn} z_{mn}$$
$$= \sum_{k=1}^{mn} w_k z_k$$
$$= w^T z$$

- Filtros estatísticos (não lineares) Mediana
 - A mediana, x , de um conjunto de valores é tal que metade dos valores do conjunto são abaixo ou igual a x , e metade são acima ou igual a x
 - Para realizar a filtragem da mediana num ponto da imagem, primeiro ordenamos os valores dos pixels na vizinhança, determinamos a sua mediana, e atribuímos aquele valor ao pixel correspondente na imagem filtrada
 - Por exemplo, numa vizinhança 3x3 a mediana é o quinto maior valor; numa vizinhança 5x5, é o 130 valor; e assim por diante
 - Supondo que a vizinhança 3x3 tem valores (10,20,20,20,15,20,20,25,100)
 - Esses valores ordenados são (10,15,20,20,20,20,20,25,100), o que resulta na mediana 20

Mascarás e aplicações

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \dots + w_{mn} z_{mn}$$

$$= \sum_{k=1}^{mn} w_k z_k$$

$$= w^T z$$

Suavização e Mediana

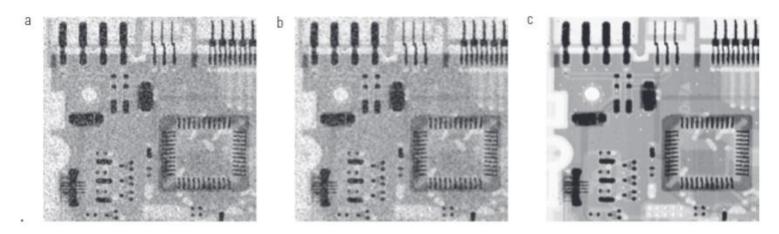


Figura 3.35 (a) Imagem de raios X de uma placa de circuito corrompida pelo ruído sal e pimenta. (b) Redução de ruído com um filtro de média 3 × 3. (c) Redução de ruído com um filtro de mediana 3 × 3. (Imagem original: cortesia do Sr. Joseph E. Pascente, Lixi, Inc.)

Mascarás e aplicações

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \dots + w_{mn} z_{mn}$$

$$= \sum_{k=1}^{mn} w_k z_k$$

$$= w^T z$$

- Outros filtros estatísticos
 - Embora a mediana seja um filtro mais usado em processamento de imagens, existem outros filtros, como o filtro do máximo, e o filtro do mínimo
 - O filtro do máximo (max filter) encontra o ponto mais brilhante. A resposta de um filtro 3x3 é dada por

$$R = max\{z_k \mid k = 1, 2, ..., 9\}$$

O filtro do mínimo (min filter) é oposto ao máximo.

Mascarás e aplicações

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \dots + w_{mn} z_{mn}$$
$$= \sum_{k=1}^{mn} w_k z_k$$
$$= w^T z$$

- Sharpening
 - O principal objetivo do sharpening é acentuar transições na intensidade
 - O uso de sharpening de imagens inclui aplicações desde a impressão eletrônica, imagens médicas até inspeção industrial e automação em sistemas militares
 - Como a suavização de imagens é realizada usando a média, que é análoga à integração, o sharpening é realizado por diferenciação

Mascarás e aplicações

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \dots + w_{mn} z_{mn}$$
$$= \sum_{k=1}^{mn} w_k z_k$$
$$= w^T z$$

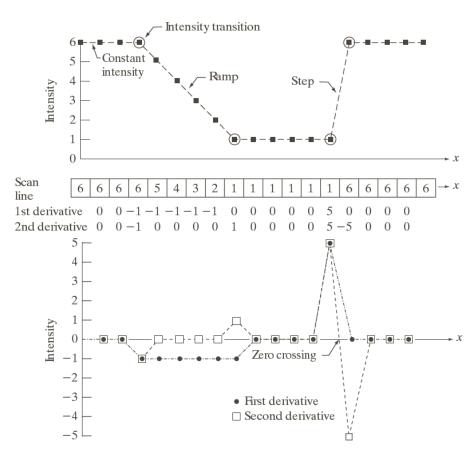
- Sharpening Fundamentação
 - As derivadas de uma função digital são definidas em termos de diferenças
 - Existem várias formas de definir essas diferenças, mas
 - a primeira derivada deve ser
 - » (1) zero em áreas de intensidade constante
 - » (2) não-zero no começo de um degrau de intensidade ou de rampa
 - » (3) não-zero em rampas
 - e a segunda derivada deve ser
 - » (1) zero em áreas constantes
 - » (2) não-zero no início e fim de um degrau de intensidade ou de rampas
 - » (3) zero ao longo de rampas de inclinação constante

- Mascarás e aplicações
 - Sharpening Fundamentação
 - A derivada de segunda ordem de f(x) é a diferença

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2f(x)$$

Ilustra essas duas derivadas

FIGURE 3.36
Illustration of the first and second derivatives of a 1-D digital function representing a section of a horizontal intensity profile from an image. In (a) and (c) data points are joined by dashed lines as a visualization aid.



Mascarás e aplicações

- Sharpening Laplaciano
 - Estamos interessados em filtros isotrópicos, ou invariantes a rotação, para sharpening
 - O Laplaciano é um operador derivativo isotrópico, que para uma função de duas dimensões f(x,y) é definido como

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

- Como derivadas de qualquer ordem são operações lineares, o Laplaciano é um operador linear.
- De forma discreta usamos a equação 3.6-2, com duas variáveis

- Mascarás e aplicações
 - Sharpening Laplaciano
 - A definição básica da derivada de primeira ordem e uma função unidimensional f(x) é a diferença

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(x+1) - f(x)$$

 A derivada é parcial para usar a mesma notação quando considermos função de duas variáveis f(x,y)

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y)$$

Portanto o Laplaciano é dado por

$$\nabla^2 f(x, y) = f(x, y+1) + f(x, y-1) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y)$$

- Mascarás e aplicações
 - Sharpening Laplaciano

$$\nabla^2 f(x, y) = f(x, y+1) + f(x, y-1) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y)$$

0	1	0	1	1	1
1	-4	1	1	-8	1
0	1	0	1	1	1
0	-1	0	-1	-1	-1
-1	4	-1	-1	8	-1
0	-1	0	-1	-1	-1

a b c d

FIGURE 3.37

(a) Filter mask used to implement Eq. (3.6-6).
(b) Mask used to implement an extension of this equation that includes the diagonal terms.
(c) and (d) Two other implementations of the Laplacian found frequently in practice.

Mascarás e aplicações

- Sharpening Laplaciano
 - Devido o Laplaciano ser um operador derivativo, o seu uso realça as descontinuidades de intensidade numa imagem e desenfatiza regiões com níveis de intensidade que variam lentamente.
 - Isso tende a produzir imagens que tenham linhas de arestas e outras descontinuidades, superpostas no fundo escuro
 - Os fatores de fundo podem ser recuperados, mantendo os efeitos do Laplaciano, simplesmente adicionando a imagem Laplaciana à imagem original
 - É importante considerar que máscara de Laplaciano é usada
 - Se a máscara usada tem o coeficiente central negativo, então subtrai-se a imagem Laplaciana para obtenção do resultado:

$$g(x, y) = f(x, y) + c \left[\nabla^2 f(x, y) \right]$$

onde f(x,y) e g(x,y) são as imagens de entrada e realçada, respectivamente

• A constante é c = -1 se os filtros Laplacianos são da Fig.3.37 (a) ou (b); e c = 1, caso sejam usados os outros dois filtros.

- Mascarás e aplicações
 - Sharpening Laplaciano

$$\nabla^2 f(x, y) = f(x, y+1) + f(x, y-1) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y)$$
$$g(x, y) = f(x, y) + c \Big[\nabla^2 f(x, y) \Big]$$



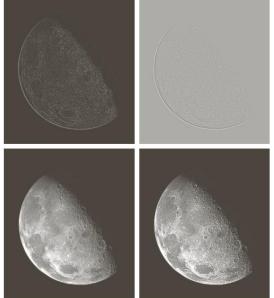
a	b
С	d

FIGURE 3.37 (a) Filter mask used to implement Eq. (3.6-6). (b) Mask used to implement an extension of this equation that includes the diagonal terms. (c) and (d) Two other implementations of the Laplacian found

frequently in

practice.

0	1	0	1	1	1
1	-4	1	1	-8	1
0	1	0	1	1	1
0	-1	0	-1	-1	-1
-1	4	-1	-1	8	-1
0	-1	0	-1	-1	-1



a b c d e FIGURE 3.38 (a) Blurred image of the North Pole of the moon. (b) Laplacian without scaling. (c) Laplacian with scaling. (d) Image sharpened using the mask in Fig. 3.37(a). (e) Result of using the mask in Fig. 3.37(b). (Original image courtesy of

NASA.)

Mascarás e aplicações

- Sharpening Unsharp Masking e Highboost Filtering
 - O processo usado por muitos anos em indústrias de impressão e publicação para o realce de imagens consiste na subtração de uma imagem em versão suavizada (unsharped, smoothed) da imagem original
 - Esse processo chamado unsharp masking consiste nos seguintes passos:
 - Borrar a imagem original $\overline{f}(x, y)$
 - Subtrair a imagem borrada da original (a diferença resultante é chamada de máscara)
 - Adicionar a máscara à original
 - Chamando de $\overline{f}(x,y)$ a imagem borrada, o *unsharp masking* é expresso como $g_{mask}(x,y) = f(x,y) \overline{f}(x,y)$
 - Então é adicionada uma porção ponderada da máscara à imagem original

$$g(x, y) = f(x, y) + k.g_{mask}(x, y)$$

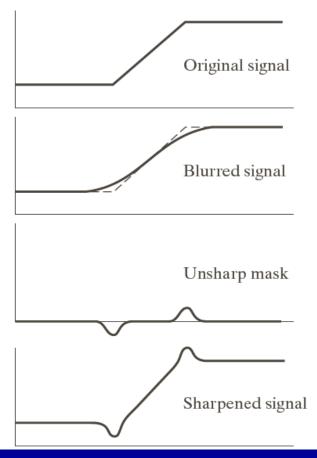
- onde um peso k positivo foi incluso para generalização
- Quando k = 1, tem-se o unsharp masking definido anteriormente
- Quando k > 1, o processo é referido como highboost filtering
- Se k<1 enfatiza-se pouco a contribuição da máscara

- Mascarás e aplicações
 - Sharpening Unsharp Masking e Highboost Filtering

Suavização $\overline{f}(x, y)$

$$g_{mask}(x, y) = f(x, y) - \overline{f}(x, y)$$

$$g(x, y) = f(x, y) + k.g_{mask}(x, y)$$



a b c

FIGURE 3.39 1-D illustration of the mechanics of unsharp masking. (a) Original signal. (b) Blurred signal with original shown dashed for reference. (c) Unsharp mask. (d) Sharpened signal, obtained by adding (c) to (a).

Mascarás e aplicações

Sharpening – Unsharp Masking e Highboost Filtering











- Imagem original
- b) Resultado de borramento com filtro Gaussian
- c) Máscara (unsharp mask)
- d) Resultado de unsharp masking k = 1
- e) Resultado de highboost filtering k > 1

$$g(x, y) = f(x, y) + k.g_{mask}(x, y)$$

FIGURE 3.40

- (a) Original image.
- (b) Result of blurring with a
- Gaussian filter. (c) Unsharp
- mask. (d) Result of using unsharp masking.
- (e) Result of using highboost filtering.

Mascarás e aplicações

- Sharpening (borda) Usando Gradiente
 - Para uma função f(x,y) o gradiente é definido como

$$\nabla f \equiv grad(f) \equiv \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

- Esse vetor tem a propriedade de apontar para a direção da maior taxa de variação de f na posição (x,y)
- A magnitude do vetor gradiente é denotado por M(x,y), onde

$$M(x, y) = mag(\nabla f) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$$

é o valor em (x,y) da taxa de mudança na direção do vetor gradiente.

- Como os componentes do vetor gradiente são derivadas, eles são operadores lineares
 - Contudo, a magnitude desse vetor não é operador linear devido ao uso da raiz quadrada
- Por outro lado, as derivadas parciais da eq. 1 não são invariantes à rotação (isotrópicas), mas a magnitude do vetor gradiente é
- Em algumas implementações, é mais adequado computacionalmente aproximar as operações quadrado e raiz quadrada por valores absolutos

$$M(x, y) \approx |g_x| + |g_y|$$

Mascarás e aplicações

- Sharpening (borda) - Usando Gradiente $\nabla f = grad(f) = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$ $M(x, y) = mag(\nabla f) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$ $M(x, y) \approx |g_x| + |g_y|$

z_1	z_2	z_3
Z4	Z 5	Z ₆
z ₇	z_8	Z 9

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

a b c d e		-1	0	0	-1	
FIGURE 3.41 A 3 × 3 region of an image (the zs are intensity		0	1	1	0	
values). (b)–(c) Roberts cross gradient operators. (d)–(e) Sobel operators. All the mask coefficients sum to zero, as expected of a derivative operator.	-1	-2	-1	-1	0	1
	0	0	0	-2	0	2
	1	2	1	-1	0	1

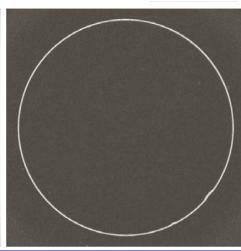


FIGURE 3.42 (a) Optical image of contact lens

(note defects on the boundary at 4 and 5 o'clock). (b) Sobel gradient. (Original image courtesy of Pete Sites, Perceptics Corporation.)