

Seminário Final - Restauração de Imagens

Victor Augusto Alves Catanante

Professora: Dra. Maria Cristina Ferreira de Oliveira
Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação

Universidade de São Paulo

São Carlos
Junho de 2018

- 1 Introdução
- 2 Filtragem Inversa
- 3 Deconvolução de Wiener
- 4 Algoritmo Iterativo de Van Cittert
- 5 Algoritmo Iterativo de Landweber
- 6 Algoritmo Iterativo de Richardson-Lucy
- 7 Algoritmo Iterativo de Mapas de Poisson
- 8 Filtros Laplacianos
- 9 Referências

Restauração de Imagens [6]:

- Processo de melhoria da imagem;
- Conhecimento *a priori* sobre o processo de degradação;
- Formulação de um critério de otimalidade para estimar o resultado;
- Tentativas de modelagem e inversão da degradação, caso não existam informações.

Relevância para o escopo do projeto de pesquisa:

- Segundo objetivo após a segmentação das regiões com desfoque;
- Obtenção de versões ótimas das imagens de microscopia;
- Estimativa da profundidade de cada região.

Filtragem Inversa [6]

- Degradação causada por um processo linear;
- Imagem degradada descrita por uma convolução da função de espalhamento de ponto (PSF) com a imagem original;
- Estimativa: convolução da imagem g com a função inversa de h .

$$g(\alpha, \beta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) h(x, \alpha, y, \beta) dx dy \quad (1)$$

Filtragem Inversa

- Na prática: PSF pode ser uma matriz singular (não admite inversa);
 - Solução: realizar a deconvolução no domínio de Fourier;
 - Multiplicação de matrizes (operação relativamente simples);
 - Procedimento mais rápido;
- Deconvolução no domínio de Fourier: possível divisão por zero;
 - Solução: ponderar os zeros da PSF;
 - Igualar os mesmos a um;
 - Primeiro zero após o máximo: não realizar convolução.

$$\hat{F}(u, v) = \begin{cases} \frac{\hat{G}(u, v)}{\hat{H}(u, v)} & \text{if } u < u_0 \text{ and } v < v_0 \\ \hat{G}(u, v), & \text{if } u \geq u_0 \text{ and } v \geq v_0 \end{cases} \quad (2)$$

Deconvolução de Wiener [6]

- Processo que leva em consideração os possíveis níveis de ruído;
- Identificar a imagem aproximada $\hat{f}(r)$ que minimiza a equação 3:

$$e^2 \equiv E\{[f(r) - \hat{f}(r)]^2\} \quad (3)$$

Deconvolução de Wiener

Deconvolução de Wiener [6]

- Restrição de que $\hat{f}(r)$ é uma função linear da imagem degradada $g(r)$;
- Validade da restrição: degradação linear;
- Função linear $\hat{f}(r)$ dos tons de cinza da imagem degradada (equação 4):

$$\hat{f}(r) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} m(r, r') g(r') dr' + \nu(r) \quad (4)$$

onde g , f e ν podem ser tomados como campos aleatórios e $m(r, r')$ é a função que pondera qual o tom de cinza da imagem g na posição r' afeta o valor de \hat{f} na posição r .

Deconvolução de Wiener

Deconvolução de Wiener [6]

Função $m(r, r')$ no domínio de Fourier (equação 5):

$$\hat{M}(u, v) = \frac{\hat{H}^*(u, v)}{|\hat{H}(u, v)|^2 + \frac{S_{vv}(u, v)}{S_{ff}(u, v)}} \quad (5)$$

onde \hat{M} é a função m , \hat{H} é a PSF e \hat{H}^* é o conjugado complexo da PSF, todos no domínio de Fourier. S_{vv} e S_{ff} são as densidades espectrais do campo de ruído e da imagem não degradada, respectivamente.

Algoritmo Iterativo de Van Cittert

Algoritmo Iterativo de Van Cittert [2]

- Vantagens:

- Alta performance computacional;
- Conhecimento *a priori* apenas da PSF;

- Desvantagens:

- Sensibilidade ao ruído;
- Necessidade de uma constante de regularização.

Algoritmo Iterativo de Van Cittert

Algoritmo Iterativo de Van Cittert [2]

- Estimativa inicial da imagem original f^0 ;
- Se $g - Hf^n \neq 0$, ajustar o termo β ;
- Iterar até um limiar de quantidades ou até minimizar as melhorias.

$$f^{n+1} = f^n + \beta(g - Hf^n) \quad (6)$$

Algoritmo Iterativo de Landweber [3]

- Similar ao algoritmo de Van Cittert;
- Inserção da PSF transposta;
- Vantagens:
 - Maior estabilidade em relação ao ruído, em comparação com Van Cittert.

Algoritmo Iterativo de Landweber

$$f^{n+1} = f^n + H^T \beta (g - Hf^n) \quad (7)$$

Algoritmo Iterativo de Richardson-Lucy

Algoritmo Iterativo de Richardson-Lucy [1]

■ Vantagens:

- Não leva em consideração a natureza do ruído;
- Não necessita de informações estatísticas sobre a imagem;

$$f^{n+1} = f^n + H\left(\frac{g}{Hf^n}\right) \quad (8)$$

Algoritmo Iterativo de Mapas de Poisson

Algoritmo Iterativo de Mapas de Poisson [5]

- Similar ao algoritmo de Richardson-Lucy;
- Uso de uma função exponencial para restauração;
- Vantagens:
 - Maior estabilidade em relação ao ruído, em comparação com Van Cittert.

$$f^{n+1} = f^n + e^{[H(\frac{g}{Hf^n})-1]} \quad (9)$$

Filtros Laplacianos [2]

- Filtros para melhoria de nitidez - consequente redução de desfoque;
- Matrizes 3x3 com *cores* -4, -8 e 9;
- Operações de convolução;
- Relacionado também com realce.

Filtros Laplacianos [7]

- Filtragem Laplaciana para *cores* -4 e -8:

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

- Filtragem Laplaciana para o *core* 9:

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

Filtros Laplacianos [7]

- Filtragem Laplaciana para *cores* -4 e -8:

$$F = I - [I * K] \quad (10)$$

- Filtragem Laplaciana para o *core* 9:

$$F = I * K \quad (11)$$

Referências I



E. Shaked, S. Dolui and O. V. Michailovich

Regularized Richardson-Lucy Algorithm for Reconstruction of Poissonian Medical Images

IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro March 30 – April 2, pp. 1754 - 1757; Chicago, IL, USA.



A. Bennis and S. M. Riad

Filtering Capabilities and Convergence of the Van-Cittert Deconvolution Technique

IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 41, no. 2, (1992), pp. 246-250.



L. Lang and Y. Xu

Adaptive Landweber Method to Deblur Images

IEEE Signal Processing Letters, vol. 10, no. 5, (2003), pp. 129-132.

Referências II



L. Lang and Y. Xu

Linear and Nonlinear Image Deblurring: A Documented Study
IEEE Signal Processing Letters, vol. 10, no. 5, (2003), pp. 129-132.



A. S. Carasso

Adaptive Landweber Method to Deblur Images
SIAM Journal on Numerical Analysis, Society for Industrial and Applied Mathematics, vol. 36, no. 6, (1999), pp. 1659-1689.



M. Petrou and C. Petrou

Image Processing: The Fundamentals
John Wiley & Sons, 2010.



R. C. Gonzalez, R. E. Woods and S. L. Eddin

Digital Image Processing Using MATLAB
Upper Saddle River, New Jersey, USA: Pearson Prentice-Hall, (2004), pp. 99 – 103.

Perguntas?