

Deconvolution Method to Speed Up Deblurring of a Single Photograph

Italo Rodrigo da Silva Arruda (Autor)

Centro de Informática-Cin
UFPE – Universidade Federal de Pernambuco
Recife, Brasil
irsa@cin.ufpe.br

I. METODOLOGIA

O problema do artigo em questão "*Towards Digital Refocusing from a Single Photograph*" é segmentado em duas partes. A primeira parte constitui no processamento de uma única imagem de entrada onde é realizada um pré-processamento de restauração da mesma numa imagem latente por meio do processo blind deconvolution aplica um kernel PSF[2]. Onde é aplicado blur radius[4] para remoção do borramento na imagem como um todo de forma incremental. O PSF estimado é circular onde o usuário define a quantidade de regiões da imagem a ser segmentada.

Nesta etapa são gerada várias imagens desfocada em diferentes regiões segmentadas (onde foi definida previamente pelo usuário o nível de r), a partir disto e feito a costura de todas essas imagens desembacada é feito uma mistura da mesma gerando uma latente.

Para atacar este problema foi testado o método proposto no artigo, o blind deconvolution, que promete ser mais rápido dos que os outros métodos; Também foi feita a comparação do método proposto por BANDO, para verificar a eficácia da mesma. O métodos são: Wiener, Richard-Lucy, Regular Deconvolution[1, 3, 6].

A segunda etapa deste artigo[3] consistiria na geração de uma imagem refocada com base na decisão escolhida pelo usuário (seja pela alteração do mapa de profundidade, mudança de foco ou refocamento da imagem num objeto específico). Para a geração desta imagens é feita a convolução da imagem latente.

Neste processo são geradas várias imagens borramento em diferentes regiões onde elas são misturadas juntamente com o parâmetro definido pelo usuário da ação que é aplicada sobre a imagem, resultando assim numa nova imagem refocada.

A etapa elencada não chegou a ser implementada em tempo hábil, ficando aqui um registro da mesma para conhecimento geral dos problemas proposto no artigo.

Também vale salientar que o problema de deconvolution de uma imagem numa imagem latente não é um processo perfeito visto que o método só recebe uma única

imagem de entrada, desta formar ficando difícil a geração de uma imagem desembacada perfeita ao olho humano.

II. IMPLEMENTAÇÃO

O Modelo de deconvolução apresentado no artigo foi fornecido pelo autor para fins acadêmico. Para mais informação sobre o método consultar o artigo[3].

Richardson–Lucy é uma algoritmo de deconvolução com um processo iterativo de recuperação de uma imagem borrada numa imagem latente usa uma PSF conhecido.

$$u^{(t+1)} = u^{(t)} \cdot \left(\frac{d}{u^{(t)} \otimes p} \otimes \hat{p} \right) \quad (1)$$

onde a divisão e multiplicação são elemento sábio, e p é a função de propagação do ponto invertida, de tal forma que:

$$\hat{p}_{nm} = p_{(i-n)(j-m)}, 0 \leq n, m \leq i, j \quad (2)$$

A deconvolução Wiener é uma aplicação para os problemas de ruído inerentes deconvolução. Ele funciona no domínio das frequências, na tentativa de minimizar o impacto do ruído deconvoluido nas frequências que tenham uma pobre relação sinal-para-ruído. Onde dado o sistema:

$$y(t) = (h * x)(t) + n(t) \quad (3)$$

onde x(t) e algum sinal original no tempo t; h(t) e a resposta do impulso conhecida de um sistema linear tempo-invariância; n(t) e o ruído desconhecido, independente de x(t); y(t) e o sinal observado. Nosso objetivo é encontrar algum g (t) para que possamos estimar x (t) da seguinte forma:

$$\hat{x}(t) = (g * y)(t) \quad (4)$$

em que $\hat{x}(t)$ é uma estimativa de $x(t)$ que minimiza o erro quadrático médio. Ele proporciona um tal $g(t)$. O filtro é mais facilmente descrita no domínio da frequência:

$$G(f) = \frac{H^*(f)S(f)}{|H(f)|^2 S(f) + N(f)} \quad (5)$$

onde $G(f)$ e $H(f)$ são as transformadas de Fourier de g e h , respectivamente na frequência f ; $S(f)$ é a densidade média de energia espectral do sinal original $x(t)$; $N(f)$ é a densidade média de energia espectral do ruído $n(t)$; e $*$ é denotados a conjugação complexa.

A deconvolução regularizada e derivada da deconvolução de Richardson-Lucy e expandida para problemas complexos. Seguindo o mesmo princípios de RL.

III. EXPERIMENTOS

Os métodos objetivos para avaliar a qualidade de imagem perceptual tradicionalmente tentaram quantificar a visibilidade de erros (diferenças) entre uma imagem distorcida e uma imagem de referência usando uma variedade de propriedades conhecidas do sistema visual humano.

O índice estrutural de similaridade (SSIM) é uma método que mede a similaridade entre duas imagens[7]. Este é

uma método de medida de qualidade da imagem referenciado onde as imagens são comparadas pixel a pixel para definir o quão semelhantes são essas imagens, no qual visa expressar numa escala numérica normalizada entre 0 e 1 a qualidade da imagem.

Essa métrica baseia-se no cálculo de três termos, ou seja, o termo de luminância, o termo contraste e o termo estrutural vistos respectivamente nas formulas 7, 8 e 9. O índice global é uma combinação multiplicativa dos três termos:

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma \quad (6)$$

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x \mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}, \quad (7)$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x \sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}, \quad (8)$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x \sigma_y + C_3} \quad (9)$$

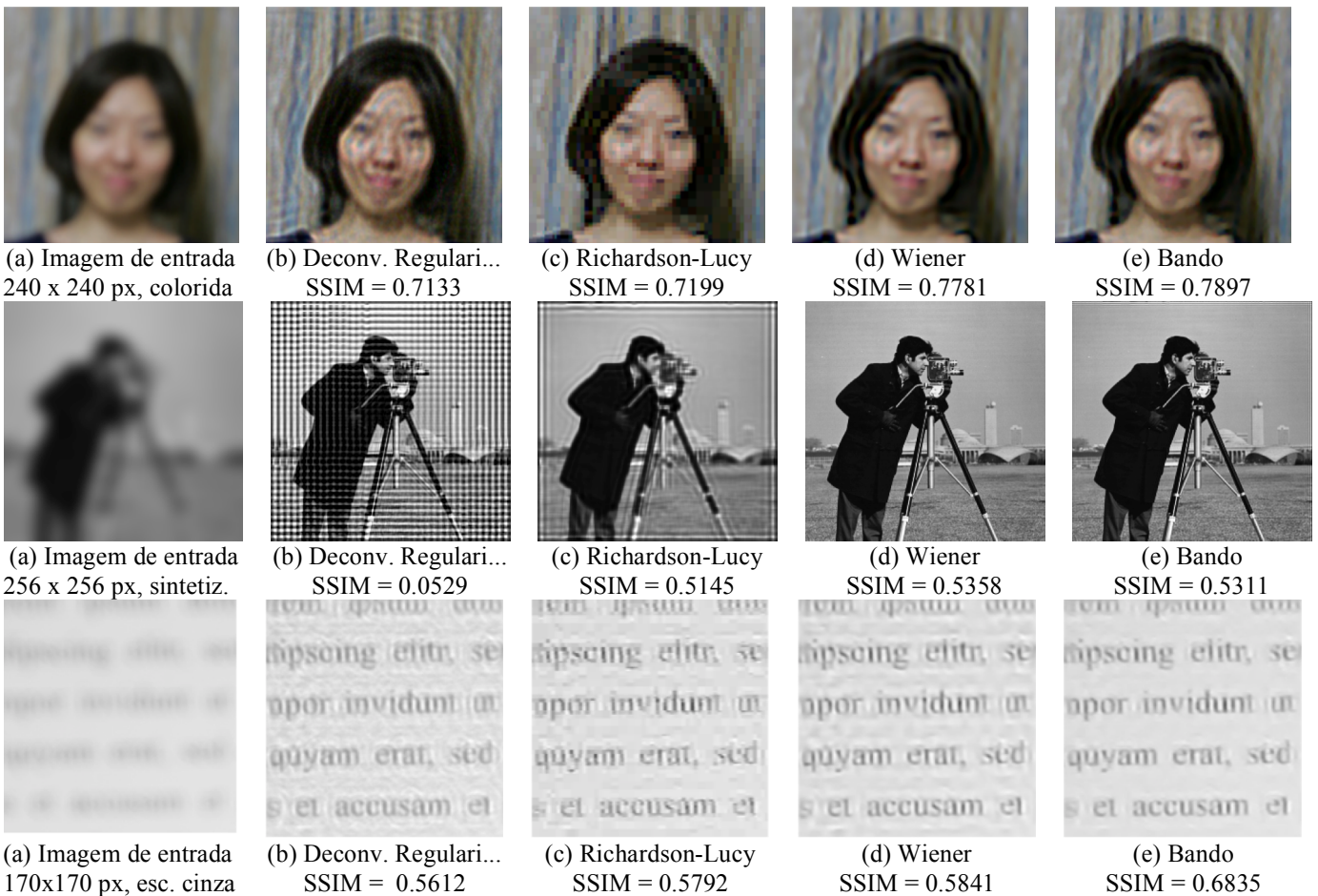


Figure 1 - Comparação dos quatro metodos de deconvolução e seus valores de SSIM

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (10)$$

Esta métrica foi utilizada para avaliar as imagens resultantes dos métodos abortado neste artigo. Como a imagem de entrada possui um certo nível de embassamento e não foi possível para comparar os resultados com uma imagem de alta qualidade. Para contornar esse problema foi utilizada a imagem negativa para fins de estimar o resultados pegando os valores resultantes e subtraindo por 1, ao invés de informar a semelhança com a imagem embasada é feita o processo inverso.

Table 1 - Structural SIMilarity (SSIM)

Imagem/ Tecnica	Regularized Deconvolution	Richar d-Lucy	Wiener	Bando
girl	0.7133	0.7199	0.7781	0.7897
caracteres	0.5612	0.5792	0.5841	0.6835
lena	0.1177	0.6325	0.628	0.6285
cameraman	0.0529	0.5145	0.5358	0.5311
média	0.3613	0.6115	0.6315	0.6582

Peak signal-to-noise ratio (PSNR), é um termo para a relação entre o poder máximo possível de um sinal e a potência do ruído corruptora que afeta a fidelidade da representação[8]. Porque muitos sinais têm uma vasta gama dinâmica, PSNR é usualmente expresso em termos de logaritmo da escala decibéis.

PSNR é mais comumente usado para medir a qualidade da reconstrução da perca de compressão de imagem. O sinal, neste caso, é o de dados original, e o ruído é o erro introduzido pela compressão (que no contexto do artigo é o processo de deconvolução que provoca algumas perdas na imagem).

Ao comparar o resultados das transformações, PSNR é uma aproximação à percepção humana da qualidade da reconstrução da imagem. Embora uma maior PSNR geralmente indica que a reconstrução é de qualidade superior, em alguns casos, pode não. Como será analisado em seguida alguns métodos que visivelmente não apresenta uma boa qualidade é apontado como o melhor numa das interações.

$$PSNR = 10 \log_{10}(peakval^2/MSE) \quad (11)$$

Table 2 - Peak signal-to-noise ratio - PSNR (dB)

Imagem/ Tecnica	Regularized Deconvolution	Richar d-Lucy	Wiener	Bando
girl	14.37	21.14	22.09	21.51
caracteres	26.03	24.17	24.15	25.81
lena	25.77	25.47	26.89	26.48
cameraman	12.90	17.89	18.36	17.61
média	19.77	22.17	22.87	22.85

IV. RESULTADOS

No artigo trabalhado as métricas de avaliação dos métodos baseava simplesmente em tempo de execução dos mesmo numa determinada arquitetura de computador, apresentando os dados em segundos. O que não era uma medida objetiva visto que esse valor pode mudar dependendo da arquitetura utilizada.

Para obter medidas mais objetivas foi aplicado as medidas de avaliação de qualidade referenciada SSIM (avaliar melhor imagem no ótica humana) e PSNR (avalia a imagem com base em seu nível de ruído).

Na figura 2, temos os dados da aplicação da métrica SSIM, que foi aplica em grupos de imagens oriundas de câmera e imagens sintéticas. Com base na análise do gráfico a seguir e possível visualizar que o método de BANDO apresenta um melhor desempenho frente aos demais, o que indica que as imagens geradas por este método apresenta uma boa qualidade. O método Regularized Deconvolution apresentou o pior desempenho em relação aos demais e os métodos Richard-Lucy e Wiener apresenta valores semelhantes.

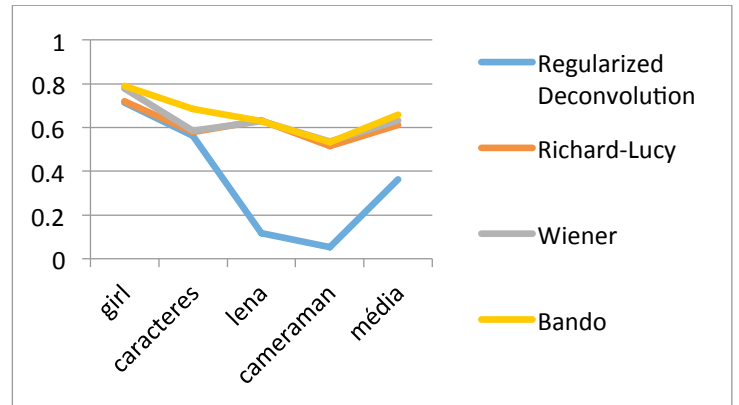


Figure 2 - Gráfico de Structural SIMilarity (SSIM)

Na tabela 2, temos os dados do PSNR, onde mostra o modelo Wiener com os melhores valores, seguido do BANDO. A diferença entre eles é pequena. No geral os valores usando esta medida foram bem similares.

V. CONCLUSÃO

Foi realizado desembaçamento de uma imagem borrada para geração de imagem latente. Para tal, foram utilizados quatro métodos de deconvolução. E para validar a eficácia dos métodos foram aplicados as métricas de SSIM e PSNR.

Durante a pesquisa aprendi muitos conceitos de processamento de imagem de forma prática, o que ajudou bastante a fixar os conceitos vistos em sala de aula.

Uma dificuldade encontrada foi em como automatizar este processo visto que o mesmo é composto de duas etapas manuais. Na primeira o usuário define o nível de sensibilidade da deconvolução. E o segundo momento é na escolha do refocamento da imagem pode alterar o mapa de profundidade, refocar a imagem ou escolher um ponto específico a ser focado.

REFERENCIAS

- [1] J. M. Bioucas-Dias. Bayesian wavelet-based image deconvolution: a GEM algorithm exploiting a class of heavy-tailed priors. *IEEE Trans. Image Processing*, 15(4):937–951, 2006.
- [2] D. Kundur and D. Hatzinakos. Blind image deconvolution. *IEEE Signal Processing Magazine*, 13(3):43–64, 1996.
- [3] Y. Bando and T. Nishita. Towards Digital Refocusing from a Single Photograph. *Computer Graphics and Applications*, 2007. PG '07. 15th Pacific. 363 – 372, 2007.
- [4] M. R. Banham and A. K. Katsaggelos. Digital image restoration. *IEEE Signal Processing Magazine*, 14(2):24–41, 1997.
- [5] J. Biemond, R. L. Lagendijk, and R. M. Mersereau. Iterative methods for image deblurring. *Proceedings of the IEEE*, 78(5):856–883, 1990.
- [6] W. H. Richardson. Bayesian-based iterative method of image restoration. *Journal of the Optical Society of America*, 62(1):55–59, 1972.
- [7] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error measurement to structural similarity" *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 1, Jan. 2004.
- [8] Q. Huynh-Thu and M. Ghanbari, "Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment". *Electronics Letters* 44 (13): 800. doi:10.1049/el:20080522, 2008.