

Otimização de Filtros de Aguçamento para a Melhoria da Qualidade de Imagens Magnificadas

Tatiana Schein* Leonardo R. Emmendorfer**
Bárbara D. A. Rodriguez***

* Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional,
Universidade Federal do Rio Grande, 96201-900, Brasil
(e-mail: tati_schein@outlook.com)

** Centro de Ciências Computacionais, Universidade Federal do Rio
Grande 96201-900, Brasil (e-mail: leonardoemmendorfer@furg.br)

*** Instituto de Matemática, Estatística e Física, Universidade Federal
do Rio Grande, 96201-900, Brasil (e-mail: barbararodriguez@furg.br)

Abstract: Simple interpolation methods are computationally efficient and rather effective for magnification from low-resolution into higher resolution images. However, blur and undesirable visual artifacts in the resulting images are often produced. This work evaluates the effect of optimized sharpening filters applied to magnified images.

Resumo: Métodos simples de interpolação são computacionalmente eficientes e também eficazes para a ampliação de imagens de baixa resolução para imagens de maior resolução. No entanto, desfoque e artefatos visuais indesejáveis nas imagens resultantes são frequentemente produzidos. Este trabalho avalia o efeito de filtros de aguçamento otimizados, aplicados a imagens magnificadas.

Keywords: Sharpening; Interpolation; Laplace filter; LUM filter; BNF filter.

Palavras-chaves: Aguçamento; Interpolação; Filtro Laplace; Filtro LUM; Filtro BNF.

1. INTRODUÇÃO

Os métodos de ampliação (ou superresolução) da imagem visam obter uma imagem de resolução mais alta (HR) a partir de uma ou mais imagens de entrada de resolução inferior (LR) sem introduzir desfoque (Jurio et al. (2011)). Em geral, não há pistas sobre o sinal real de alta resolução. É considerado um problema difícil e mal colocado (Dong et al. (2013)).

As soluções existentes para a ampliação da imagem podem ser classificadas em três classes: (1) métodos de reconstrução; (2) métodos baseados em aprendizagem; e (3) métodos de interpolação (Jurio et al. (2011)). A tarefa de reconstrução baseia-se no conhecimento prévio sobre o modelo que mapeia a imagem de alta resolução para a de baixa resolução, enquanto abordagens baseadas em aprendizagem de máquina constroem modelos que relacionam exemplos de baixa resolução e seu correspondente em alta resolução (Jurio et al. (2011)).

Vários métodos de interpolação com características aprimoradas foram propostos na literatura. Em Giachetti e Asuni (2011) a interpolação ocorre primeiro respeitando a direção em que a derivada de segunda ordem da imagem é menor. Interpolação direcional aproveita a regularidade geométrica de estruturas da imagem realizando a interpolação em uma direção escolhida ao longo que a imagem é localmente regular (Jurio et al. (2011)). A adoção da detectores de borda em algoritmos de interpolação é também um tópico relevante (Lee e Yoon (2010)).

Embora muitas alternativas tenham sido propostas, algoritmos de interpolação computacionalmente eficientes ainda desempenham um papel importante na ampliação de imagem (Amanatiadis e Andreadis (2009a)) ao menos nas fases iniciais do processo (Nguyen et al. (2018)).

No entanto, algoritmos de interpolação mais simples como vizinho mais próximo e interpolação bicúbica tendem a produzir artefatos visuais como desfoque, ou borramento (*blur*) e *aliasing*, entre outros, particularmente em regiões de borda (Pan et al. (2016); Jurio et al. (2011); Amanatiadis e Andreadis (2009b)). Entre os artefatos visuais resultantes desta classe de algoritmos, o desfoque é provavelmente o predominante.

Isso motiva a adoção de filtros de aguçamento (*sharpening*) após a magnificação por interpolação, o que aliviaria ou eliminaria o desfoque e outros artefatos gerados pelo processo e, portanto, melhoraria a qualidade das imagens obtidas. Este trabalho avalia o efeito da aplicação de filtros de aguçamento em imagens resultantes da ampliação pela adoção de métodos simples de interpolação. Para preservar a vantagem da eficiência computacional, apenas filtros simples e computacionalmente eficientes foram adotados.

Este artigo é organizado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta os filtros de aguçamento que foram adotados na avaliação. Na Seção 3, a configuração experimental e conjunto de imagens de referência são descritos. Resultados experimentais são mostrados na Seção 4 e conclusões são dadas na Seção 5.

2. FILTROS DE AGUÇAMENTO

Filtros de aguçamento são amplamente adotados no processamento de imagens. Um filtro de aguçamento visa fornecer uma imagem com bordas mais bem definidas. Métodos como o *unsharp mask* (USM) e o filtro Laplaciano estão entre os mais utilizados. Embora funcionem bem em muitas aplicações, eles têm desvantagens, uma vez que ambos podem ser muito sensíveis ao ruído, resultando em granularidade e outros artefatos (Horiuchi et al. (2007)).

Outra abordagem simples, mas relativamente eficaz para o aguçamento de imagens é a adoção de filtros baseados em estatísticas de ordem. O filtro *Alpha-trimmed Mean* (ATM) mencionado em Gonzalez e Woods (2008), por exemplo, opera nos pontos estatisticamente mais extremos. O filtro *Lower-upper-middle* (LUM) (Hardie e Boncelet (1993)) também é baseado em estatísticas de ordem e em ranqueamento. No filtro LUM, é realizada a comparação de estatísticas inferiores e superiores em relação à amostra em (i, j) , no centro da janela de filtragem considerada. Mais especificamente, o filtro é capaz de gerar o efeito de aguçamento deslocando amostras, a partir da mediana, na direção de estatísticas de ordem mais extremas. O filtro LUM é definido como

$$\hat{I}_{i,j} = \begin{cases} r_{(l)}, & \text{if } r_{(l)} < I_{i,j} \leq t_l \\ r_{(N-l+1)}, & \text{if } t_l < I_{i,j} < r_{(N-l+1)} \\ I_{i,j}, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

onde $r_{(1)} \leq r_{(2)} \leq \dots \leq r_{(N)}$ é um conjunto ordenado das intensidades dos $N = (2m + 1)(2m + 1)$ pixels na janela quadrada de tamanho $(2m + 1) \times (2m + 1)$ centrada em (i, j) . $t_l = (r_{(l)} + r_{(N-l+1)})/2$ é o ponto médio entre as estatísticas $r_{(l)}$ e $r_{(N-l+1)}$. l é um parâmetro do filtro, com $1 \leq l \leq (N + 1)/2$. Note que l controla a quantidade de aguçamento desejada, sendo que l , em seu valor máximo igual a $(N + 1)/2$, corresponde a um filtro trivial de identidade e $l = 1$ corresponde ao máximo aguçamento pois $I_{(i,j)}$ sempre é deslocado para uma estatística extrema $r_{(1)}$ ou $r_{(N)}$. Neste artigo o valor relatado de l é sempre normalizado para $\bar{l} = \frac{l}{(N+1)/2}$, de modo que $\bar{l} = 1$ corresponde ao filtro identidade independente do tamanho de janela adotado.

Kotera e Hui (2005) propõe um método adaptativo para aguçamento é proposto, onde as áreas de borda são classificadas em diferentes tipos com inclinações variadas e múltiplos filtros aplicados aos respectivos tipos de borda. O método de Equalização de Histograma Adaptativo Limitado de Contraste (CLAHE) (Zuiderveld (1994)) é uma variante de equalização de histograma adaptativo na qual a amplificação de contraste é limitada para reduzir o problema da amplificação do ruído. Medianas ponderadas já foram mostradas como abordagens relevantes (Fischer et al. (2002); Arce e Paredes (2001); Aysal and Barner (2006)). A adoção de *wavelets* no contexto de aguçamento de imagens foi proposta por Zafeiridis et al. (2016), entre outros. Já o método *Edge-directed Unsharp Masking Sharpening* (EDUMS) (Peng et al. (2015)) é guiado pela detecção da direção das bordas. O método mostrou-se bastante efetivo, após avaliação empírica.

Recentemente, um filtro de aguçamento foi proposto, especificamente para atuar sobre imagens magnificadas. O Filtro de Melhor Vizinho (*Best Neighbor Filter*, BNF)

proposto por Emmendorfer (2020) decorre da ideia de que as intensidades computadas para pixels na imagem ampliada devem ser substituídas por valores de intensidade da imagem original de baixa resolução, de modo que o desfoque eventualmente resultante do processo de ampliação seja descartado¹. Um parâmetro $\beta \in [0, 1]$ controla uma composição linear opcional entre a versão aguçada e sua versão não filtrada, de tal forma que $\beta = 0$ corresponde à imagem não filtrada. Usando $\beta = 1$ obtém-se uma imagem aguçada que é composta unicamente por pixels com valores de intensidade que já estão presentes na imagem LR de entrada, semelhante ao que ocorre na interpolação do vizinho mais próximo (Emmendorfer (2020)). O parâmetro d define o tamanho da janela quadrada $d \times d$ adotada no filtro.

A escolha do valor que vai substituir a intensidade de cada pixel $F(i, j)$ é dada pela fórmula:

$$B_{i,j} = g_{best(i,j)} \in G(i, j) \quad (1)$$

onde $best(i, j) = \operatorname{argmin}_h (|R_{i,j} - g_h|)$, $g_h \in G(i, j)$ indica o valor de intensidade que é o mais similar à intensidade $R_{i,j}$, onde R é a imagem ampliada. A intensidade escolhida é obtida a partir dos pixels em uma janela quadrada representada por $G(i, j)$, aplicada à ampliação da imagem original LR por meio do método de vizinho mais próximo.

A composição linear, que gera o resultado final, é controlada pelo parâmetro β :

$$\hat{I} = \beta B + (1 - \beta)R \quad (2)$$

onde B é a imagem filtrada obtida pela expressão (1).

3. METODOLOGIA

O desenho experimental visa atestar a hipótese de que os filtros de aguçamento aqui avaliados efetivamente melhoram a qualidade de imagens magnificadas por meio de técnicas de interpolação. Para determinar se essa hipótese está correta, realizamos experimentos onde é realizada a avaliação da qualidade de um conjunto de imagens obtidas pela ampliação, e o efeito da aplicação de filtros de aguçamento é testado. Quatro técnicas de interpolação servem de base. *Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial* (PCHIP) é um método de interpolação polinomial amplamente adotado. *New edge-directed interpolation* (NEDI) (Li e Orchard (2001)) representa uma classe de algoritmos de interpolação baseados na direção das bordas. Pixels interpolados obtidos como médias ponderadas dos vizinhos, onde os pesos dependem da direção da borda. O iNEDI é uma modificação do NEDI que tenta fornecer imagens mais nítidas, embora com um custo computacional maior (Asuni e Giachetti (2008)). Finalmente, o algoritmo *Iterative Curvature Based Interpolation* (ICBI) (Asuni e Giachetti (2008), Giachetti e Asuni (2011)) caracteriza-se por um processo de duas etapas onde a interpolação ocorre primeiro respeitando a direção em que a derivada de segunda ordem da imagem é menor. Em seguida, os valores interpolados são modificados usando um refinamento iterativo.

Três filtros de aguçamento são testados e comparados: filtro Laplaciano, LUM e BNF. Avaliações são realizadas sobre um conjunto de imagens com 25 imagens em escala

¹ Código-fonte disponível em www.github.com/emmdorfer/bnfpfy.

de cinza selecionado a partir de <http://morguefile.com>. As mesmas imagens também foram adotadas como casos de teste em Giachetti and Asuni (2011). Todas as imagens são do tamanho 512×512 pixels. As 25 imagens originais selecionadas e respectivas imagens resultantes da interpolação para todos os algoritmos considerados aqui foram baixadas de <http://www.andreagiachetti.it/icbi/>.

Foram realizadas duas avaliações: a primeira consiste em na aplicações dos filtros às ampliações $2\times$ de imagens LR que foram geradas anteriormente por *downscaling* das mesmas 25 imagens usando o mesmo fator $2\times$, usando Lanczos. O cálculo da semelhança entre a imagem reconstruída de 512×512 com a imagem de origem correspondente é realizado usando o *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR). Experimentos semelhantes foram realizados para as ampliações em $4\times$, também usando PSNR como métrica de avaliação e Lanczos para *downscaling*.

Cada um dos filtros é então aplicado a todas as imagens reconstruídas, buscando de forma exaustiva o valor ótimo do parâmetro para cada imagem, de modo a maximizar a medida de similaridade entre a referência (original) e sua reconstrução após filtragem. Para este fim, o domínio de cada parâmetro é discretizado em 100 intervalos regularmente distribuídos. Para cada filtro e cada medida de similaridade, o conjunto dos valores PSNR obtidos é comparado ao respectivo conjunto de valores relativos às reconstruções sem filtro, de modo a verificar o efeito da filtragem. O tamanho da janela para BNF e LUM é 3×3 para imagens ampliadas com fator $2\times$ e 5×5 para imagens ampliadas com fator $4\times$.

Testes de Wilcoxon (*signed-rank tests*) são realizados, para cada filtro, para avaliar a significância estatística de uma eventual diferença entre a qualidade das imagens filtradas *versus* não filtradas, no nível de significância 0,05.

Uma aproximação numérica para o Laplaciano ∇^2 de uma imagem foi obtida por meio da aplicação de um filtro utilizando a expressão:

$$\frac{4}{\alpha + 1} \begin{bmatrix} \frac{\alpha}{4} & \frac{1-\alpha}{4} & \frac{\alpha}{4} \\ \frac{1}{4} & -1 & \frac{1}{4} \\ \frac{\alpha}{4} & \frac{1-\alpha}{4} & \frac{\alpha}{4} \end{bmatrix}$$

conforme implementação disponível (Eaton et al. (2018)). O Laplaciano aproximado de cada imagem interpolada é obtido e a imagem aguçada corresponde à subtração entre o resultado do Laplaciano e a respectiva imagem interpolada. O parâmetro $\alpha \in [0, 1]$ controla a forma do Laplaciano.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Tabela 1 mostra os resultados para o PSNR ótimo médio (dB) \pm desvio padrão σ calculados a partir dos valores obtidos usando a ampliação $2\times$ das versões em baixa resolução das 25 imagens utilizadas, usando quatro métodos de interpolação e, para cada método de interpolação, três filtros de aguçamento. Os p-valores referem-se ao resultado dos testes de Wilcoxon onde os resultados de PSNR calculados após cada filtro são comparados com as respectivas

Tabela 1. PSNR (dB) ótimo médio \pm desvio padrão σ obtido após magnificação $2\times$ de versões reduzidas de 25 imagens de referência usando 4 métodos de interpolação e três filtros de aguçamento: Laplace, LUM e BNF. Os p-valores referem-se ao resultado de testes de Wilcoxon, comparando os valores obtidos para as imagens ampliadas e filtradas com as respectivas imagens ampliadas mas sem filtro. Os filtros que atingiram aumentos no PSNR com nível de significância $\alpha = 0,05$ são mostrados em negrito.

Method	PSNR médio $\pm\sigma$	Variação	p-valor
PCHIP (referência)	31,2316 \pm 3,125630		
PCHIP+Laplace	27,8784 \pm 1,707224	-10,7%	<0,001
PCHIP+LUM	31,2316 \pm 3,125630	0	- ^a
PCHIP+BNF	31,2796 \pm 3,117799	+0,154%	<0,001
NEDI (referência)	30,5676 \pm 3,067738		
NEDI+Laplace	27,3400 \pm 1,785495	-10,6%	<0,001
NEDI+LUM	30,5676 \pm 3,067738	0	- ^a
NEDI+BNF	30,5688 \pm 3,067844	+0,00392%	0,1489
iNEDI (referência)	31,4852 \pm 3,071056		
iNEDI+Laplace	26,8864 \pm 1,834561	-14,6%	<0,001
iNEDI+LUM	31,4852 \pm 3,071056	0	- ^a
iNEDI+BNF	31,5204 \pm 3,069002	+0,112%	<0,001
ICBI (referência)	30,0552 \pm 2,408331		
ICBI+Laplace	27,1780 \pm 1,647387	-9,57%	<0,001
ICBI+LUM	30,0660 \pm 2,399611	+0,0359%	0,1814
ICBI+BNF	31,1696 \pm 2,899532	+3,70%	<0,001

^aTodos os 25 pares são idênticos, o que impede a aplicação do teste de Wilcoxon.

avaliações PSNR das imagens não filtradas de referência resultantes da interpolação. Apenas o filtro BNF foi capaz de alcançar resultados estatisticamente significantes para o incremento em PSNR no nível de significância adotado, o que ocorre para PCHIP, iNEDI e ICBI. Nenhum dos filtros obteve um aumento significativo no PSNR para os resultados do algoritmo NEDI. Os resultados ótimos obtidos para o filtro LUM correspondem ao filtro identidade em todos os casos, exceto para algumas imagens resultantes do ICBI. Com isso, o resultado do filtro LUM é equivalente a não realizar filtragem, no caso dos métodos PCHIP, iNEDI e NEDI. Já o filtro Laplaciano levou a uma redução significativa do PSNR.

O melhor PSNR médio considerando todos os algoritmos e filtros para a ampliação $2\times$ é de 31,5204 que foi obtido para imagens do iNEDI filtradas com BNF. O valor é 0,112% maior do que a média correspondente obtida a partir de imagens não filtradas, ampliadas usando iNEDI.

Os resultados de PSNR para a ampliação $4\times$ são mostrados na Tabela 2. A média de PSNR é maior para LUM do que para BNF tanto para PCHIP quanto para NEDI. BNF, por outro lado, foi capaz de alcançar resultados com significância para todos os algoritmos considerados, enquanto o LUM não foi capaz de melhorar o PSNR para algoritmo iNEDI.

Além disso, a melhor média de PSNR considerando todos os algoritmos e filtros para a ampliação $4\times$ é de 26,0244 que foi obtido exatamente para as imagens do iNEDI filtradas com BNF. O valor é 0,108% maior do que a média do PSNR para imagens não filtradas, ampliadas usando iNEDI.

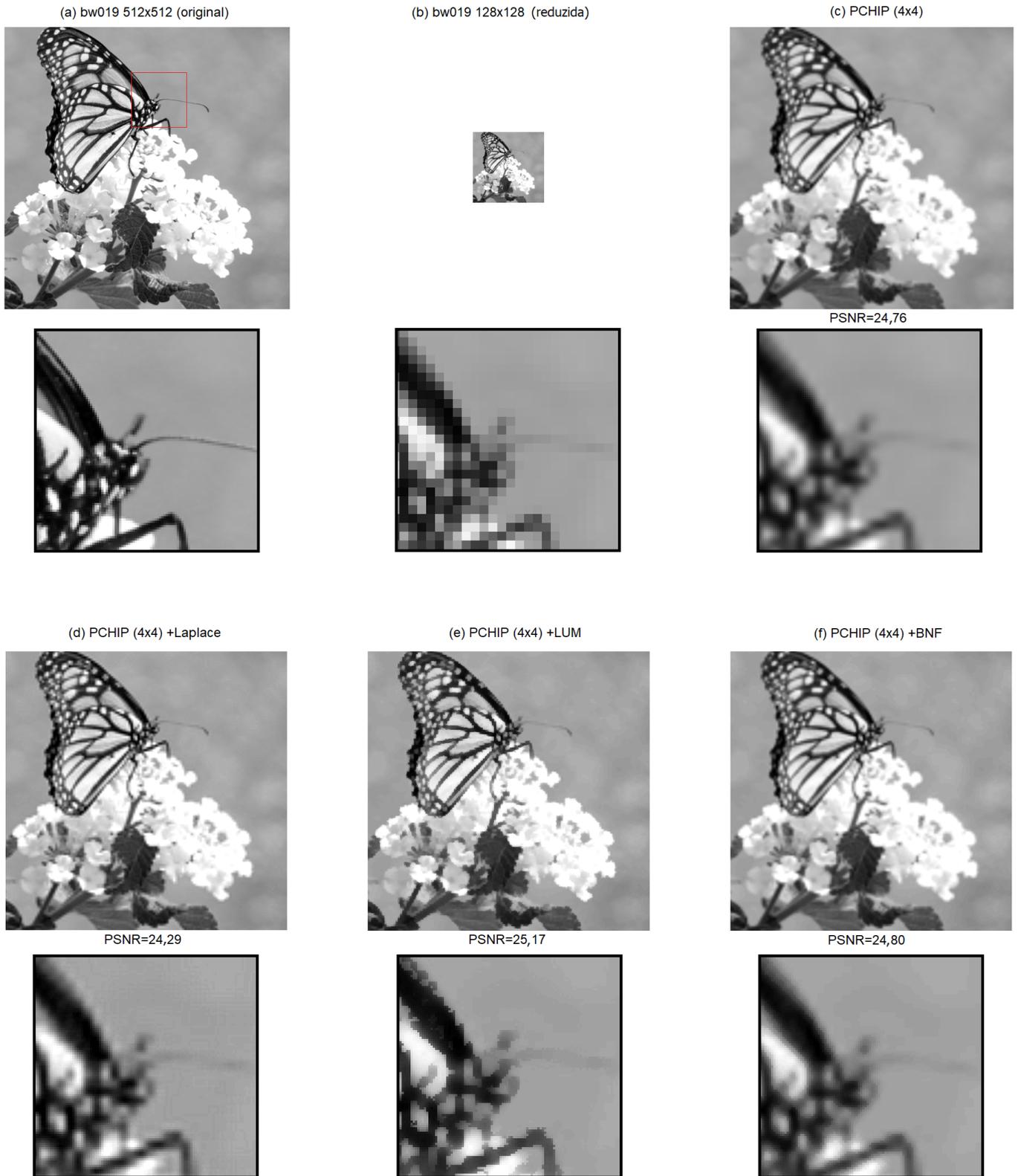


Figura 1. Magnificação 4× da imagem bw019. (a) original 512 × 512 (b) reduzida 128 × 128 (c) Magnificação PCHIP 4× (d) após filtro Laplaciano (e) após filtro LUM (f) após BNF. Os valores ótimos (em relação ao PSNR) adotados para os parâmetros são $\alpha^* = 0,41$, $l^* = 0,46$, e $\beta^* = 0,24$ respectivamente para Laplace, LUM e BNF. Um detalhe ampliado para cada imagem é mostrado abaixo da respectiva subfigura.

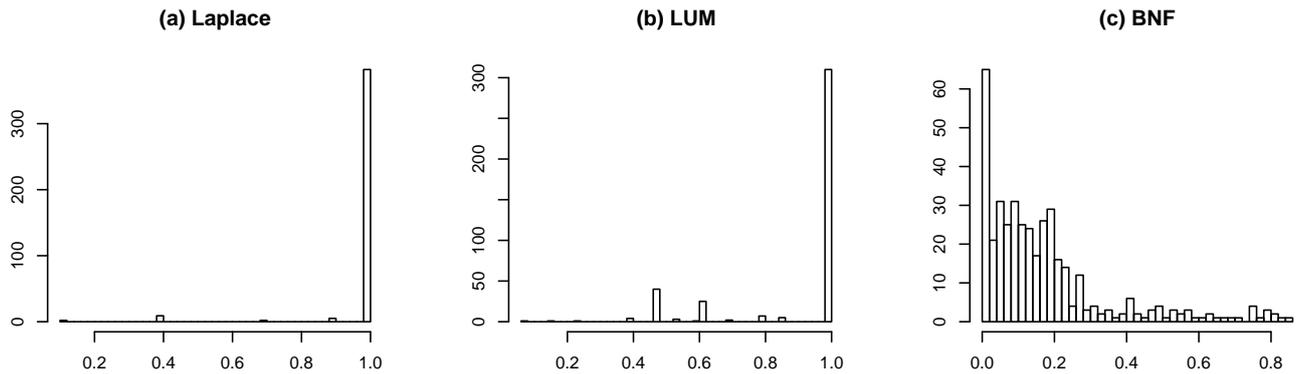


Figura 2. Histogramas para distribuição dos valores ótimos obtidos para o parâmetro de cada filtro em todos os casos considerados. (a) α^* (Laplace), (b) \bar{l}^* (LUM) (c) β^* (BNF)

Tabela 2. PSNR (dB) ótimo médio \pm desvio padrão σ obtido após magnificação $4\times$ de versões reduzidas de 25 imagens de referência usando 4 métodos de interpolação e três filtros de aguçamento: Laplace, LUM e BNF. Os p-valores referem-se ao resultado de testes de Wilcoxon, comparando os valores obtidos para as imagens ampliadas e filtradas com as respectivas imagens ampliadas mas sem filtro. Os filtros que atingiram aumentos no PSNR com nível de significância $\alpha = 0,05$ são mostrados em negrito.

Method	PSNR médio $\pm\sigma$	Variação	p-valor
PCHIP (referência)	25,7356 \pm 2,874912		
PCHIP+Laplace	25,0712 \pm 2,065975	-2,58%	0,005351
PCHIP+LUM	25,8948 \pm 2,795674	+0,619%	<0,001
PCHIP+BNF	25,7624 \pm 2,868519	+0,104%	<0,001
NEDI (referência)	25,1304 \pm 2,853531		
NEDI+Laplace	24,3920 \pm 2,158838	-2,94%	<0,001
NEDI+LUM	25,3208 \pm 2,754159	+0,758%	<0,001
NEDI+BNF	25,1532 \pm 2,850703	+0,0907%	<0,001
iNEDI (referência)	25,9964 \pm 2,772049		
iNEDI+Laplace	24,7964 \pm 2,040049	-4,62%	<0,001
iNEDI+LUM	26,0192 \pm 2,752956	+0,0877%	0,1003
iNEDI+BNF	26,0244 \pm 2,768334	+0,108%	<0,001
ICBI (referência)	25,2144 \pm 2,423006		
ICBI+Laplace	24,7300 \pm 1,853052	-1,92%	0,01854
ICBI+LUM	25,5172 \pm 2,325361	+1,20%	<0,001
ICBI+BNF	25,7776 \pm 2,744392	+2,23%	<0,001

Para entender melhor o comportamento dos filtros, são mostrados casos ilustrativos para um dos algoritmos de interpolação considerados. A Figura 1 mostra a aplicação do PCHIP (Figura 1b) e, após ele, os resultados dos três filtros de aguçamento estudados (Figuras 1d, 1e, 1f) sobre a ampliação de $4\times$ da versão de baixo resolução da imagem *bw019* (Figura 1b). A imagem original também é mostrada (1a). Os valores ótimos para os parâmetros, encontrados para cada filtro, são $\alpha^* = 0,41$, $\bar{l}^* = 0,46$, and $\beta^* = 0,24$ respectivamente para os filtros Laplaciano, LUM e BNF. É aplicado um *zoom* em um detalhe de cada imagem, mostrado abaixo da respectiva subfigura. Tanto Laplace quanto LUM (Figuras 2d e 2e) reduziram o borramento, mas pioraram outros artefatos gerados pelo

PCHIP (Figura 2b). A redução do borramento realizada pelo BNF é de melhor qualidade.

A Figura 2 ilustra a distribuição dos valores ótimos obtidos para os parâmetros. Observa-se uma maior variação dos valores obtidos para o parâmetro do BNF, quando comparado aos valores correspondentes obtidos para os demais filtros.

5. CONCLUSÃO

Este trabalho avalia filtros de aguçamento no contexto da magnificação de imagens. A avaliação quantitativa revelou que o filtro BNF aumentou consistentemente o PSNR para imagens interpoladas usando quatro algoritmos da literatura. Avaliações qualitativas mostram que as imagens obtidas da BNF apresentaram menos artefatos visuais quando comparadas com as imagens de referência.

Embora muito simples e sem nenhum mecanismo explícito de detecção de borda, o filtro BNF foi capaz de melhorar o aspecto visual das fronteiras entre objetos, em diferentes situações consideradas. Esse comportamento é desejável para muitas aplicações, como segmentação e visão computacional. Deve-se investigar ainda se o aumento do PSNR é resultado direto da redução do borramento.

A avaliação deve ser ampliada, incluindo a adoção de uma gama mais ampla de algoritmos de interpolação como referência, e também ampliando o número de filtros considerados.

REFERÊNCIAS

- Amanatiadis, A. e Andreadis, I. (2009a). A survey on evaluation methods for image interpolation. *Measurement Science and Technology*, 20(10), 104015.
- Amanatiadis, A. e Andreadis, I. (2009b). A survey on evaluation methods for image interpolation. *Measurement Science and Technology*, 20(10), 104015.
- Arce, G.R. e Paredes, J.L. (2001). Image enhancement and analysis with weighted medians. In *Nonlinear Image Processing*, 27–67. Academic Press, Inc, Orlando.
- Asuni, N. e Giachetti, A. (2008). Accuracy improvements and artifacts removal in edge based image interpolation. *VISAPP (1)*, 8, 58–65.

- Aysal, T.C. e Barner, K.E. (2006). Quadratic weighted median filters for edge enhancement of noisy images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(11), 3294–3310.
- Dong, W., Zhang, L., Lukac, R., e Shi, G. (2013). Sparse representation based image interpolation with nonlocal autoregressive modeling. *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(4), 1382–1394.
- Eaton, J.W., Bateman, D., Hauberg, S., e Wehbring, R. (2018). *GNU Octave version 4.2.2 manual: a high-level interactive language for numerical computations*. URL <https://www.gnu.org/software/octave/doc/v4.2.2/>.
- Emmendorfer, L.R. (2020). An empirical evaluation of sharpening filters applied to magnified images. In *Proceedings of the IWSSIP'20: 27th International Conference on Systems, Signals and Image Processing*, 187–192. URL <http://iwSSIP2020.ic.uff.br/>.
- Fischer, M., Paredes, J.L., e Arce, G.R. (2002). Weighted median image sharpeners for the world wide web. *IEEE Transactions on Image Processing*, 11(7), 717–727.
- Giachetti, A. e Asuni, N. (2008). Fast artifacts-free image interpolation. In *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, 13–1.
- Giachetti, A. e Asuni, N. (2011). Real-time artifact-free image upscaling. *IEEE Transactions on Image Processing*, 20(10), 2760–2768.
- Gonzalez, R.C. e Woods, R.E. (2008). *Digital image processing*. Pearson Education, London, 3 edition.
- Hardie, R.C. e Boncelet, C. (1993). LUM filters: a class of rank-order-based filters for smoothing and sharpening. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 41(3), 1061–1076.
- Horiuchi, T., Watanabe, K., e Tominaga, S. (2007). Adaptive filtering for color image sharpening and denoising. In *14th International Conference of Image Analysis and Processing-Workshops (ICIAPW 2007)*, 196–201. IEEE.
- Jurio, A., Pagola, M., Mesiar, R., Beliakov, G., e Bustince, H. (2011). Image magnification using interval information. *IEEE Transactions on Image Processing*, 20(11), 3112–3123.
- Kotera, H. e Hui, W. (2005). Multiscale image sharpening adaptive to edge profile. *Journal of Electronic Imaging*, 14(1), 013002.
- Lee, Y.J. e Yoon, J. (2010). Nonlinear image upsampling method based on radial basis function interpolation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 19(10), 2682–2692.
- Li, X. e Orchard, M.T. (2001). New edge-directed interpolation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(10), 1521–1527.
- Nguyen, K., Fookes, C., Sridharan, S., Tistarelli, M., e Nixon, M. (2018). Super-resolution for biometrics: A comprehensive survey. *Pattern Recognition*, 78, 23–42.
- Pan, L., Yan, W., e Zheng, H. (2016). Super-resolution from a single image based on local self-similarity. *Multimedia Tools and Application*, 75(18), 11037–1105.
- Peng, K.S., Lin, F.C., e Teng, K.T. (2015). Efficient image resolution enhancement using edge-directed unsharp masking sharpening for real-time ASIC applications. *Journal of Computer Science & Systems Biology*, 8(3), 174.
- Zafeiridis, P., Papamarkos, N., Goumas, S., e Seimenis, I. (2016). A new sharpening technique for medical images using wavelets and image fusion. *Journal of Engineering Science & Technology Review*, 9(3).
- Zuiderveld, K. (1994). Contrast limited adaptive histogram equalization. In *Graphics gems IV*, 474–485. Academic Press Professional, Inc.