

Tarefa II:

Image Fusion With Guided Filtering

Israel de Oliveira¹, Phellippe Pinheiro², Raphael Ruschel¹

¹PPGEE (Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica)

²PPGC (Programa de Pós-graduação em Ciências da Computação)

Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Introdução ao Processamento de Imagens (CMP165)

Prof. Jacob Scharcanski

3 de julho, 2017, Porto Alegre

S. Li, X. Kang and J. Hu, "Image Fusion With Guided Filtering,"in IEEE Transactions on Image Processing, vol. 22, no. 7, pp. 2864-2875, July 2013.

Contents

1 Introdução

2 Método proposto

- A: 2-scale image decomposition
- B: Weight map construction
- Filtragem guiada
- C: 2-scale image reconstruction

3 Nossos resultados

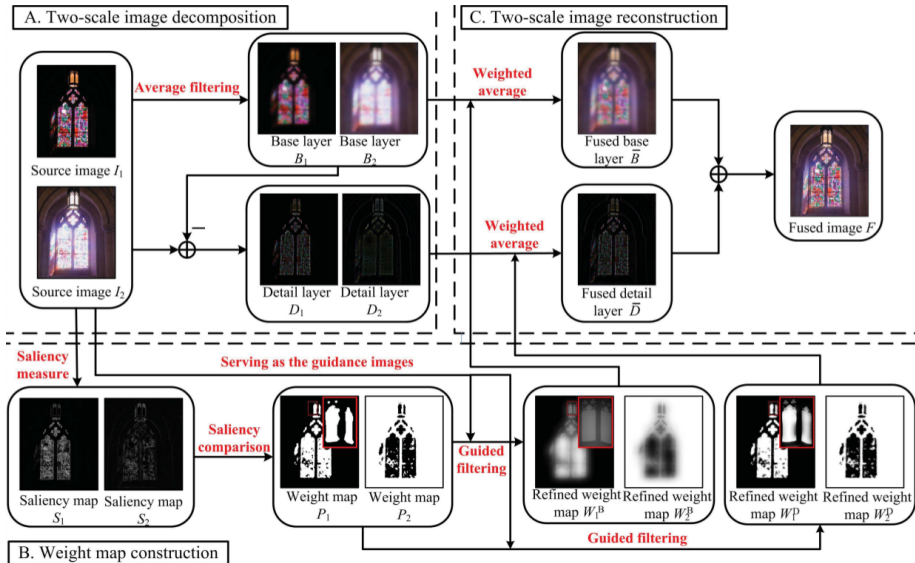
- Figura: torre Eiffel
- Figura: memorial
- Figura: garagem
- Figura: jardim
- Figura: brinquedos
- Figura: leopardo
- Figura: lata de Pepsi
- Figura: disquete
- Figura: laboratório
- Figura: imagem médica
- Métricas

4 Conclusões

Introdução I

- O artigo escolhido [Li, Kang e Hu 2013] apresenta uma proposta de fusão de imagens utilizando filtragem guiada (*guided filtering*).
- É proposto um esquema composto por um tratamento de sucessivos filtros utilizando duas ou mais imagens de uma mesma cena a fim de se produzir uma imagem a qual deverá ter maior qualidade visual (maior nitidez e apresentação de detalhes).
- A contribuição principal é realizar uma fusão rápida de duas escalas sem depender de um método de decomposição de imagens, sendo necessário apenas uma filtragem da média (*average filter*, *box filter* ou *box blur*).
- Nesse esquema, é proposto um método para obtenção de ponderações que combinam as saliências e o contexto espacial. Tais ponderações são usadas na fusão das imagens.
- Em termos gerais, pretende-se com o método proposto a preservação de bordas e detalhes das imagens na imagem resultante.

Esquema proposto



I_1 e I_2



A: 2-scale image decomposition

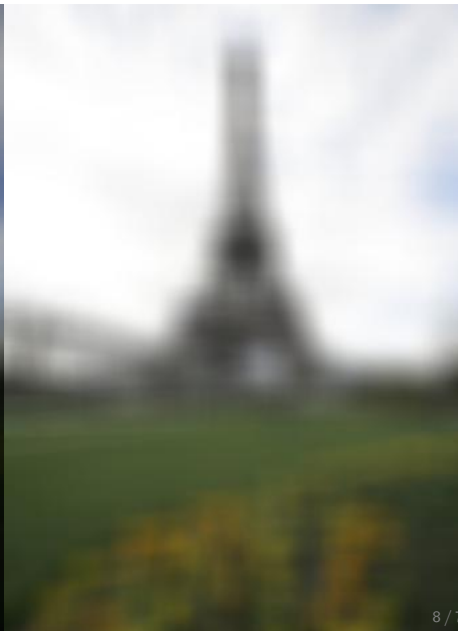
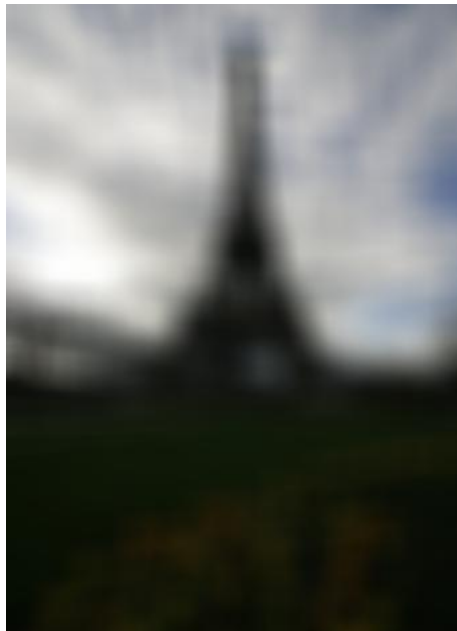
- Entrada I_n : com $n = 1, \dots, N$ imagens de mesmas dimensões de uma mesma determinada cena.
- Saídas B_n e D_n : camada de base e de detalhes (*base* e *datal*), respectivamente. As quais são obtidas com:

$$B_n = I_n * Z \quad (1)$$

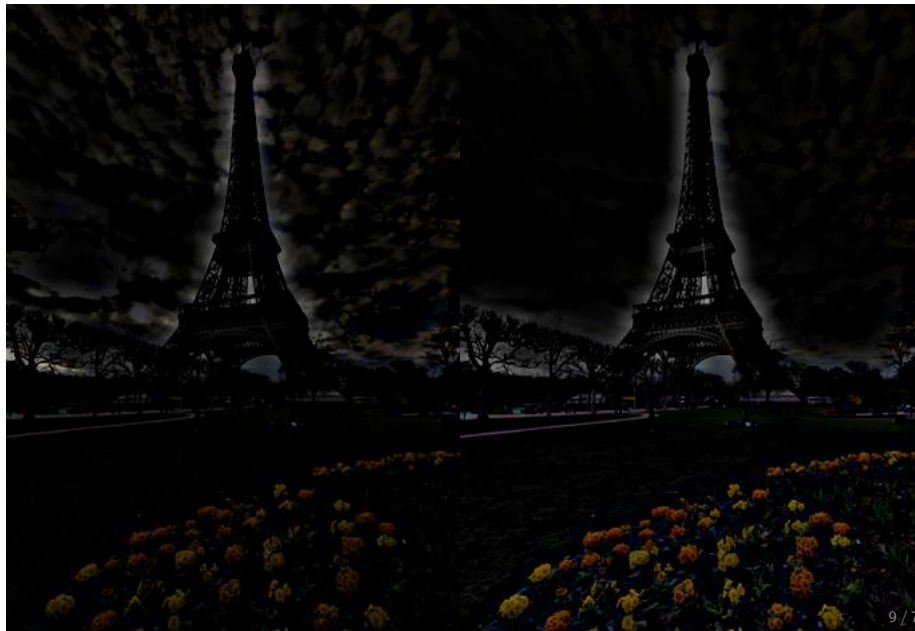
$$D_n = I_n - B_n \quad (2)$$

sendo ' $*Z$ ' uma filtragem da média (*box filter*).

B_1 e B_2



D_1 e D_2



B: Weight map construction

- Entrada I_n .
- Saídas W_n^B e W_n^D : matrizes de ponderação refinadas. Primeiramente, são obtidas os mapas de saliências:

$$S_n = |I_n * L| * g \quad (3)$$

sendo ' $*L$ ' uma filtragem laplaciana seguida de uma filtragem passa-baixas gaussiana ' $*g$ '.

Um mapa de ponderações (P_n) são obtidas a partir de uma comparação entre os mapas de saliências, dado um pixel k :

$$P_n^k = \begin{cases} 1 & \text{se } S_n^k = \max(S_1^k, S_2^k, \dots, S_N^k) \\ 0 & \text{c.c.} \end{cases} \quad (4)$$

S_1 e S_2



P_1 e P_2



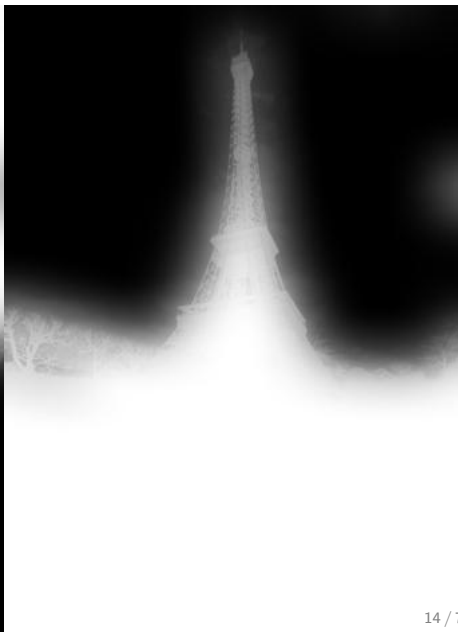
B: Weight map construction

As ponderação refinadas W_n^B e W_n^D são obtidas, então, usando filtragem guiada. Aplicasse uma filtragem no mapa P_n guiada pela imagem original I_n :

$$W_n = G_{r,\epsilon}(P_n, I_n) \quad (5)$$

sendo W_n^B com os parâmetros r_1 e ϵ_1 , e W_n^D com os parâmetros r_2 e ϵ_2 .

W_1^B e W_2^B



W_1^D e W_2^D



Filtragem guiada

- Entradas I , P , r e ϵ : imagem de orientação, imagem de entrada e constantes reais positivas, respectivamente.
- Saída $G_{r,\epsilon}(P,I) = O$, obtida pela expressão:

$$O_i = a_k I_i + b_k \quad \forall i \in \omega_k \quad (6)$$

para cada pixel i dentro da janela k ($\omega_k \in \mathbb{R}^{R \times R} | R = 2r + 1$) e constantes reais a_k e b_k para imagens em escala de cinza ou vetores no \mathbb{R}^3 para imagens RGB. As constantes a_k e b_k podem ser obtidas minimizando uma função custo composta pela diferença quadrática entre a imagem de saída (O) e a de entrada (I), e de um termo de regularização (ϵ):

$$\{a_k^*, b_k^*\} = \arg \min_{a_k, b_k} \sum_{i \in \omega_k} \left((a_k I_i + b_k - P_i)^2 + \epsilon a_k^2 \right) \quad (7)$$

- Os valores ótimos para as constantes a_k e b_k podem ser obtidos com:

$$a_k = \frac{\frac{1}{R^2} \sum_{i \in \omega_k} I_i P_i - \mu_k \bar{P}_k}{\delta_k + \epsilon} \quad (8)$$

$$b_k = \bar{P}_k - a_k \mu_k \quad (9)$$

sendo μ_k e δ_k a média e a variância dos pixels na janela k de I , \bar{P}_k a média dos pixels nessa mesma janela para a imagem P .

Filtragem guiada II

- Para os i pixels presentes em mais de uma janela, a saída será obtida usando

$$O_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (10)$$

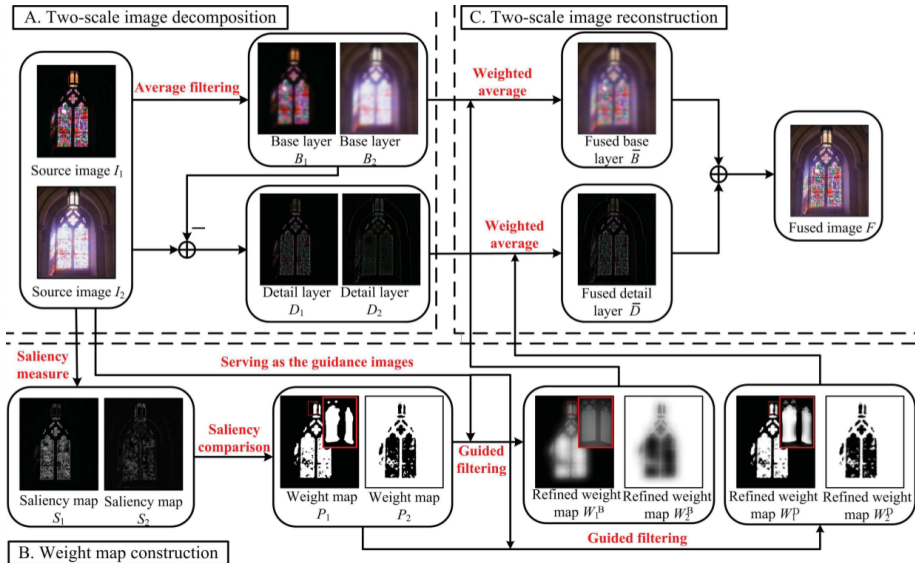
com suas constantes lineares obtidas com:

$$\bar{a}_i = \frac{1}{R^2} \sum_{j \in \omega_i} a_j \quad (11)$$

$$\bar{b}_i = \frac{1}{R^2} \sum_{j \in \omega_i} b_j \quad (12)$$

sendo ω_i a janela tendo o pixel i como centro.

Relembrando o esquema proposto



C: 2-scale image reconstruction

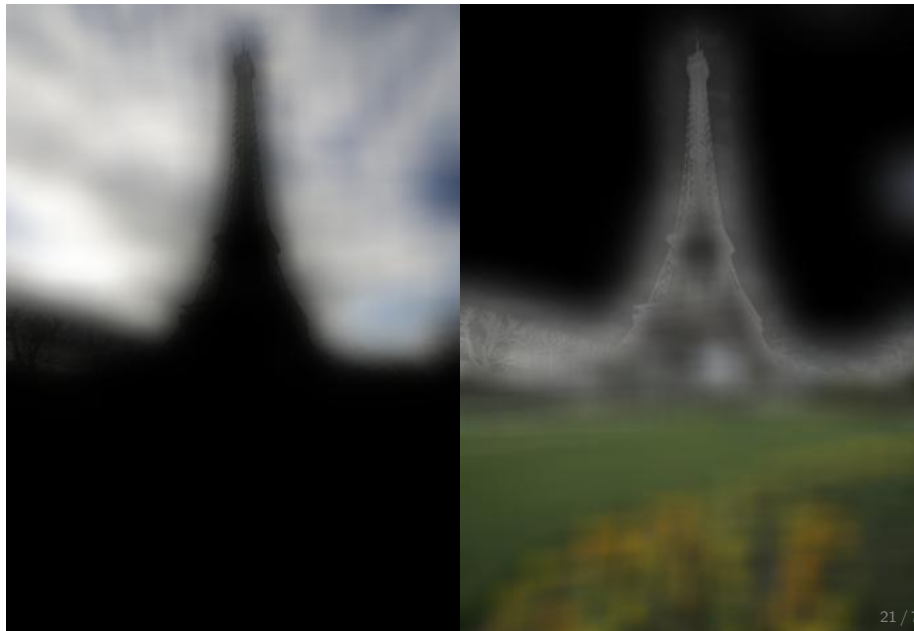
- Entradas B_n , D_n , W_n^B e W_n^D .
- Saída F : resultado final.

$$F = \bar{B} + \bar{D} = \sum_{n=1}^N \left(W_n^B \circ B_n + W_n^D \circ D_n \right) \quad (13)$$

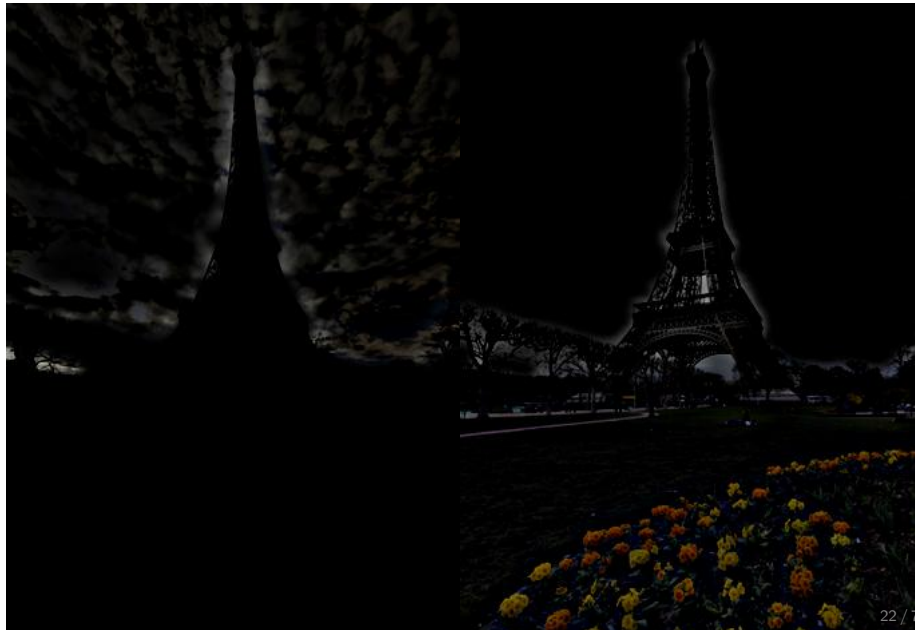
sendo ' \circ ' a operação de produto elemento por elemento:

$$c = a \circ b \therefore c_{ij} = a_{ij}b_{ij} \quad (14)$$

$$W_1^B \circ B_1 \text{ e } W_2^B \circ B_2$$



$$W_1^D \circ D_1 \text{ e } W_2^D \circ D_2$$



\bar{B} e \bar{D}

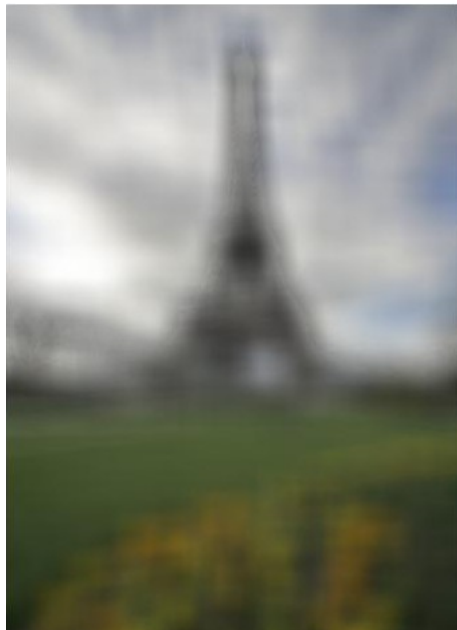


Figura: torre Eiffel









Figura: memorial







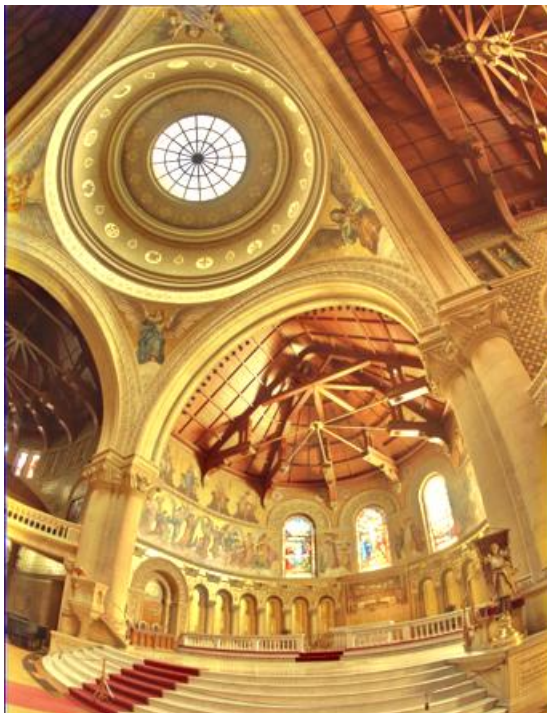


Figura: garagem









Figura: jardim



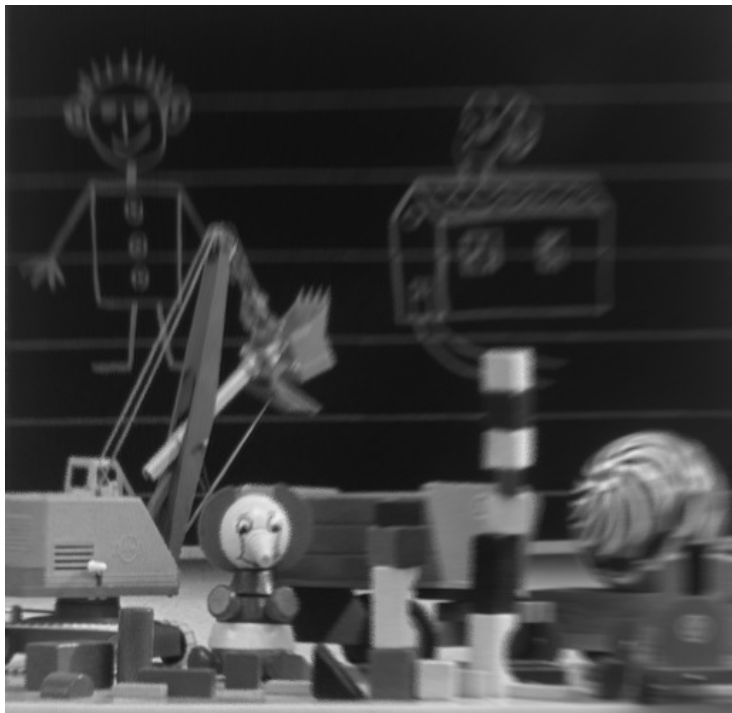


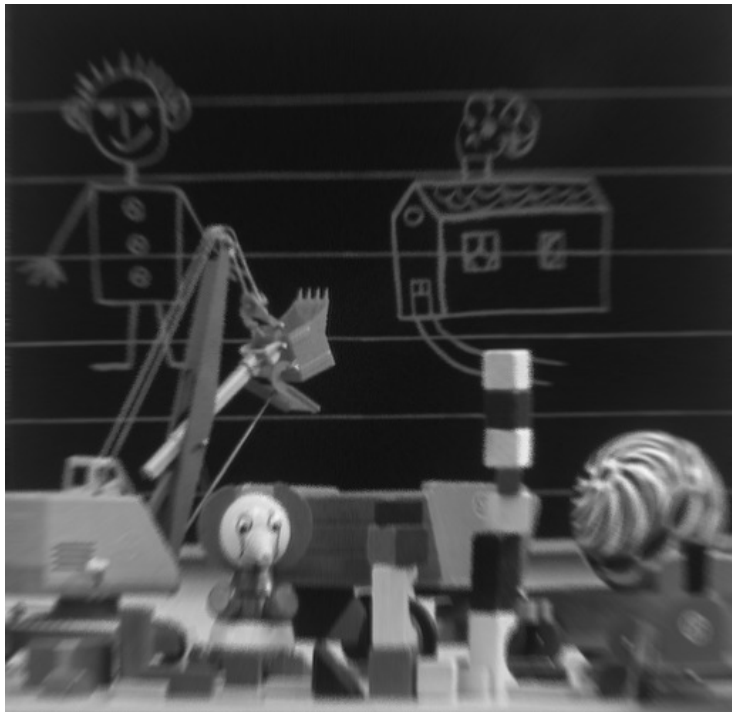




Figura: brinquedos







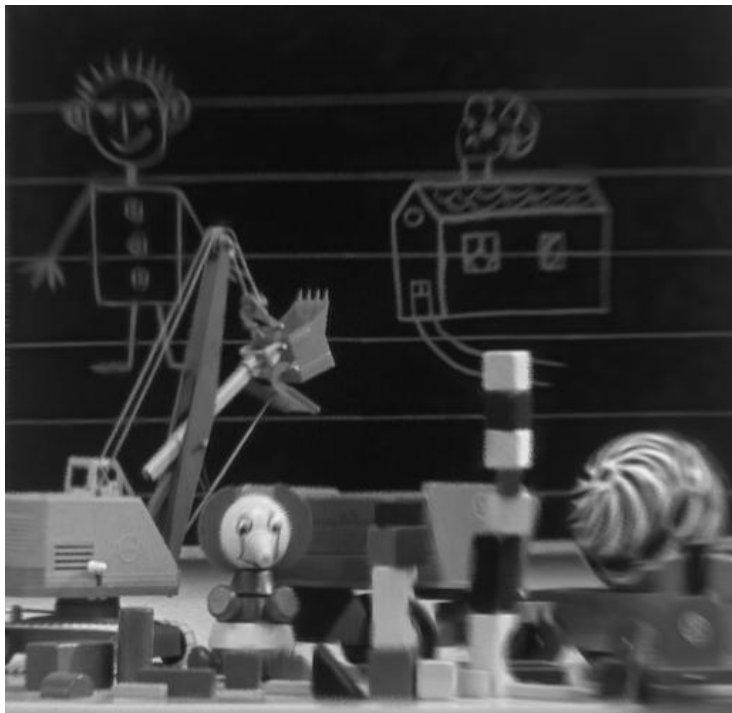


Figura: brinquedos

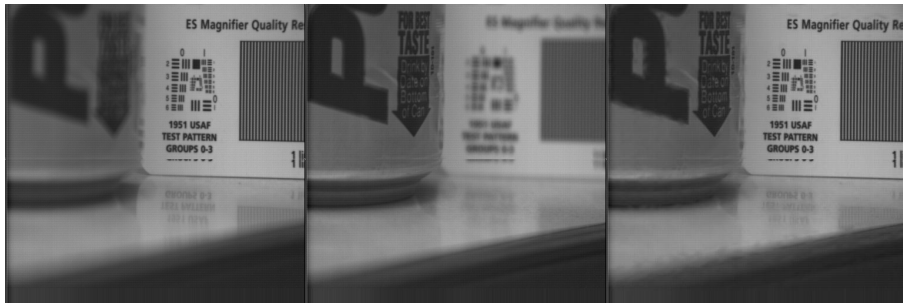








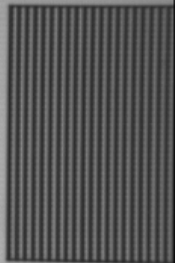
Figura: brinquedos



ES Magnifier Quality Re

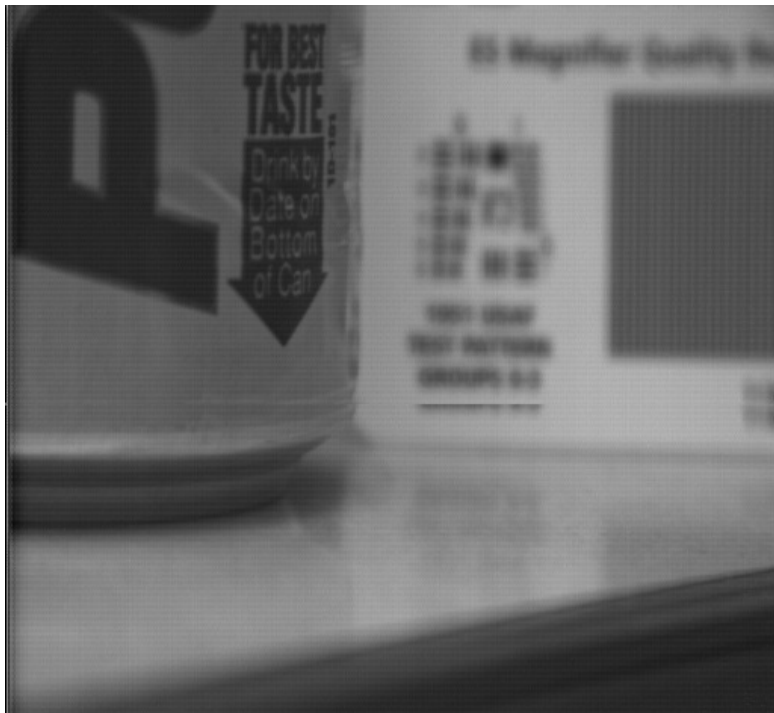


1951 USAF
TEST PATTERN
GROUPS 0-3



1 li

GROUPS 0-3
TEST PATTERN
1951 USAF



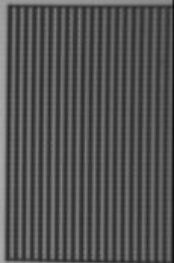
**FOR BEST
TASTE**

Drink by
Date on
Bottom
of Can

ES Magnifier Quality Re



**1951 USAF
TEST PATTERN
GROUPS 0-3**



1 III

Figura: brinquedos









Figura: brinquedos









Figura: brinquedos









Métricas de qualidade objetiva para imagens fundidas

- Métrica baseada em teoria da informação [22], entre a imagem de origem (referência) A , as imagens de entrada B e a imagem fundida F :

$$Q_{MI} = 2 \left(\frac{MI(A,F)}{H(A) + H(F)} + \frac{MI(B,F)}{H(B) + H(F)} \right) \quad (15)$$

$$MI(A,F) = H(A) + H(F) - H(A,F) \quad (16)$$

$H(\cdot)$ e $H(A,F)$: entropia do argumento e entropia marginal entre A e F , respectivamente.

Q_Y : métrica baseada em similaridade estrutural.

- Métrica baseada em similaridade estrutural (SSIM) [29], entre a imagem de origem (referência) A , as imagens de entrada B e a imagem fundida F :

$$Q_Y = \begin{cases} \Gamma_1, & \text{se } \text{SSIM}(A_\omega, B_\omega | \omega) \geq 0,75 \\ \Gamma_2, & \text{se } \text{SSIM}(A_\omega, B_\omega | \omega) < 0,75 \end{cases} \quad (17)$$

$$\Gamma_1 = \lambda_\omega \text{SSIM}(A_\omega, F_\omega) + (1 - \lambda_\omega) \text{SSIM}(B_\omega, F_\omega) \quad (18)$$

$$\Gamma_2 = \max(\text{SSIM}(A_\omega, F_\omega), \text{SSIM}(B_\omega, F_\omega)) \quad (19)$$

$$\lambda_\omega = \frac{s(A_\omega)}{s(A_\omega) + s(B_\omega)} \quad (20)$$

$\text{SSIM}(A, B)$, ω e $s(\cdot)$: índice de similaridade estrutural entre A e B , janela 7×7 e variância do argumento, respectivamente.

- Métrica de Cvejic *et al* [24] quantiza o quão bem a informação importante das imagens de entrada B são mantidas na imagem de saída F (com A como a imagem de origem - referência):

$$Q_C = \mu \text{UIQI}(A_\omega, F_\omega) + (1 - \mu) \text{UIQI}(B_\omega, F_\omega) \quad (21)$$

$$\mu = \begin{cases} 0, & \text{se } \Gamma_3 < 0 \\ \Gamma_3, & \text{se } \Gamma_3 \in [0, 1] \\ 0, & \text{se } \Gamma_3 > 1 \end{cases} \quad (22)$$

$$\Gamma_3 = \frac{\sigma_{AF}}{\sigma_{AF} + \sigma_{BF}} \quad (23)$$

$\text{UIQI}(A, B)$ e σ_{AB} : índice de qualidade universal [30] e covariância, respectivamente, entre as matrizes A e B .

Q_G : métrica baseada no gradiente.

Métricas de qualidade objetiva para imagens fundidas

- Métrica baseada no gradiente [25], entre a imagem de origem (referência) A , as imagens de entrada B e a imagem fundida F , com $\{i,j\}$ o endereço do ij -ésimo pixel:

$$Q_G = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \Gamma_{ij}^4 \div \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \Gamma_{ij}^5 \quad (24)$$

$$\Gamma_{ij}^4 = \left(Q_{ij}^{AF} \tau_{ij}^A + Q_{ij}^{BF} \tau_{ij}^B \right) \quad (25)$$

$$\Gamma_{ij}^5 = \left(\tau_{ij}^A + \tau_{ij}^B \right) \quad (26)$$

$$Q^{AF} = Q_g^{AF} \circ Q_o^{AF} \quad (27)$$

Q_g^{AB} , Q_o^{AB} , e τ^A : matriz de intensidade das bordas, matriz de preservação da orientação e matriz de ponderação relativa a matriz A .

Q_P : métrica baseada em congruência de fase.

Métricas de qualidade objetiva para imagens fundidas

- Métrica baseada em congruência de fase [26]:

$$Q_P = (P_P)^\alpha (P_M)^\beta (P_m)^\gamma \quad (28)$$

α , β e γ : momentos aplicados a cada uma das fases.

$$P_\Gamma = \max(C_{AF}^\Gamma, C_{BF}^\Gamma, C_{SF}^\Gamma) \quad (29)$$

$$C_{XY}^K = \frac{\sigma_{XY}^K + d}{\sigma_X^K \sigma_Y^K + d} \quad (30)$$

d , S e σ : constante para evitar instabilidade numérica, mapa de (máximas) saliências e variância.

Source Images	Index	SWT	CVT	LAP	NSCT	GRW	WSSM	HOSVD	GFF
Petrović database	Q_Y	0.862(0)	0.813(0)	0.868(0)	0.864(0)	0.696(0)	0.809(0)	0.967(38)	0.934(12)
	Q_C	0.745(0)	0.724(0)	0.744(0)	0.751(2)	0.645(0)	0.708(1)	0.691(7)	0.804(40)
	Q_G	0.632(1)	0.560(0)	0.644(0)	0.633(1)	0.446(0)	0.617(1)	0.648(24)	0.657(23)
	Q_P	0.525(2)	0.439(0)	0.516(1)	0.510(0)	0.355(0)	0.347(0)	0.628(30)	0.594(17)
	Q_{MI}	0.391(0)	0.380(0)	0.398(0)	0.390(0)	0.383(0)	0.710(5)	0.910(42)	0.570(3)
Multifocus database	Q_Y	0.915(0)	0.894(0)	0.922(0)	0.911(0)	0.761(0)	0.877(0)	0.955(4)	0.964(6)
	Q_C	0.818(0)	0.798(0)	0.816(0)	0.829(1)	0.724(0)	0.779(0)	0.847(7)	0.835(2)
	Q_G	0.681(0)	0.661(0)	0.698(1)	0.673(0)	0.519(0)	0.668(0)	0.685(1)	0.714(8)
	Q_P	0.734(0)	0.721(0)	0.772(1)	0.744(0)	0.559(0)	0.698(0)	0.740(0)	0.801(9)
	Q_{MI}	0.849(0)	0.814(0)	0.904(0)	0.840(0)	0.778(0)	0.865(1)	1.063(7)	0.953(2)
Multiexposure and multimodal database	Q_Y	0.717(0)	0.738(0)	0.792(0)	0.798(0)	0.717(0)	0.827(1)	0.953(9)	0.914(0)
	Q_C	0.648(0)	0.674(0)	0.695(0)	0.715(0)	0.674(0)	0.741(2)	0.764(3)	0.801(5)
	Q_G	0.605(0)	0.575(0)	0.693(1)	0.672(0)	0.474(0)	0.638(2)	0.620(1)	0.704(6)
	Q_P	0.540(0)	0.501(0)	0.602(0)	0.588(0)	0.439(0)	0.362(0)	0.551(3)	0.661(7)
	Q_{MI}	0.509(0)	0.538(0)	0.542(1)	0.542(0)	0.552(0)	0.755(0)	1.015(9)	0.597(0)

SWT	CVT	LAP	NSCT	GRW	WSSM	HOSVD	GFF
1.61	2.6	0.02	12.16	0.04	155.5	66.5	1.16
7.8	4.2	1.4	22	1.2	4	1.3	2.2

Tabela: Multifocus


Métrica	GFF (autores)	GFF (alunos)	
Q_Y	0.964	0.868	0.900
Q_C	0.835	0.748	0.896
Q_G	0.714	0.597	0.836
Q_P	0.801	0.683	0.853
Q_{MI}	0.953	0.909	0.954

Tabela: Multiexposure

Métrica	GFF (autores)	GFF (alunos)	comp. rel.
Q_Y	0.914	0.903	0.988
Q_C	0.801	0.765	0.955
Q_G	0.704	0.550	0.781
Q_P	0.661	0.775	1.173
Q_{MI}	0.597	0.706	1.183

- O método proposto é relativamente simples, principalmente em comparação com o HOSVD. Estrutura do algoritmo de fácil implementação.
- Apresenta uma eficiência computacional maior que os demais métodos.
- Há preservação majoritária da informação (detalhes) nas imagens de entrada.
- Robusto no registro da imagem.
- Uma melhora possível seria uma busca ótima ou adaptativa dos parâmetros usados no algoritmo.

Obrigado pela vossa atenção.

-  LI, S.; KANG, X.; HU, J. Image fusion with guided filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 22, n. 7, p. 2864–2875, July 2013. ISSN 1057-7149.