

# **Generalização do filtro de médias não locais para o processamento de imagens coloridas multicamadas**

## **Generalization of the non-local means denoising filter for multi-channel color image processing**

**Nancy Baygorrea**

Bolsista PCI, Eng. de Sistemas e Computação, D.Sc.

**Otávio da Fonseca Martins Gomes**

Supervisor, Eng. Químico, D.Sc.

### **Resumo**

A busca por métodos eficientes de eliminação de ruídos em imagens ainda é um desafio. Apesar da sofisticação de métodos recentemente propostos, a maioria dos algoritmos não atingiu um nível desejável de aplicabilidade. Eles geralmente apresentam um bom desempenho na redução de ruídos, mas geram artefatos ou removem estruturas finas da imagem. Um problema típico é o surgimento de pixels corrompidos, i.e., com cores espúrias, quando um filtro desenvolvido para imagens de intensidade, como imagens em níveis de cinza, é aplicado em imagens coloridas multicamadas (RGB, por exemplo). Isto ocorre devido à aplicação do filtro em cada camada independentemente. O objetivo do presente trabalho foi definir um método matemático e experimental para a generalização do filtro de médias não locais, proposto por Buades, Coll e Morel (2005), para a filtragem de imagens coloridas multicamadas sem a geração de pixels corrompidos. A distância no espaço HSL foi empregada para avaliar a similaridade entre vizinhanças de pixels. Os resultados obtidos mostraram que o filtro desenvolvido manteve a capacidade de redução de ruídos sem, contudo, corromper pixels.

**Palavras chave:** processamento de imagens, sistemas de cor, RGB, HSL, filtro de médias não locais.

### **Abstract**

The search for efficient image denoising methods is still a challenge. Despite the sophistication of recently proposed methods, most algorithms have not reached a desirable level of applicability. They often promote a suitable noise reduction, but they generate artifacts or remove thin structures from the image. A typical problem is the appearance of corrupted pixels, i.e., pixels with spurious colors, when a filter developed for intensity images such as grayscale images is applied to multi-channel color images (RGB, for instance). This is due to filtering each layer independently. The objective of the present work was to define a mathematical and experimental method for the generalization of the non-local means denoising filter proposed by Buades, Coll and Morel (2005) to filter multi-channel color images without the generation of corrupted pixels. The distance in HSL space was employed to evaluate similarity between pixel neighborhoods. The obtained results showed that the developed filter maintained the noise reduction capacity without, however, corrupting pixels.

**Key words:** image processing, color spaces, RGB, HSL, non-local means denoising filter.

## 1. Introdução

A formação da imagem ocorre quando um sensor (olho, câmera) registra a radiação (luz) que interagiu com um dado objeto físico. A imagem pode ser vista como uma função de duas dimensões, em que o valor da função corresponde à intensidade de cada ponto da imagem. A representação matemática da imagem é dada por  $I = f(x, y)$ , onde  $f$  representa a intensidade da imagem nas coordenadas  $(x, y)$ . Uma imagem digital é uma imagem que foi discretizada tanto em valor de intensidade quanto espacialmente, isto é, foi realizada uma amostragem da função contínua. Essa amostragem se representa matematicamente pela multiplicação da função  $f$  com um arranjo bidimensional de funções delta:

$$f_s(x, y) = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \delta(x - x^0, y - y^0) dx dy$$

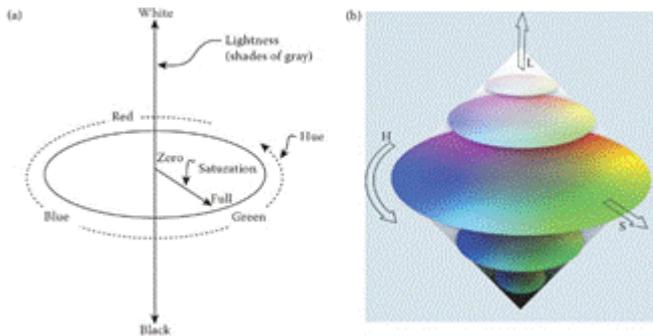
Há uma extensa literatura em relação ao tema, por exemplo, o livro clássico de Gonzalez e Woods (2007).

### 1.1. Sistemas de cores

Para que a representação vetorial seja possível, é necessário um espaço de cores. Este deve ter a capacidade de representar a maior quantidade de cores possíveis, além de ter uma base capaz de gerar todo o espaço. Existem diversos sistemas de cores: RGB, CMYK, HSL, HSV, entre outros (GONZALEZ e WOODS, 2007).

O modelo de cor RGB é usado em muitas aplicações por emular a visão humana, todavia, é pouco intuitivo, é difícil se reconhecer as cores a partir apenas dos valores de suas componentes. Existe uma alta correlação entre as componentes R, G e B por serem fortemente dependentes da intensidade. Além disso, o sistema RGB não representa as diferenças entre as cores em uma escala uniforme, o que impossibilita a medição da similaridade entre duas cores através de sua distância no espaço RGB (GOMES, 2007).

O modelo de cor HSL (Figura 1), proposto e patenteado por Valensi (1938), é mais intuitivo para os humanos, pois separa a informação de cor (H e S) da informação de luminância (L). Ele foi desenvolvido como um método para adicionar codificação de cores ao sinal de transmissão em preto e branco, sem modificação do sinal de luminância, de modo a permitir que os receptores existentes na época reproduzissem, em preto e branco, as novas transmissões em cores. Ver Umbaugh (2011). Então, existe uma transformação de fórmula fechada de cada um desses espaços.



(R,G,B). Seja  $Cmax = \max\{R, G, B\}$  e  $Cmin = \min\{R, G, B\}$ . Denote  $r = R/255$ ,  $g = G/255$  e  $b = B/255$ . Logo, temos os valores  $(h, s, l)$  no espaço HSL dados pelas seguintes equações (UMBAUGH, 2011):

$$h = \begin{cases} 0, & Cmax = Cmin \\ 60^\circ \times \frac{g-b}{Cmax-Cmin} + 360^\circ, & Cmax = r \\ 60^\circ \times \frac{b-r}{Cmax-Cmin} + 120^\circ, & Cmax = g \\ 60^\circ \times \frac{r-g}{Cmax-Cmin} + 240^\circ, & Cmax = b \end{cases}$$

$$s = \begin{cases} 0, & Cmax = Cmin \\ \frac{Cmax-Cmin}{2l}, & l \leq \frac{1}{2} \\ \frac{Cmax-Cmin}{2-2l}, & l > \frac{1}{2} \end{cases}$$

$$l = \frac{1}{2}(Cmax + Cmin)$$

## 1.2. Generalização do algoritmo de médias não locais

O algoritmo de médias não locais (NLM) é um método de filtragem para eliminação de ruídos em imagens digitais. Ele difere dos clássicos filtros de médias locais, que calculam uma média ponderada de um dado grupo de pixels vizinhos, por aproveitar a natureza de autosimilaridade das imagens. O método é baseado em um princípio simples: substituir o valor de um pixel por uma média dos valores de pixels semelhantes, partindo da ideia de que pixels semelhantes não necessariamente são próximos (BUADES; COLL; MOREL, 2004).

Considere  $P(p)$  e  $N(p)$  as vizinhanças centradas no pixels  $p$  e de raio  $f$  e  $r$ , respectivamente; com tamanhos em pixels de  $(2f + 1) \times (2f + 1)$  e  $(2r + 1) \times (2r + 1)$ , respectivamente. Ver Figura 2.

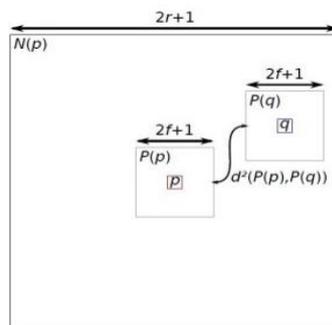


Figura 2.  $N(p)$  é janela de busca e  $P(p)$  e  $P(q)$  as vizinhanças de análise.

Então, o algoritmo de médias não locais é definido pela seguinte fórmula: considere o valor de cor dos pixels de uma imagem no espaço RGB  $u = (u_1, u_2, u_3)$  e um pixel  $p \in R^2$

$$\hat{u}_i(p) = \frac{1}{C(p)} \sum_{q \in B(p,r)} u_i(q) w(p, q) \quad (1)$$

$$C(p) = \sum_{q \in B(p,r)} w(p, q) \quad (2)$$

onde  $i = 1, 2, 3$  e  $w(p, q)$  representa o peso associado ao pixels  $p$  em relação aos outros pixels  $q$  na imagem.

A distância entre duas vizinhanças é dada pela distância euclidiana dos pixels de cada vizinhança. O peso  $w(p, q)$  depende do quadrado da distância euclidiana de duas vizinhanças, de tamanho de pixels  $(2f + 1) \times (2f + 1)$ , centrados em  $p$  e  $q$ , respectivamente, e é dado por:

$$d^2(N(p, f), N(q, f)) = \frac{1}{3(2f+1)^2} \sum_{i=1}^3 \sum_{j \in B(0,f)} (u_i(p + f) - u_i(q + f))^2.$$

Considera-se o *kernel* exponencial a fim de calcular o peso dado por

$$w(p, q) = \exp\left(\frac{-\max(d^2 - \sigma^2, 0)}{h^2}\right)$$

onde  $\sigma$  denota a desvio padrão do ruído e  $h := h(\sigma)$  como o parâmetro do filtro.

Entende-se que o peso entre dois pixels está relacionado à similaridade entre as vizinhanças de cada um. Isto é, suponha que temos dois pixels dados como  $q_1$  e  $q_3$  então, se a vizinhança de  $q_1$  é similar à vizinhança de  $p$  em relação à vizinhança de  $q_3$  então o peso  $w(p, q_1)$  é maior que o peso  $w(p, q_3)$ . Ver Figura 3.

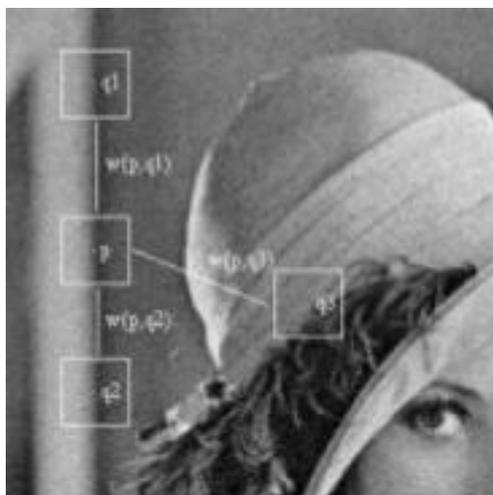


Figura 3. Vizinhanças  $N(p, q_1)$  e  $N(p, q_2)$  são similares. Vizinhança  $N(p, q_1)$  e  $N(p, q_3)$  são diferentes.

Assim, cada valor de pixel é atualizado pela média ponderada de pixels semelhantes, sendo que essa atualização é calculada no espaço de cor RGB.

## 2. Objetivo

O objetivo geral do presente trabalho é definir um método matemático e experimental para a generalização do filtro de médias não locais (NLM), proposto por Buades, Coll e Morel (2005), para a filtragem de imagens coloridas multicamadas sem a geração de pixels corrompidos. Para tal, são objetivos específicos:

- Estudar o filtro NLM num espaço de cor que separe as informações de cor e luminância (modelo HSL).
- Analisar os diferentes resultados de filtragem produzidos da utilização de diferentes tipos de métrica na análise da distância de vizinhanças.
- Analisar a densidade no espaço de funções.

## 3. Método

Foi considerado na análise uma imagem  $img$  plana nas coordenadas  $(i, j)$  em  $\mathbb{R}^2$ . Logo, como representação adequada do  $img$ , foi escolhido o espaço de cor HSL, em que, a partir dos valores de um pixel em  $(i, j)$ , pode-se calcular a matiz ( $h$ ), medida em grau sexagesimal, a saturação ( $s$ ), o nível de pureza de uma cor (na faixa de 0% a 100%), e a luminância ( $l$ ), também na faixa 0% a 100%. Assim, definimos a função  $HSL: (i, j) \rightarrow (h, s, l)$  que aplica pontos do plano cartesiano  $(i, j)$  no sistema de cores HSL.

Considere a função  $\phi: (h, s, l) \rightarrow (x, y, z)$ , que mediante mudança de variáveis, transforma o espaço  $HSL(i, j)$  definido acima, e cuja representação geométrica é dada pela união de dois cones invertidos um do outro, numa superfície cilíndrica no espaço tridimensional  $(x, y, z) \in \mathbb{R}^3$ . Assim, em coordenadas cilíndricas temos:

$$\phi(h, s, l) = \begin{bmatrix} 1 - |2 * l - 1.0| \cos(h) \\ 1 - |2 * l - 1.0| \sin(h) \\ l \end{bmatrix}$$

onde  $h \in [0^\circ, 360^\circ]$ , e  $l \in [0.0, 0.1]$ .

Denote a função composta

$$f := HSL \circ \phi: (i, j) \rightarrow (1 - 2|2 * l - 1.0| \cos(h), 1 - 2|2 * l - 1.0| \sin(h), l) \quad (3)$$

Desta forma, a distância "espacial" entre as vizinhanças  $N(p)$  e  $N(q)$  é calculado pela métrica dos espaços  $L_p$  (espaços de funções  $p$ -integráveis). Assim, temos a seguinte equação:

$$d(N(p), N(q)) := \left( \iint_{\substack{-f \leq i \leq f \\ -f \leq j \leq f}} \|f(N(p) + (i, j)) - f(N(q) + (i, j))\|^p \, didj \right)^{1/p}$$

ou equivalentemente, pode-se escrever da seguinte forma:

$$d(N(p), N(q)) := \left( \sum_{\substack{s \in B(0, f) \\ k=1,2,3}} (f_k(p + s) - f_k(q + s))^p \right)^{1/p} \quad (4)$$

onde  $s$  são todos os pixels centrados em  $0 \in \mathbb{R}^2$  de tamanho  $(2 * f + 1) \times (2 * f + 1)$  e a função  $f_k$  são funções componentes  $f$  definida na Equação 3. Ver Figura 4.

$(-f, f)$		$(0, f)$	...	$(f, f)$
		$\vdots$		
$(-f, 0)$	...	$(0, 0)$	...	$(f, 0)$
		$\vdots$		
$(-f, -f)$		$(0, -f)$		$(f, -f)$

Figura 4. Vizinhança de pixels centrado em 0 com raio  $f$ :  $B(0, f)$ .

Portanto, o peso para ser considerado vai depender da função  $d(N(p), N(q))$  definida na Equação (4). Assim,

$$\omega(p, q) = \exp\left(\frac{-\max(d(N(p), N(q)) - \sigma^2, 0)}{h}\right)$$

que representa o peso de  $p$  em relação a todos os pixels  $q$  contidos na janela de busca.

Logo, considere  $HSL(p) = (h_p, s_p, l_p)$  e  $HSL(q) = (h_q, s_q, l_q)$ . Assim, o novo valor do pixel  $p$  no espaço HSL, para cada componente, vai ser substituído pelo valor das médias de todos os valores da vizinhança de pixels  $q$ , para cada componente, dentro da janela de busca, isto é,

$$novo(h_p) = \frac{1}{c(q)} \sum_{q \in N(p)} w(p, q) h_q ;$$

$$novo(s_p) = \frac{1}{c(q)} \sum_{q \in N(p)} w(p, q) s_q ;$$

$$novo(l_p) = \frac{1}{c(q)} \sum_{q \in N(p)} w(p, q) l_q .$$

Por fim, uma vez rearranjando todos os valores dos pixels no espaço HSL, como consequência da utilização do filtro de média não local proposto neste trabalho, procede-se a transformação da imagem em HSL para RGB.

#### 4. Resultados e Discussão

Para o teste, foi empregada a imagem colorida RGB mostrada na Figura 5a. Utilizando o filtro NLM de Buades, Coll e Morel (2005) na imagem teste, temos como resultado a imagem na Figura 5b. Ao observar essa imagem, especialmente o texto na parte superior, percebe-se que surgiram pixels avermelhados contornando as letras. Na imagem original (Figura 5a), não há pixels avermelhados nessa região. De fato, esses pixels foram corrompidos pela aplicação do NLM em cada camada (R, G e B) de forma independente (ver equações 1 e 2).



Figura 5. Imagem teste: (a) original; (b) filtrada com o filtro NLM; e (c) filtrada com o filtro NLM generalizado.

Por outro lado, utilizando a generalização do filtro NLM proposta neste trabalho, a imagem resultante (Figura 5c) teve uma redução de ruído semelhante à do NLM original, mas não apresentou pixels com cores espúrias, observe as letras do texto na parte superior da imagem.

Na utilização do filtro na imagem teste, foi considerada uma janela de busca de  $31 \times 31$  pixels com vizinhanças de tamanho  $7 \times 7$  pixels. Cabe observar que a nossa imagem teste é de  $195 \times 255$  pixels. Nesse caso, o filtro teve que varrer as  $55 \times 55$  vizinhanças de uma única janela de busca. Sendo que nesse caso, temos  $195 \times 75$  janelas de buscas na imagem toda. Assim, temos uma varredura de  $195 \times 75 \times 55 \times 55$  pixels.

## 5. Conclusão

Foi desenvolvido e implementado um filtro de médias não locais (NLM) para a filtragem de imagens coloridas (RGB). O filtro desenvolvido manteve a capacidade de redução de ruídos do filtro NLM original, sem, contudo, corromper pixels de imagens coloridas, i.e., gerar pixels com cores espúrias.

O emprego da distância no espaço HSL para avaliar a similaridade entre vizinhanças de pixels mostrou-se uma abordagem bem-sucedida.

Os resultados são preliminares. A imagem teste utilizada como exemplo é, de fato, pequena em relação às imagens de microscopia atualmente analisadas, que têm centenas ou milhares de Mpixels (imagens mosaico). O desempenho computacional e o tempo de processamento são, portanto, questões importantes na prática, entretanto não fizeram parte do escopo deste trabalho. No caso de imagens grandes, propõe-se utilizar vizinhanças aleatórias com alguma distribuição de probabilidade adequada. Esta estratégia está sendo estudada pelos autores e, pelos experimentos já realizados, parece promissora.

## 6. Agradecimento

Agradece-se ao CNPq pelo auxílio financeiro para a realização deste trabalho. Ao Prof. Dr. Otávio Gomes pela oportunidade, motivação e apoio na elaboração deste trabalho.

## 7. Referências Bibliográficas

BUADES, B.; COLL B.; MOREL, J.M. A non-local algorithm for image denoising. In: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), v.2, p. 60-65, 2005.

BUADES, B.; COLL, B.; MOREL, J.M. On image denoising methods. Technical Report 2004-15, CMLA, 2004.

GOMES, O.D.M. Microscopia co-localizada: novas possibilidades na caracterização de minérios. 2007. 103 f. Tese (Doutorado em Engenharia Metalúrgica e de Materiais) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2007.

GONZALEZ, R.C.; WOODS, R.E. **Digital Image Processing**. 3<sup>rd</sup> ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2007. 954p.

UMBAUGH, S.E. **Digital Image Processing and Analysis: Human and Computer Vision Applications with CVIPtools**. 2<sup>nd</sup> ed. Boca Raton, FL: CRC Press, 2011. 956 p.

VASELI, G. **Procédé de télévision en couleurs**. Patent FR 841335, 1938.