

# Universidade Federal do Rio Grande do Norte

Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e de Computação  
EEC1515 - VISÃO COMPUTACIONAL

## RELATÓRIO

### IMPLEMENTAÇÃO DE UM FILTRO DE SUAVIZAÇÃO SELETIVA

**Autor:** Luís Gabriel Pereira Condados

**Professor orientador:** Rafael Beserra Gomes

Natal-RN

2020

# Universidade Federal do Rio Grande do Norte

Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e de Computação  
EEC1515 - VISÃO COMPUTACIONAL

## RELATÓRIO

Relatório apresentado à disciplina de EEC1515- Visão Computacional, correspondente a 1º unidade do semestre 2020.2, sob orientação do **Prof. Rafael Beserra Gomes**.

Autor:Luís Gabriel Pereira Condados

# Sumário

<b>Sumário</b>	<b>3</b>
<b>Lista de ilustrações</b>	<b>4</b>
<b>1 INTRODUÇÃO</b>	<b>1</b>
<b>2 METODOLOGIA</b>	<b>1</b>
<b>3 RESULTADOS</b>	<b>3</b>
<b>4 Conclusão</b>	<b>6</b>
<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>7</b>
<b>5 ANEXO 1</b>	<b>7</b>

## Lista de ilustrações

Figura 1 – Esquema de obtenção do módulo do gradiente de uma imagem $f(x, y)$ .	1
Figura 2 – Ilustração do suavizador seletivo. . . . .	2
Figura 3 – Operadores de <i>Sobel</i> . . . . .	2
Figura 4 – Filtros de suavização utilizados. . . . .	2
Figura 5 – Experimento 1. Imagem: café, $threshold = 10$ . . . . .	3
Figura 6 – Experimento 2. Imagem: café, $threshold = 100$ . . . . .	4
Figura 7 – Experimento 3. Imagem: café, $threshold = 1000$ . . . . .	4
Figura 8 – Experimento 5. Imagem: Totó, $threshold = 10$ . . . . .	5
Figura 9 – Experimento 5: Imagem: Totó, $threshold = 100$ . . . . .	6
Figura 10 – Experimento 6. Imagem: Totó, $threshold = 1000$ . . . . .	6

# 1 INTRODUÇÃO

Uma operação de pré-processamento muito comum em visão computacional é a de suavização, cujo principal objetivo é a atenuação do ruído presente na imagem através do borramento da mesma. Essa operação geralmente é feita por meio de convolução, exemplos de máscaras convolucionais usadas para suavização são: média e a Gaussiana. Porém dependendo do tamanho da máscara o borramento afeta fortemente a informação de bordas da imagem, tornando-as desfocadas.

O objetivo deste trabalho é apresentar uma solução para o problema da perda de informação de borda devido à forte suavização da imagem. Para isso será adotado uma abordagem de filtragem seletiva, que faz uso da informação do gradiente da imagem para determinar se uma determinada região da imagem é uma região de borda ou não, para com essa informação saber quando pode-se aplicar a suavização mais forte (máscara de dimensão maior) e quando não.

## 2 METODOLOGIA

Afim de preservar as bordas presentes na imagem é proposto neste trabalho uma técnica de suavização seletiva baseado no módulo do gradiente da imagem. A ideia é aplicar o filtro que causa o maior borramento apenas nos pixels não pertencentes à nenhuma borda, esse procedimento está ilustrado nas Figuras 2a e 2b. Para poder-se aplicar esse tipo de seleção é necessário ter-se o conhecimento de quais pixels estão em alguma borda, neste trabalho isso é feito através da análise do módulo do grande da imagem, caso esse valor seja maior que um determinado limiar pré-determinado, o pixel é classificado como sendo ou não pixel de borda.

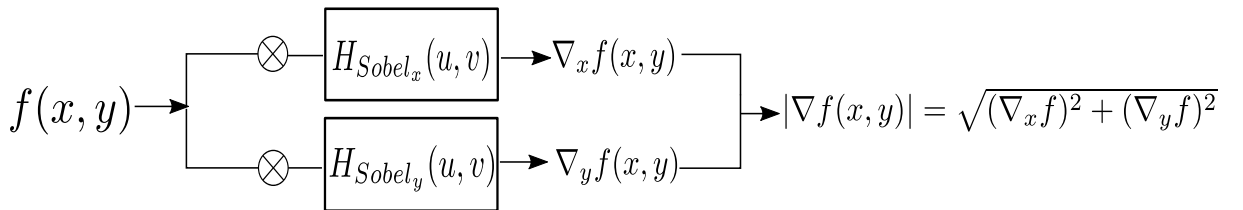


Figura 1 – Esquema de obtenção do módulo do gradiente de uma imagem  $f(x, y)$ .

A Figura 1 ilustra o procedimento utilizado para calcular o módulo do gradiente da imagem  $f(x, y)$ , onde  $H_{Sobel_x}(u, v)$  e  $H_{Sobel_y}(u, v)$  são os operadores de *Sobel* para a direção  $x$  e  $y$  respectivamente, suas máscaras podem ser vistas na Figura 3. A saída da operação de convolução de  $f(x, y)$  com cada uma dessas máscaras, resulta nos equivalentes às derivadas parciais nos sentidos correspondentes, ou de outro modo, as componentes do gradiente de

$f(x, y)$ .  $|\nabla f(y, x)|$  é o módulo desse gradiente.

$$|\nabla f(x, y)| < threshold$$

$$f(x, y) \otimes \boxed{H_{hard}(u, v)} \longrightarrow g(x, y)$$

(a) Suavização forte para pixels de não borda.

$$|\nabla f(x, y)| \geq threshold$$

$$f(x, y) \otimes \boxed{H_{soft}(u, v)} \longrightarrow g(x, y)$$

(b) Suavização fraca para pixels de borda.

Figura 2 – Ilustração do suavizador seletivo.

$$H_{Sobel_x}(u, v)$$

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(a) Operador de *Sobel* na direção  $x$

$$H_{Sobel_y}(u, v)$$

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

(b) Operador de *Sobel* na direção  $y$

Figura 3 – Operadores de *Sobel*

Para validar a proposta apresentada, foi testado em diferentes imagens a suavização seletiva, usando-se como suavizador forte um filtro de média de dimensão 10, e um filtro *Gaussiano* de dimensão 3(ver Figura 4) como suavizador fraco (os filtros foram escolhidos de forma a enfatizar o problema do desfoque da imagem) e a qualidade do resultado do processamento é medido por comparação visual entre as imagens fortemente suaviza, entrada e saída.

A implementação foi feita em *C++* e fez-se uso da biblioteca de visão computacional *OpenCV*(1) para facilitar a manipulação de imagens.

$$H_{Gaussian} = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline 2 & 4 & 2 \\ \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline \end{array} \frac{1}{16}$$

(a) Filtro *Gaussiano* de dimensão 3.

$$H_{average} = \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array} \frac{1}{25}$$

(b) Filtro de média de dimensão 5.

Figura 4 – Filtros de suavização utilizados.

O programa recebe como argumentos de linha de comando o caminho da imagem que se deseja aplicar a suavização e o limiar usado no teste de pixel de borda.

### 3 RESULTADOS

Para testar a implementação, foi utilizado algumas imagens de entrada e diferentes limiares, os resultados estão apresentados a seguir.



(a) Imagem de entrada.



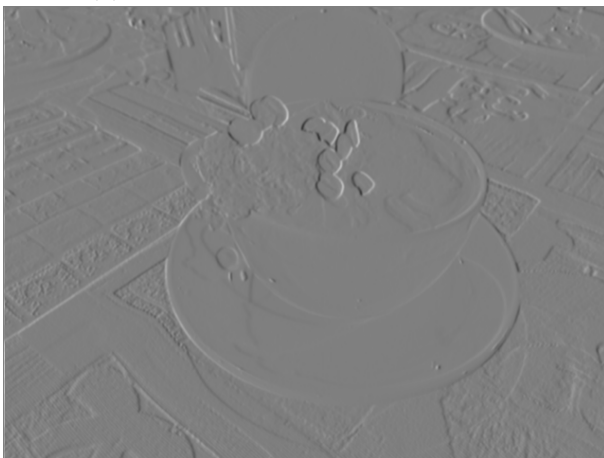
(b) Resultado da suavização seletiva.



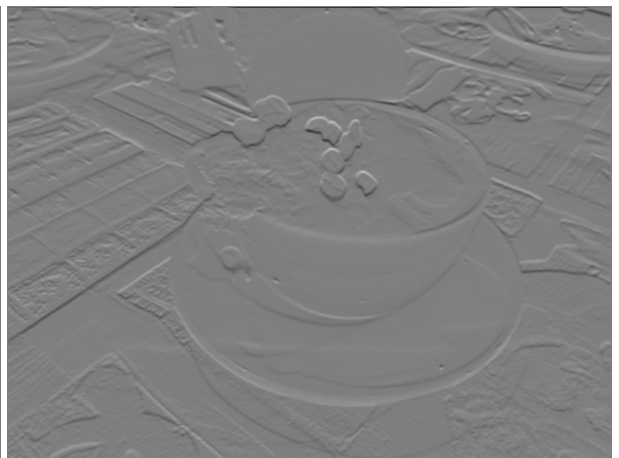
(c) Imagem fortemente suavizada.



(d) Imagem levemente suavizada.



(e) Imagem gradiente na direção  $x$ .



(f) Imagem gradiente na direção  $y$ .

Figura 5 – Experimento 1. Imagem: café,  $threshold = 10$ .



(a) Imagem de entrada.



(b) Resultado da suavização seletiva.

Figura 6 – Experimento 2. Imagem: café,  $threshold = 100$ .



(a) Imagem de entrada.



(b) Resultado da suavização seletiva.

Figura 7 – Experimento 3. Imagem: café,  $threshold = 1000$ .

Os experimentos de 1 à 3 utilizaram a mesma imagem de entrada (café), por isso só é mostrado uma vez as imagens da suavização forte, suavização fraca e as imagens de gradiente, pois elas só dependem da imagem de entrada. Esses experimentos tiveram como diferença apenas o limiar. É perceptível que a medida que aumenta-se o limiar a imagem resultante torna-se mais desfocada, ou seja, perde-se mais as informações das bordas.





(a) Imagem de entrada.



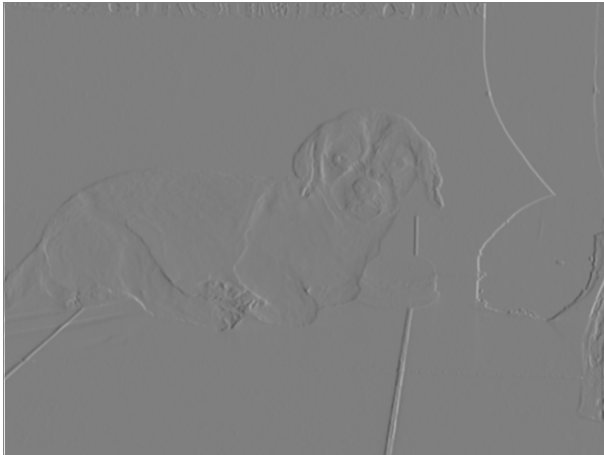
(b) Resultado da suavização seletiva.



(c) Imagem fortemente suavizada.



(d) Imagem levemente suavizada.



(e) Imagem gradiente na direção  $x$ .



(f) Imagem gradiente na direção  $y$ .

Figura 8 – Experimento 5. Imagem: Totó,  $threshold = 10$



(a) Imagem de entrada.

(b) Resultado da suavização seletiva.

Figura 9 – Experimento 5: Imagem: Totó,  $threshold = 100$



(a) Imagem de entrada.

(b) Resultado da suavização seletiva.

Figura 10 – Experimento 6. Imagem: Totó,  $threshold = 1000$

Os experimentos de 4 à 6 utilizaram a mesma imagem de entrada (Totó), por isso só foi mostrado uma vez as imagens da suavização forte, suavização fraca e as imagens de gradiente, pois elas só dependem da imagem de entrada. E assim como os experimentos anteriores, teve o parâmetro de limiar alterado, sendo eles 10, 100 e 1000. O mesmo comportamento dos experimentos com a imagem do *café*, é apresentado aqui, ou seja, a imagem perde a nitidez e aumenta o desfoco conforme aumenta-se o limiar.

## 4 CONCLUSÃO

Os resultados apresentados nos experimentos foram como o esperado. Ao se aumentar o limiar torna-se mais rigoroso o teste para classificar se um pixel será considerado como parte de uma borda, fazendo com que o mesmo seja filtrado com o suavizador mais forte. O caso contrário também ocorreu, o que quer dizer que se o limiar for baixo, o filtro tende

a usar mais a suavização leve.

Alguns efeitos extras, que podem ser indesejáveis, foram visíveis nas imagens de saída, foram eles: bordas que não haviam antes na imagem (observe as Figuras 5b e 8b por exemplo) e um efeito "ghost"/sombreado nas proximidades das bordas (por exemplo, as Figuras 7a e 10a). O primeiro efeito, o de borda, é causado devido a maneira como foi implementado a operação de convolução, a operação causa uma redução na dimensão na imagem de forma proporcional ao tamanho da máscara utilizada, isso é bem evidentes nas imagens resultante do borramento forte (ver Figura 8c como exemplo), pois é utilizado um filtro de dimensão 10, isso faz com que a imagem resultante da convolução tenha uma redução de 5pixels nas suas bordas, porém para manter a resolução igual a entrada, esses pixels faltantes são substituídos por pixels pretos. Existem algumas maneiras de se tratar o efeito da redução no tamanho da imagem, uma maneira é aumentar a imagem com replicas dela mesma antes de realizar a convolução.

O outro efeito notável é o de sombreamento nas proximidades das bordas. Isso é devido à natureza do filtro de gradiente, pois ele realça toda a proximidade de uma região de borda e não apenas a borda em si, isso fez com algumas regiões nas proximidades também fossem classificadas como borda. Uma maneira que contornaria esse problema, seria a utilização do detector de bordas de *Canny*, pois consegue realça-las com precisão de 1 pixel.

## Referências

1 ITSEEZ. *Open Source Computer Vision Library*. 2015. <<https://github.com/itseez/opencv>>. 2

## 5 ANEXO 1

**Código fonte:** <[https://github.com/Gabriellgpc/ComputerVision\\_DIM0141/blob/master/unidade1/tarefa2/q1.cpp](https://github.com/Gabriellgpc/ComputerVision_DIM0141/blob/master/unidade1/tarefa2/q1.cpp)>