



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE INFORMÁTICA
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO



Análise de Conversão de Imagem Colorida para Tons de Cinza Via Contraste Percebido

TRABALHO DE GRADUAÇÃO

Aluno: Ricardo César de Almeida Nogueira (rcan@cin.ufpe.br)
Orientador: Prof. Dr. Carlos Alexandre Barros de Mello (cabm@cin.ufpe.br)

Recife, Julho de 2016

AGRADECIMENTOS

Á minha família, em especial aos meus pais, Ricardo e Roselis, que sempre me apoiaram e me deram o suporte necessário pra me tornar a pessoa que sou hoje. Aos colegas de graduação, por termos compartilhado momentos bons e ruins durante esses anos, que certamente levarei a amizade pro resto da vida. A todos os professores, em especial ao meu orientador, Carlos Alexandre cuja ajuda foi vital na reta final da graduação.

RESUMO

Converter imagem colorida para tons de cinza é requisito para muitas aplicações em processamento de imagem. O objetivo geral é usar o número limitado de tons de cinza para preservar o máximo possível do contraste da imagem original. Na última década, muitas abordagens foram propostas, a maioria focando em preservar a distância de cor e em reduzir a perda da informação. O objetivo principal deste trabalho visa a implementação dos algoritmos de conversão de imagem colorida para tons de cinza propostos no artigo de Zhu, comparando seus desempenhos entre si e com outros métodos. Esses métodos propõem capturar a aparência percebida da imagem original. Os experimentos mostram que as duas conversões obtêm bons resultados.

Palavras-chaves: Conversão em tons de cinza, saliência de canal, contraste percebido, espaço de cor, IHSL.

ABSTRACT

The conversion of color image into grayscale is a major requirement for many applications in image processing. The overall goal is to use the limited number of gray levels to preserve as much as possible of the contrast of the original image. In the last decade, many approaches have been proposed, most focused on preserving the color distance and reducing the loss of information. The main goal of this work is the implementation of two color image conversion algorithms to grayscale proposed in Zhu article, comparing their performance with each other and with other methods. These methods propose to capture the perceived appearance of the original image. The experiments shows that both conversions obtain good results.

Keywords: conversion into grayscale, channel salience, perceived contrast, color space, IHSL.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Diferença na resolução espacial em uma imagem	10
Figura 2 - Diferença na resolução de cores em uma imagem	11
Figura 3 - Decomposição dos canais do sistema RGB	12
Figura 4 - Decomposição dos canais do sistema CMY	13
Figura 5 - Decomposição dos canais do sistema IHSL	15
Figura 6 - Conversão em tons de cinza pelo método máximo de canal	16
Figura 7 - Conversão em tons de cinza pelo método de conversão clássico	17
Figura 8 - Conversão em tons de cinza pelo método média de canal	17
Figura 9 - Uso do GMM para agrupar pixels de uma imagem em dois clusters	19
Figura 10 - Ilustração do mapa de contraste M	21
Figura 11 - Conversão por contraste percebido sem ajuste espacial com $\alpha = 0,3$	22
Figura 12 - Ilustração da escolha de pixels de uma imagem por uma amostragem não-uniforme	23
Figura 13 - Ilustração da matriz afinidade Z aproximada	25
Figura 14 - Conversão por contraste percebido com ajuste espacial com $\alpha = 0,5$	26
Figura 15 - Imagens usadas para os experimentos	28
Figura 16 - Comparação visual das variações do α para o método 6, onde α varia de 0,1 a 1,0 com intervalos de 0,1	30
Figura 17 - Comparação visual das variações do α para o método 7 onde α varia de 0,1 a 1,0 com intervalos de 0,1	31
Figura 18 - Histograma de melhores α para conversão via contraste percebido sem ajuste espacial	32
Figura 19 - Histograma de melhores α para conversão via contraste percebido com ajuste espacial	32
Figura 20 - Comparação visual entre os métodos de conversão via contraste percebido. Coluna esquerda: sem ajuste espacial. Coluna direita: com ajuste espacial.	38
Figura 21 - Comparação visual quando há falha de agrupamento do GMM no método 7	39
Figura 22 - Comparação visual com os métodos apresentados no Capítulo 2	42

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - CCPR médio para contraste percebido sem ajuste espacial, variando o α	29
Tabela 2 - CCPR médio para contraste percebido com ajuste espacial, variando o α ...	29
Tabela 3 - Melhor α para conversão via contraste percebido sem ajuste espacial, por imagem	33
Tabela 4 - Melhor α para conversão via contraste percebido com ajuste espacial, por imagem	33
Tabela 5 - Métodos de conversão	34
Tabela 6 - Comparação do CCPR para os métodos de conversão via contraste percebido α	34
Tabela 7 - Comparativo do CCPR médio para os métodos 6 e 7	34
Tabela 8 - Comparativo do CCPR	40
Tabela 9 - Comparativo dos CCPR médios para os métodos da Tabela 8	40

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	8
1.1 Motivação	8
1.2 Objetivos	8
1.3 Estrutura do Trabalho	8
2 CONCEITOS BÁSICOS	10
2.1 Imagem Digital	10
2.2 Vizinhaça de um pixel	11
2.3 Modelo de Cores	11
2.4 Métodos de conversão de imagens para tons de cinza	16
3 SALIÊNCIA DE CANAL	18
3.1 Motivação	18
3.2 Definições	18
3.3 Termo de Distinção.....	18
3.4 Termo de Equilíbrio.....	19
4 CONVERSÃO VIA CONTRASTE PERCEBIDO	20
4.1 Definição.....	20
4.2 Contraste Percebido Sem Ajuste Espacial	21
4.3 Contraste Percebido Com Ajuste Espacial	22
5 EXPERIMENTOS E RESULTADOS	27
5.1 Critérios de Avaliação	27
5.2 Primeiro Experimento.....	28
5.3 Segundo Experimento.....	34
5.4 Terceiro Experimento	39
6 CONCLUSÃO	43
6.1 Limitações.....	43
6.2 Trabalhos Futuros	43
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	45

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta o leitor ao tema, trazendo as motivações e objetivos para este trabalho. A estrutura textual deste documento também é apresentada.

1.1 Motivação

Converter imagem colorida para tons de cinza é requisito para muitas aplicações em processamento de imagem, como em detecção de borda, impressão em preto e branco, e processamento de imagem em único canal [13]. Por se tratar de uma tarefa de redução de dimensão no espaço de cor; inevitavelmente há perdas de informação de cor. Espera-se usar o número reduzido de tons de cinza, preservando o máximo possível, o contraste da imagem original [9].

Na última década, muitas abordagens foram propostas, a maioria focando em preservar a distância de cor e em reduzir a perda da informação [1]. Alguns métodos consideram o contraste global em diferentes canais. Quando os contrastes nos canais não são colaborativos, o resultado final se torna turvo. Para métodos que preservam o contraste local, o contraste pode se tornar mais reforçado e os resultados dificilmente têm um impacto de percepção global [1].

1.2 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho visa a implementação dos algoritmos de conversão de imagem colorida para tons de cinza propostos no artigo de Zhu [1], comparando seu desempenho entre si e com outros métodos.

1.3 Estrutura do Trabalho

Este trabalho está dividido em seis capítulos. Além deste de introdução, temos:

Capítulo 2 - Conceitos Básicos - apresenta termos e conceitos da área de processamento de imagens para auxiliar o entendimento do presente trabalho.

Capítulo 3 - Saliência de Canal - introduz conceitos e definições de saliência de canal.

Capítulo 4 - Conversão via Contraste Percebido - descreve o funcionamento do método de conversão em tons de cinza via contraste percebido em cooperação com a saliência de canal.

Capítulo 5 - Experimentos e Resultados - Experimentos foram realizados para avaliar a preservação do contraste da imagem fonte, comparando os resultados com métodos conhecidos.

Capítulo 6 - Conclusão. Nesse capítulo são apresentadas as considerações finais, limitações e trabalhos futuros.

2 CONCEITOS BÁSICOS

Este capítulo apresenta termos e conceitos da área de processamento de imagens e tem como objetivo auxiliar o entendimento do presente trabalho.

2.1 Imagem Digital

Uma imagem digital é representada por duas dimensões de um conjunto de pontos finitos, formando uma matriz, onde cada ponto da matriz é denominado pixel. Sua aquisição dá-se através de um equipamento digitalizador, como uma câmera digital, ou um smartphone por exemplo. Esta aquisição consiste em converter a cena/imagem (espaço tridimensional) que tem uma representação contínua no mundo real para um formato discreto. Este processo envolve os conceitos de quantização, que determina a resolução de cor da imagem, isto é, quantidade máxima de cores distintas e com valores inteiros que tal imagem poderá possuir, e de amostragem, que define uma matriz com dimensões finitas para representar a imagem [10] (resolução espacial). As Figuras 1 e 2 ilustram, respectivamente, a importância da resolução espacial e da resolução de cores no aspecto visual da imagem.



(a) 1024x1024 pixels

(b) 205x205 pixels (ampliada)

Figura 1: Diferença na resolução espacial em uma imagem.



(a)Original - 24 bits de cor

(b) Paleta reduzida para 256 cores

Figura 2: Diferença na resolução de cores em uma imagem.

Uma imagem digital em tons de cinza é uma imagem na qual o valor de cada pixel é uma única amostra de um espaço de cores, variando entre o preto como a menor intensidade e o branco como maior intensidade, passando pelo cinza.

2.2 Vizinhança de um pixel

Um pixel p nas coordenadas (x,y) possui oito vizinhos, desses: quatro são vizinhos horizontais e verticais, cujas coordenadas são dadas por $(x+1, y)$, $(x-1, y)$, $(x, y+1)$, $(x, y-1)$; e quatro são vizinhos diagonais, cujas coordenadas são dadas por $(x+1, y+1)$, $(x+1, y-1)$, $(x-1, y+1)$, $(x-1, y-1)$. Cada pixel está a uma unidade de distância de (x, y) , sendo que alguns dos vizinhos de p ficarão fora da imagem digital se (x, y) estiver na borda da imagem [10].

2.3 Modelo de Cores

O propósito de um modelo de cores, também conhecido como sistema de cores ou espaço de cores, é facilitar a especificação das cores em algumas formas padrão e de aceite geral. Essencialmente, um modelo de cor é uma especificação de um sistema de coordenadas tridimensionais e um subespaço dentro deste sistema onde cada cor é representada por um único ponto. Tais modelos são orientados em direção do *hardware*, como impressoras e monitores coloridos, ou em direção a aplicações envolvendo manipulação de cores [10].

O modelo RGB (do inglês *red, green, blue* - vermelho, verde, azul) é um sistema aditivo, ou seja, combina cores para produzir outras cores, onde cada cor aparece nos seus componentes espectrais primários de vermelho, verde e azul. O RGB é o principal modelo usado em dispositivos eletrônicos como monitores de TV e computadores, e câmeras digitais. A Figura 3 mostra um exemplo da decomposição do sistema RGB.

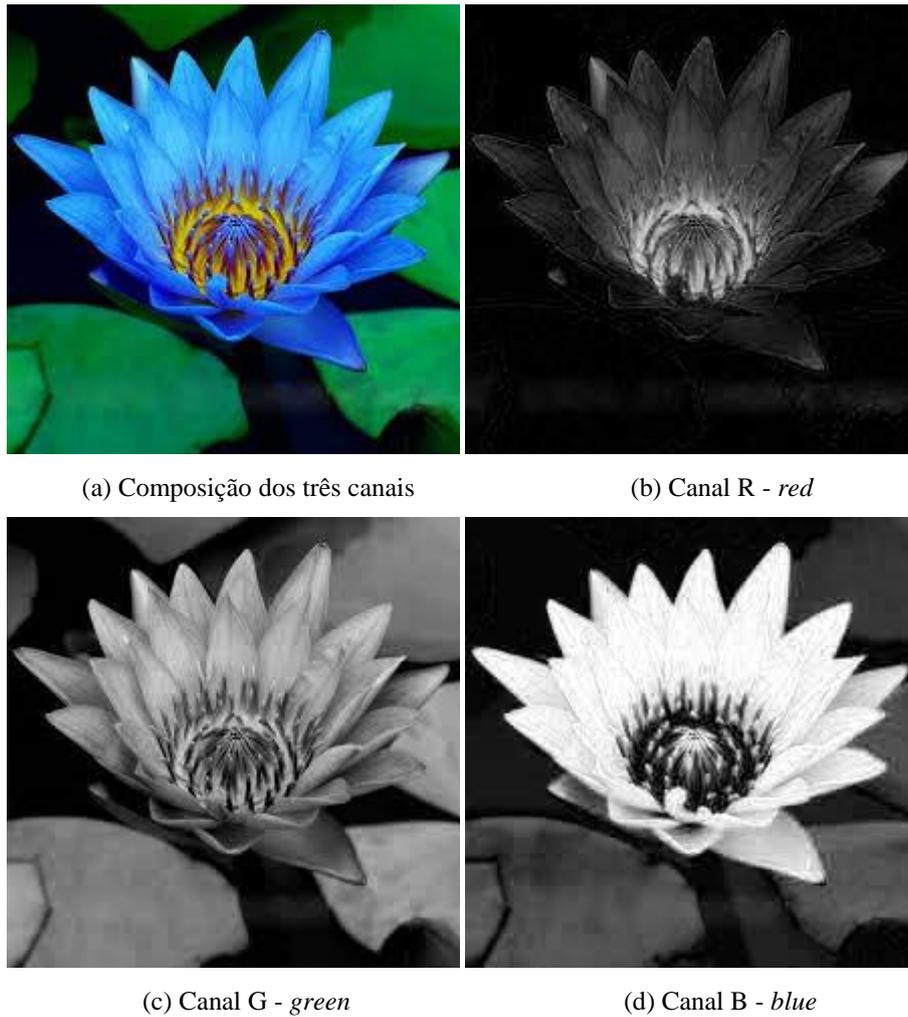


Figura 3: Decomposição dos canais do sistema RGB.

O modelo CMY (*Cyan, Magenta, Yellow* - Ciano, Magenta, Amarelo) é um sistema de cor que combina os componentes espectrais secundários ciano, magenta e amarelo, que alternativamente, são as cores primárias de pigmentos. É um sistema subtrativo, funcionando de uma forma complementar ao sistema RGB. Uma forma de conversão do RGB para o CMY é mostrado na Equação 1, onde ambos os sistemas estão normalizados.

$$\begin{bmatrix} C \\ M \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

O sistema CMY é usado em dispositivos que depositam pigmentos coloridos sobre papel, tais como impressoras coloridas e copiadoras. A Figura 4 ilustra um exemplo de decomposição dos canais CMY.

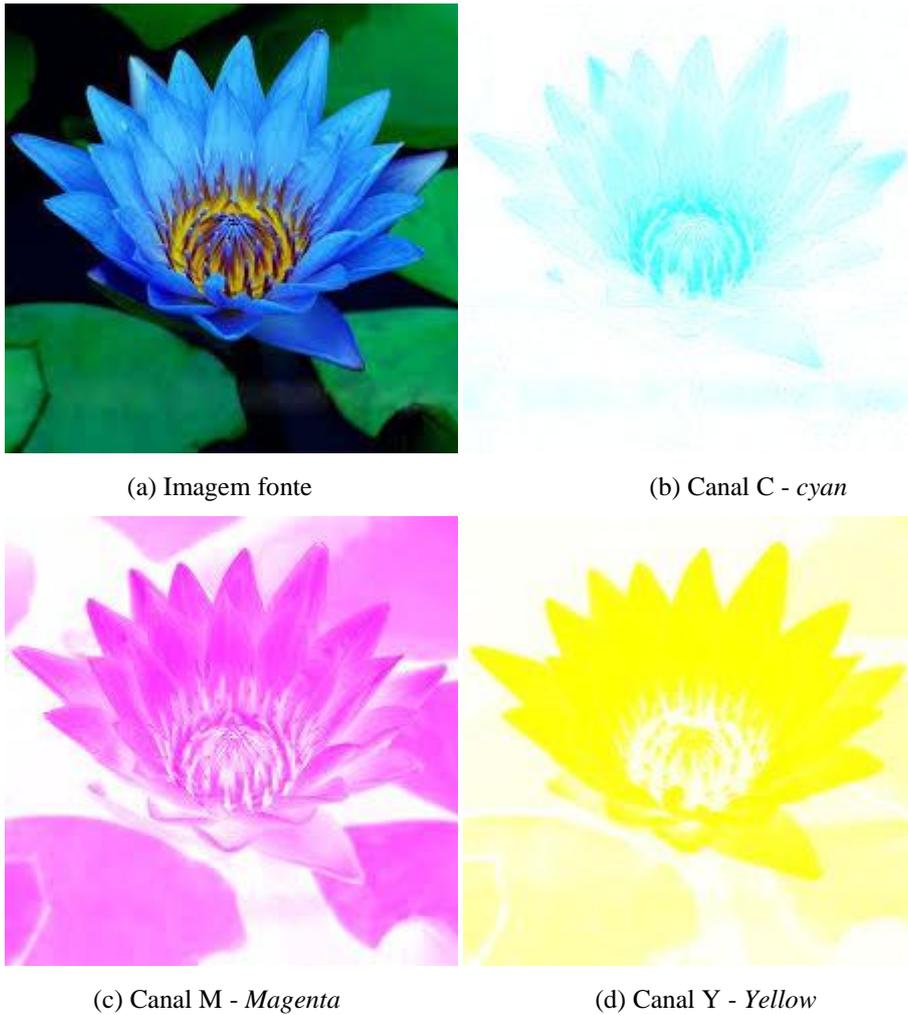


Figura 4: Decomposição dos canais do sistema CMY.

O modelo HSL (*hue, saturation, luminance*) é baseado em como os humanos percebem as cores, onde o matiz (*hue*) descreve onde o espectro de cor está, independente se a cor for verde claro ou verde escuro, o matiz o classifica como verde, a saturação (*saturation*) denota o quanto a cor é vibrante variando do cinza à cor pura, e a luminância (*luminance*) descreve o quão claro ou escura a cor é.

Conversão RGB-HSL:

Tendo uma imagem c em RGB normalizado, o seguinte procedimento deve ser usado para convertê-la em HSL.

Para o canal de matiz H :

$$H(c) = \begin{cases} 0, & \Delta = 0 \\ 60 * \left(\frac{G - B}{\Delta} \text{mod} 6 \right), & C_{max} = R \\ 60 * \left(\frac{B - R}{\Delta} + 2 \right), & C_{max} = G \\ 60 * \left(\frac{R - G}{\Delta} + 4 \right), & C_{max} = B. \end{cases}$$

Para o canal de luminância L :

$$L(c) = \frac{(C_{max} + C_{min})}{2}.$$

Para o canal de saturação S :

$$S(c) = \begin{cases} 0, & \Delta = 0 \\ \frac{\Delta}{1 - |2L(c) - 1|}, & \Delta > 0. \end{cases}$$

onde $C_{max} = \max(R, G, B)$, $C_{min} = \min(R, G, B)$ e $\Delta = C_{max} - C_{min}$.

O modelo IHSL (*improved hue, saturation, luminance*), descrito em [3], é um modelo baseado no HSL onde o canal de saturação é normalizado e independe do canal de luminância, formando um subsistema independente que daria uma base mais estável para uma análise do contraste percebido de uma imagem. A Figura 5 ilustra um exemplo de decomposição de cores deste sistema.

Este modelo de cores é o adotado no presente trabalho. A conversão do RGB para o IHSL é descrita a seguir.

Conversão RGB-IHSL:

Tendo uma imagem c em RGB normalizado, o seguinte procedimento deve ser usado para convertê-la em IHSL, baseado em [3].

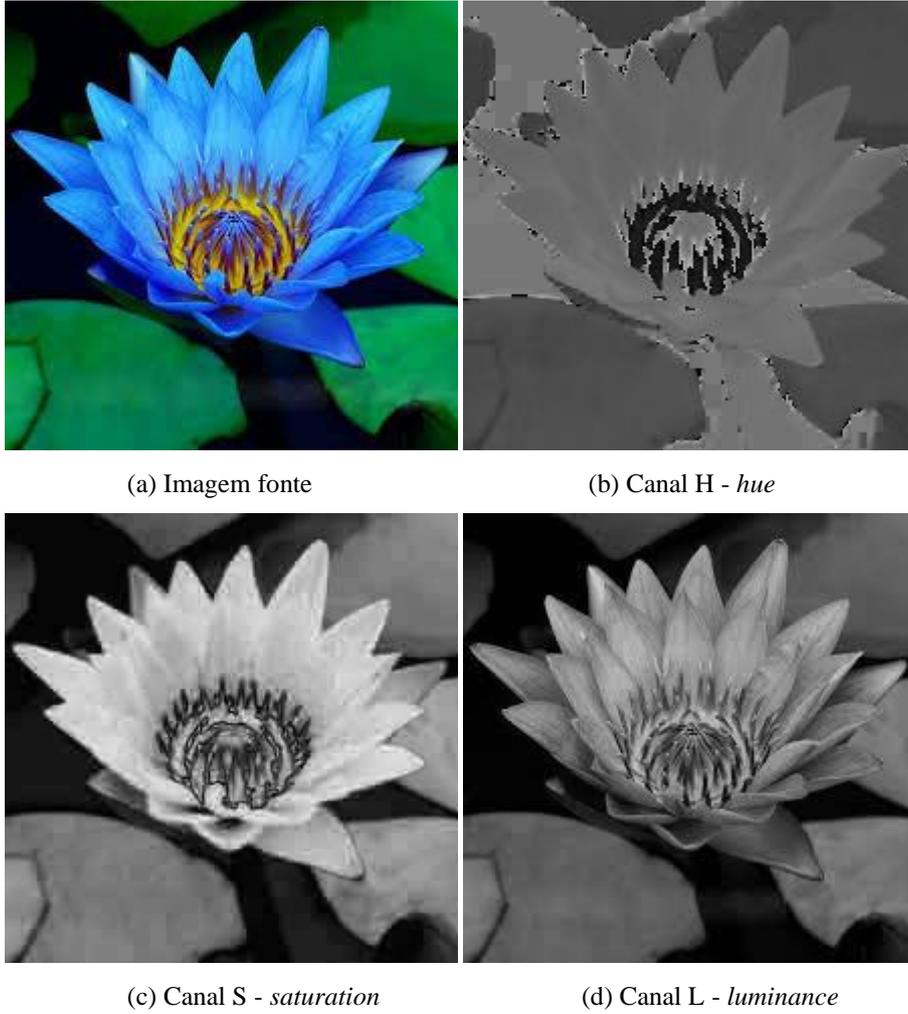


Figura 5: Decomposição dos canais do sistema IHS.

Para o canal de luminância L :

$$L(c) = 0,2126R + 0,7152G + 0,0722B.$$

Para o canal de saturação S :

$$S(c) = \max(R, G, B) - \min(R, G, B).$$

Para o canal de matiz H :

$$H'(c) = \arccos\left(\frac{R - \frac{1}{2}G - \frac{1}{2}B}{(R^2 + G^2 + B^2 - RG - RB - BG)^{\frac{1}{2}}}\right).$$

$$H(c) = \begin{cases} 360^\circ - H', & \text{se } B > G, \\ H', & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

2.4 Métodos de conversão de imagens para tons de cinza

A seguir serão apresentados alguns métodos comuns para conversão de imagens RGB para imagens em tons de cinza.

2.4.1 Método escolha de canal

Tendo uma imagem em RGB umas das formas mais simples para convertê-la em níveis de cinza é escolhendo um dos três canais (*red*, *green* ou *blue*) para ser a imagem resultante (única matriz), ou a repetição do canal escolhido nos outros dois canais mantendo assim a imagem com três matrizes (em RGB). O resultado da conversão por este método é ilustrado na Figura 3.

2.4.2 Método máximo canal

Tendo uma imagem em RGB, cada pixel i da matriz da imagem resultante será o maior dentre os pixels da mesma posição i dos três canais do RGB. O resultado da conversão por este método é ilustrado na Figura 6.



Figura 6: Conversão em tons de cinza pelo método máximo de canal.

2.4.3 Método de conversão clássico

Método onde a conversão resultante $c = 0,29R + 0,59G + 0,11B$. É usado pelo método *rgb2gray* do *Matlab*. O resultado da conversão por este método é ilustrado na Figura 7.



Figura 7: Conversão em tons de cinza pelo método *de conversão clássico*.

2.4.4 Método média de canal

Tendo uma imagem em RGB, a imagem resultante será a média dos três canais. O resultado da conversão por este método é ilustrado na Figura 8.



Figura 8: Conversão em tons de cinza pelo método média de canal.

3 SALIÊNCIA DE CANAL - *Channel salience*:

Este capítulo apresenta a motivação e definições de saliência de canal, importante para a escolha do canal a ser trabalhado nos métodos de conversão via contraste percebido.

3.1 Motivação

A Teoria de Filtros proposta por Broadbent [11] sugere que a percepção humana é um processador seletivo que contém um filtro que evita que o sistema de processamento tenha uma sobrecarga. Em conclusão a essa teoria, nem todo estímulo pode ser percebido e apenas parte dele é aceita enquanto as outras são ignoradas. A conversão em tons de cinza pode ser considerada um processo seletivo e a aparência percebida está relacionada aos mais distintos estímulos [1].

Três estímulos conceituais: comprimento de onda, pureza e luminância são utilizados em vários experimentos psicológicos. Estes estímulos estão ligados a três canais de cores: matiz, saturação e luminância respectivamente [12]. Baseado nessa observação, neste trabalho é adotado o espaço de cor IHSL, assumindo que cada canal representa um estímulo. A saliência de canal seria o valor de distinção de cada estímulo, que mede a força percebida de cada canal [1].

3.2 Definições

A saliência de canal é definida na Equação (2):

$$CS(ch) = CS_D(ch) * CS_B(ch). \quad (2)$$

Onde ch é um dos três canais do espaço de cor IHLS. O primeiro termo CS_D é o termo de distinção, que mede a distinção de duas entradas; o segundo termo CS_B é o termo de equilíbrio, que mede a uniformidade quantitativa de duas entradas.

3.3 Termo de Distinção:

É assumido que a informação saliente é composta de duas entradas, e os pixels podem ser eficientemente agrupados em dois clusters, como ilustrado na Figura 9. Para isso um GMM (*Gaussian Mixture Module* - Modelo de Mistura Gaussiana) de dois centros é aplicado para gerar um modelo de probabilidade de distribuição de pixels do canal [7]. Para este trabalho foi usado a classe *gmdistribution* do *Matlab* para fazer operações com o GMM. Do GMM obtemos duas funções densidade de probabilidade *a posteriori*

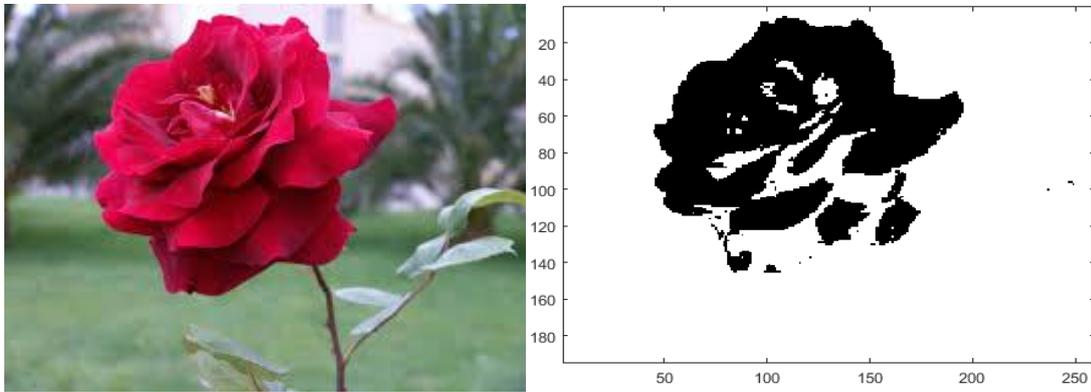
$P_{ch}(x/c_1)$, $P_{ch}(x/c_2)$; duas probabilidades *a priori* $P_{ch}(c_1)$, $P_{ch}(c_2)$; e duas médias $\mu_{ch}(c_1)$, $\mu_{ch}(c_2)$.

O Termo de Distinção é definido como na Equação (3).

$$CS_D(ch) = \left(1 - \frac{1}{N} \sum_i A_i * n_i\right) * (1 - C) \quad (3)$$

onde $A_i = \exp\left(-\frac{(P_{ch}(x_i,c_1) - P_{ch}(x_i,c_2))^2}{2\sigma_{post}^2}\right)$, mede ambiguidade do i -ésimo pixel, $P_{ch}(x_i, c_k) = P_{ch}(c_k) * P_{ch}(x_i|c_k)$, ($k = 1, 2$), é a probabilidade do i -ésimo pixel pertencente ao cluster k , σ_{post} ajusta a tolerância de ambiguidade, $\sigma_{post} = 0,5$ nos experimentos, e N é o número total de pixels da imagem.

$C = \exp\left(-\frac{(\mu_{ch}(c_1) - \mu_{ch}(c_2))^2}{2\sigma_{ch}^2}\right)$, adapta os valores das duas médias para calcular os contrastes dos dois clusters; onde σ_{ch} dependeria do canal saliente. Nos experimentos $\sigma_H = 0,2$ e $\sigma_{L,S} = 0,4$. Para o cálculo para o canal matiz, são apenas inclusos pixels cujos pixels nos canais de luminância e saturação estejam entre 0,2 e 0,8.



(a) Imagem fonte

(b) Representação da imagem em dois clusters

Figura 9: Uso do GMM para agrupar pixels de uma imagem em dois clusters.

3.4 Termo de Equilíbrio:

A quantidade de dados nos dois clusters tem que ser comparável. Caso contrário, o menor cluster não seria capaz de suportar a alta distinção percebida.

O termo de equilíbrio é definido na Equação (4).

$$CS_B(ch) = \exp\left(-\frac{(P_{ch}(c_1) - P_{ch}(c_2))^2}{2\sigma_{prior}^2}\right) \quad (4)$$

onde σ_{prior} ajusta a tolerância da diferença de tamanho dos dois clusters, definido como 0,5 nos experimentos.

4 CONVERSÃO VIA CONTRASTE PERCEBIDO

Este capítulo descreve o funcionamento do método de conversão em tons de cinza via contraste percebido em cooperação com a saliência de canal descrita no Capítulo 3.

4.1 Definição

A conversão se dá como um ajuste global no canal de luminância L . Constrói-se o mapa de contraste M , ilustrado na Figura 10, para ajustar L e obter o resultado final G , como em [5] e [6].

$$G = L + \alpha M. \quad (1)$$

onde α é o grau de aprimoramento da imagem. O mapa de contraste M armazena o contraste de cor saliente, e pode ser construído a partir do contraste percebido ΔM .

Para um entendimento maior, a imagem original, a imagem resultante e o canal saliente são considerados como vetores de tamanho $N = i * j$, não mais como matrizes $i \times j$.

4.2 Contraste Percebido sem ajuste espacial

É calculada a saliência de canal para os três canais da escala de cor IHLS, e é escolhido aquele com o maior valor, o canal saliente ch^s . Este canal contém o mais importante contraste que é percebido da imagem original [1]. O contraste percebido é definido pela Equação (5).

$$\Delta M = \Delta ch^s \quad (5)$$

onde $\Delta ch_{ij}^s = ch_i^s - ch_j^s$ é a diferença entre dois pixels do canal saliente normalizado.

A imagem é convertida em tons de cinza a partir da soma do canal de luminância com o contraste percebido, e então é minimizada a função energia da Equação (6).

$$\min_g \sum_{i \in \Omega} \sum_{j \in \Omega} (g_i - g_j - (\Delta L_{ij} + \Delta M_{ij}))^2 \quad (6)$$

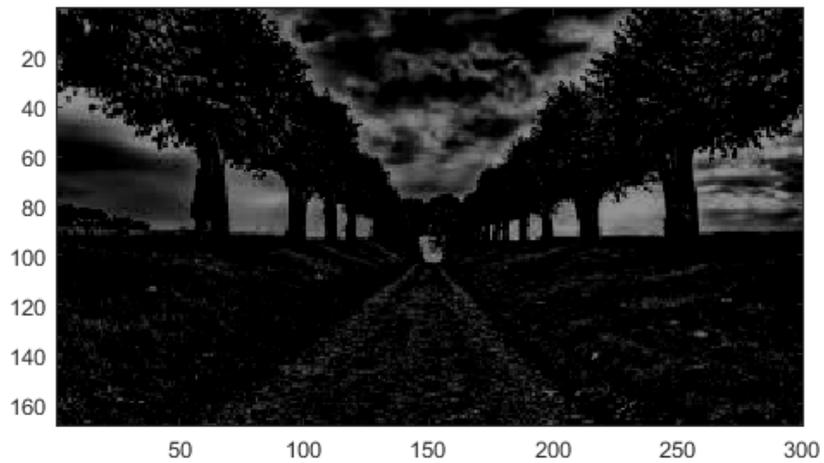
onde Ω é o conjunto de pixels. É possível encontrar uma solução mais rápida por [8], resolvendo por um método gradiente conjugado usando o canal de luminância como

inicialização, encontrando o mapa de contraste da Equação (7). O resultado da conversão está ilustrado na Figura 11.

$$M_i = \frac{1}{N} \sum_{j \in \Omega} \Delta M_{ij}, \quad \forall i \in \Omega \quad (7)$$



(a) Imagem fonte.

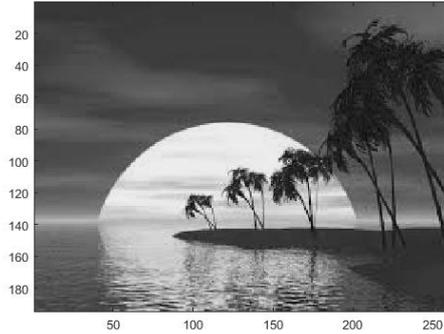


(b) Mapa de contraste M .

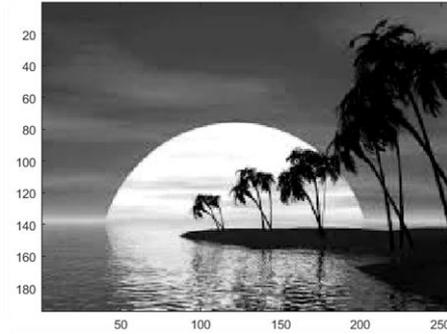
Figura 10: Ilustração do mapa de contraste M .



(a) Imagem fonte



(b) Canal de luminância



(c) Imagem resultante

Figura 11 - Conversão por contraste percebido sem ajuste espacial com $\alpha = 0,3$.

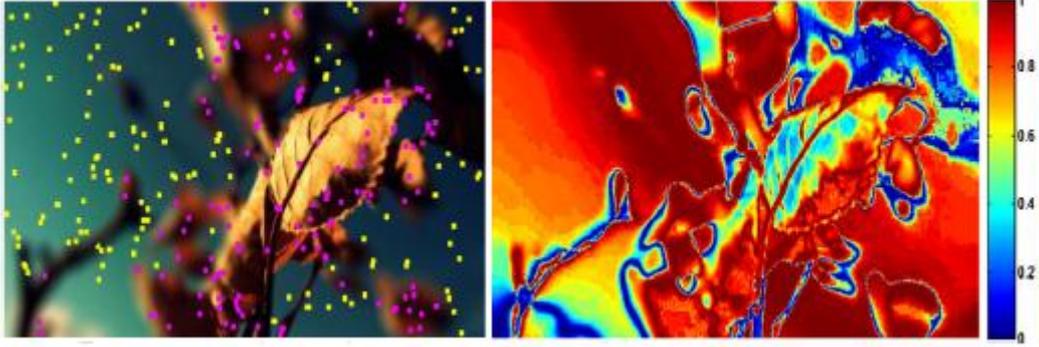
Da Equação (7), os ajustes nos pixels estão relacionados aos valores no canal saliente, isto é, valores em tons de cinza mudam igualmente se valores nesses pixels no canal saliente forem iguais. O motivo é que o tipo de ajuste apenas considera a diferença entre os valores dos pixels, sem considerar a informação espacial, podendo causar bordas indesejadas. A fim de reduzir esse efeito, o processo de conversão é separado em dois passos: elaboração de tom e propagação.

4.3 Contraste Percebido com ajuste espacial:

4.3.1 Elaboração de Tom:

Primeiramente, é construída uma amostragem não-uniforme, ilustrada na Figura 12, para selecionar a mesma quantidade de pontos representativos de cada cluster do GMM de acordo com a distribuição Gaussiana do canal saliente ch^s encontrado anteriormente. É selecionado 1% do total de pixels. Elaboração de tom E é definido na Equação 8, onde Ω_R é o conjunto de pontos representativos.

$$E_k = \frac{1}{N} \sum_{j \in \Omega_R} \Delta M_{kj}, \forall k \in \Omega_R \quad (8)$$



(a) Pontos representativos de dois clusters (b) Probabilidade de amostragem de acordo com o GMM

Figura 12: Ilustração da escolha de pixels de uma imagem por uma amostragem não-uniforme.

4.3.2 Propagação:

É propagado o tom elaborado E para todos os pixels considerando tanto a informação da cor quanto a informação espacial [1]. A energia da propagação é definida na Equação 9.

$$\min_M \sum_{i \in \Omega} \sum_{k \in \Omega_R} z_{ik} (M_i - E_k)^2 + \lambda \sum_{i \in \Omega} \sum_{j \in \Omega} z_{ij} (M_i - M_j)^2 \quad (9)$$

onde $z_{ij} = \exp(-\Delta D_{ij}^2 / \sigma_d) \exp(-\Delta M_{ij}^2 / \sigma_m)$, ΔD_{ij} é a distância espacial, ΔM_{ij} é a distância de valor dos pixels do canal saliente, e para os experimentos σ_d , σ_m e λ foram usados os valores 100, 0,1 e 0,5 respectivamente.

A função energia definida na Equação (9) é quadrática, podendo ser minimizada resolvendo o conjunto de equações lineares, obtendo:

$$\left(\sum_i z_{ij} + 2\lambda \sum_i z_{ij} \right) M_i - 2\lambda \sum_j z_{ij} M_j = \sum_k z_{ik} E_k$$

Que pode ser escrita em notação de matriz:

$$(D_{ii} - Z_{ij}) M_i = \frac{1}{2\lambda} Z_{ik} E_k \Rightarrow M_i = \frac{1}{2\lambda} (D_{ii} - Z_{ij})^{-1} Z_{ik} E_k$$

onde M_i e E_k são os vetores de propagação e elaboração de tom respectivamente, Z_{ij} e Z_{ik} são as matrizes de afinidades cujo elementos são z_{ij} e z_{ik} respectivamente, e D_{ii} é a matriz diagonal sendo $D_{ii} = d_i = \sum_j \sum_k (z_{ij} + \frac{z_{ik}}{2\lambda})$.

Resolver esse sistema linear pode ser de grande problema, devido ao tamanho da matriz afinidade Z_{ij} ser na ordem de n^2 , onde n é o número de pixels da imagem, tornando a solução da ordem $O(n^3)$.

4.3.3 Solução aproximada - *Low-Rank Stochastic Approximation*:

Como Z_{ij} se aproxima de ser uma matriz low-rank [4], ou seja, é uma matriz que possui um posto baixo, é possível fazer uma aproximação considerando m colunas linearmente independentes, com $m \ll n$, onde $n = i = j$; sendo U a matriz formada por essas m colunas de Z_{ij} . Como Z_{ij} é simétrica, U pode ser definido como na Equação (10). Como para escolher as m colunas linearmente independentes é necessário ter o conhecimento de toda a matriz; a escolha então é feita de forma estocástica.

$$U = \begin{bmatrix} A \\ B \end{bmatrix} \Rightarrow Z = \begin{bmatrix} A & B^T \\ B & C \end{bmatrix} \quad (10)$$

onde A é uma matriz $m \times m$, B é uma matriz $(n-m) \times m$ e C é uma matriz $(n-m) \times (n-m)$. Se Z_{ij} tiver rank m , existe uma matriz $n \times m$ V , tal que $Z_{ij} = VV^T$. Escolhendo X e Y para terem o mesmo tamanho de A e B então:

$$V = \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} \Rightarrow Z_{ij} = \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X^T & Y^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} XX^T & XY^T \\ YX^T & YY^T \end{bmatrix}$$

Por comparação, pode-se obter $C = YY^T$ de $A = XX^T$ e $B = YX^T$.

$$C = YY^T = (YX^T)((X^T)^{-1}X^{-1}) = BA^{-1}B^T$$

Então, pode-se aproximar a matriz Z_{ij} $n \times n$, calculando e armazenando uma matriz muito menor U $n \times m$, como ilustrado na Figura 13.

$$Z \approx \tilde{Z} = \begin{bmatrix} A & B^T \\ B & BA^{-1}B^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A \\ B \end{bmatrix} A^{-1} \begin{bmatrix} A & B^T \end{bmatrix} = UA^{-1}U^T$$

O contraste percebido M é aproximado substituindo a matriz afinidade Z_{ij} por sua aproximação \tilde{Z} , obtendo:

$$M_i \approx \frac{1}{2\lambda} (D - \tilde{Z})^{-1} Z_{ik} E_k$$

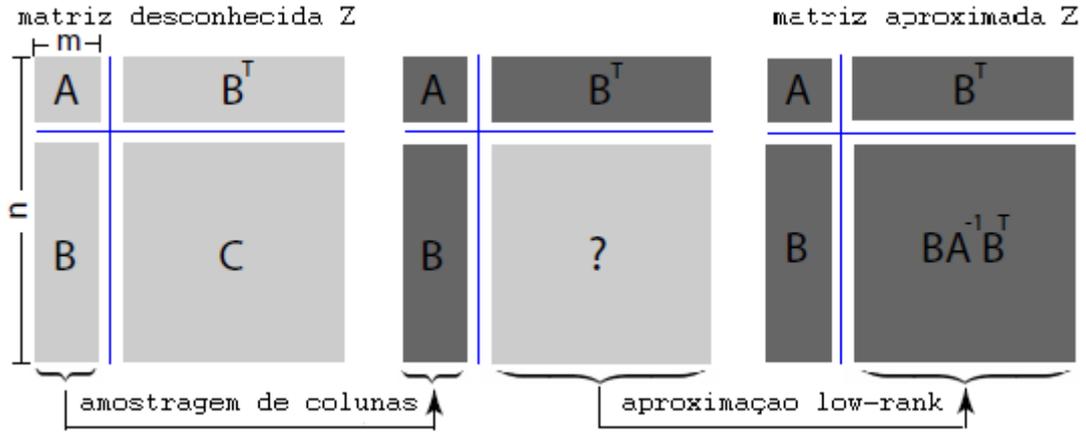


Figura 13: Ilustração da matriz afinidade Z aproximada.

D é uma matriz diagonal, seus elementos são calculados a seguir:

$$D = \left(\frac{1}{2\lambda} Z + Z \right) 1_n \approx \left(\frac{1}{2\lambda} UA^{-1}U^T + UA^{-1}U^T \right) 1_n$$

onde 1_n é um vetor de n 1's.

Para calcular o inverso de $(D - \tilde{Z})$, ou seja, o inverso de uma matriz muito grande, é aplicada a fórmula de Woodbury, que resulta no inverso da soma de uma matriz e um produto de matrizes [2]. Aplicado ao problema é obtido:

$$(D - UA^{-1}U^T)^{-1} = D^{-1} - D^{-1}U(-A + U^T D^{-1}U)^{-1}U^T D^{-1}$$

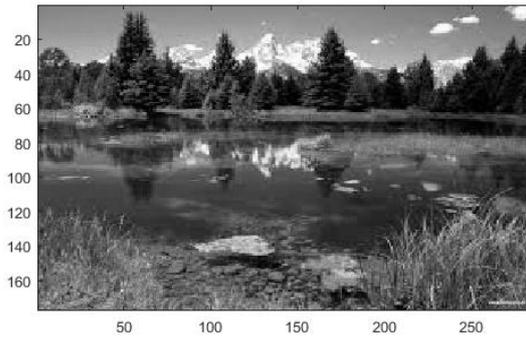
A equação acima requer o cálculo de duas inversas, D^{-1} , que é simples de ser encontrado já que D é uma matriz diagonal, e $(-A + U^T D^{-1}U)^{-1}$ que é uma matriz pequena $m \times m$ com $m \ll n$. Combinando todas é obtida a aproximação para o mapa de contraste M , definida na Equação 11.

$$M_i \approx \frac{1}{2\lambda} (D^{-1} - D^{-1}U(-A + U^T D^{-1}U)^{-1}U^T D^{-1}) Z_{ik} E_k \quad (11)$$

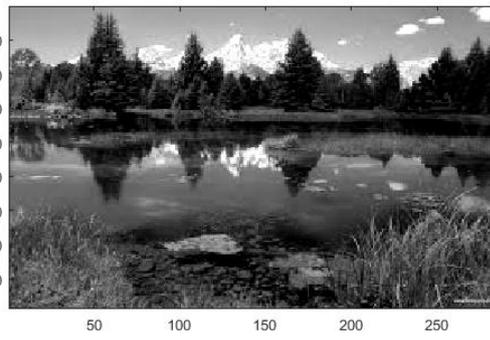
A conversão final é feita substituindo o mapa de contraste M na Equação 1. O resultado desta conversão pode ser ilustrado na Figura 14.



(a) Imagem fonte



(b) Canal de luminância



(c) Imagem resultante

Figura 14: Conversão por contraste percebido com ajuste espacial com $\alpha = 0,5$.

5 EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Experimentos foram propostos para avaliar de forma qualitativa e quantitativa a preservação do contraste da imagem fonte. Os resultados foram comparados com métodos conhecidos. Tais experimentos foram realizados no *Matlab*.

5.1 Critérios de Avaliação

Para comparar o resultado da conversão via contraste percebido com outros métodos conhecidos é necessário fazer uma análise qualitativa e quantitativa das imagens resultantes. Para a análise qualitativa, utilizou-se a comparação visual e, para a quantitativa, empregou-se a taxa de preservação de contraste CCPR descrita a seguir.

A taxa de preservação de contraste (CCPR - *color contrast preserving ratio*) é baseada em se a diferença de cor δ é menor que um limiar τ ; nesse caso, ela se torna quase que invisível para a percepção humana. A tarefa de descolorizar preservando o contraste é portanto manter as mudanças de cor que são perceptíveis aos humanos [9]. A CCPR é definida na Equação 12.

$$CCPR = \frac{\#\{(x, y) | (x, y) \in \Omega, |g_x - g_y| \geq \tau\}}{\|\Omega\|} \quad (12)$$

onde Ω é o conjunto da imagem fonte que contém todos os pares de pixels que são vizinhos, onde sua diferença de cor $\delta_{x,y} \geq \tau$. $\|\Omega\|$ é a quantidade de pares de pixels em Ω , onde (x, y) é um par de pixels. $\#\{(x, y) | (x, y) \in \Omega, |g_x - g_y| \geq \tau\}$ é a quantidade de pares de pixels em Ω que continuam distintivos depois da conversão para tons de cinza. Para os experimentos foi tirado a média dos 3 canais RGB da imagem fonte para posteriormente encontrar os pares de pixels que são vizinhos.

Por se tratar de uma taxa, a CCPR varia de 0 a 1, onde 0 significa nenhuma preservação de contraste; e 1 a total preservação de contraste em relação a imagem original.

Os experimentos foram realizados tendo como base 18 imagens, mostradas na Figura 15, escolhidas em sua maioria, por apresentarem alguma cor em destaque.



Figura 15: Imagens usadas para os experimentos.

5.2 Primeiro Experimento

O primeiro experimento foi feito para decidir qual o melhor grau de aprimoramento α para cada imagem, para isso foi calculado o CCPR variando τ de 1 a 15 para cada imagem com diferentes valores de α . Nas Tabelas 1 e 2 é mostrado o CCPR médio para cada α de cada imagem para o algoritmo de conversão via contraste percebido sem ajuste espacial e o com ajuste espacial respectivamente.

Pelas Tabelas 1 e 2 é possível notar que com o aumento do α geralmente há uma queda na CCPR, enfatizado também pelos histogramas das Figuras 18 e 19. Por comparação visual, ilustrada nas Figuras 16 e 17, é possível perceber que com o aumento do α ocorrem distorções nas cores da imagem, principalmente para o método de conversão com ajuste espacial. Isso ocorre porque o α é o grau de quanto o mapa de contraste irá afetar a imagem original (canal de luminância), podendo ter resultados negativos para valores altos. Em [6], é recomendado usar $\alpha = 0,3$. Nas Tabelas 3 e 4 é mostrada a melhor configuração para cada imagem, comprovando que, em sua maioria, os melhores resultados ocorrem para valores baixos de α .

Tabela 1 - CCPR médio para contraste percebido sem ajuste espacial, variando o α .

Imagem	α									
	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1,0
1	0,9291	0,9010	0,9048	0,8762	0,8124	0,7156	0,6934	0,6448	0,6227	0,6157
2	0,9845	0,9116	0,9020	0,8620	0,6109	0,4633	0,4515	0,4224	0,4068	0,3825
3	0,9749	0,9656	0,9604	0,9616	0,9584	0,9559	0,9513	0,9467	0,9431	0,9463
4	0,9135	0,9087	0,6747	0,4784	0,4319	0,4387	0,4168	0,3916	0,3762	0,3772
5	0,9659	0,9665	0,9658	0,9652	0,9514	0,9697	0,9613	0,9573	0,9575	0,9575
6	0,9867	0,9640	0,9611	0,9504	0,9394	0,9294	0,8967	0,8333	0,7742	0,7556
7	0,9839	0,9611	0,9424	0,9324	0,9357	0,8886	0,8318	0,7515	0,6086	0,4470
8	0,9374	0,9125	0,9162	0,8845	0,8928	0,8950	0,8951	0,8959	0,9004	0,9056
9	0,9317	0,9295	0,9310	0,9193	0,9371	0,9803	0,9917	0,9928	0,9928	0,9918
10	0,9428	0,9339	0,8858	0,8858	0,8652	0,8867	0,8570	0,8429	0,8370	0,8111
11	0,9587	0,9789	0,9230	0,7276	0,5701	0,5408	0,4561	0,3390	0,2204	0,1933
12	0,8668	0,8668	0,8487	0,8414	0,8573	0,8783	0,8134	0,8630	0,8313	0,8134
13	0,9534	0,9516	0,9402	0,9613	0,9494	0,9596	0,9447	0,9650	0,9738	0,9817
14	0,9404	0,9499	0,9306	0,9055	0,8760	0,8624	0,7973	0,7177	0,6941	0,6566
15	0,9789	0,9529	0,9505	0,9149	0,8772	0,8701	0,8412	0,8244	0,7753	0,7412
16	0,9426	0,9232	0,9041	0,8785	0,8682	0,8668	0,8690	0,8505	0,8392	0,8305
17	0,9715	0,9548	0,9269	0,9056	0,9211	0,8865	0,8597	0,8255	0,7583	0,6266
18	0,9554	0,9422	0,9274	0,9155	0,9221	0,9249	0,9108	0,8970	0,8889	0,8675

Tabela 2 - CCPR médio para contraste percebido com ajuste espacial, variando o α .

Imagem	α									
	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1,0
1	0,9493	0,9507	0,8683	0,7387	0,5758	0,5255	0,4905	0,5009	0,4743	0,4081
2	0,9855	0,9799	0,9282	0,9346	0,8832	0,8796	0,8455	0,8216	0,5970	0,4841
3	0,9795	0,9806	0,9803	0,9819	0,9822	0,9806	0,9790	0,9788	0,9787	0,9791
4	0,9502	0,9089	0,9038	0,8937	0,8865	0,8596	0,7055	0,7404	0,7568	0,7276
5	0,9772	0,9747	0,9711	0,9714	0,9696	0,9654	0,9621	0,9621	0,9615	0,9615
6	0,9915	0,9882	0,9752	0,9437	0,9085	0,8072	0,7471	0,7089	0,6709	0,5811
7	0,9925	0,9893	0,9894	0,9882	0,9812	0,9384	0,9071	0,8289	0,7251	0,5480
8	0,9474	0,9344	0,9163	0,9074	0,8995	0,8980	0,8819	0,8784	0,8618	0,8567
9	0,9484	0,9444	0,9385	0,8868	0,9080	0,9031	0,8769	0,8653	0,8000	0,7591
10	0,9369	0,9368	0,9296	0,9103	0,9126	0,8989	0,9018	0,8849	0,8794	0,8691
11	0,9428	0,9572	0,9562	0,7802	0,6327	0,5836	0,5688	0,5711	0,4334	0,4428
12	0,8252	0,8490	0,8490	0,8490	0,8490	0,8490	0,8461	0,8461	0,8461	0,8404
13	0,9367	0,9627	0,9606	0,9380	0,9276	0,9208	0,9264	0,9362	0,9307	0,9225
14	0,9226	0,8941	0,8998	0,8143	0,6638	0,5620	0,4598	0,3878	0,3000	0,2377
15	0,9887	0,9787	0,9720	0,9498	0,9124	0,8451	0,7920	0,7363	0,6780	0,6075
16	0,9706	0,9573	0,9196	0,9186	0,9154	0,9103	0,8884	0,8842	0,8814	0,8764
17	0,9904	0,9913	0,9879	0,9908	0,9831	0,9800	0,9766	0,9594	0,9466	0,9174
18	0,9639	0,9590	0,9577	0,9472	0,9449	0,9294	0,9217	0,8800	0,8356	0,7556



Figura 16: Comparação visual das variações do α para o método 6, onde α varia de 0,1 a 1,0 com intervalos de 0,1.



Figura 17: Comparação visual das variações do α para o método 7, onde α varia de 0,1 a 1,0 com intervalos de 0,1.

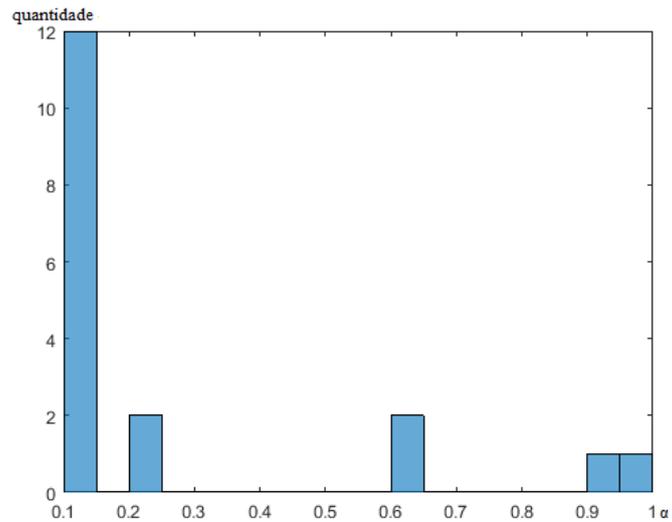


Figura 18: Histograma de melhores α para conversão via contraste percebido sem ajuste espacial.

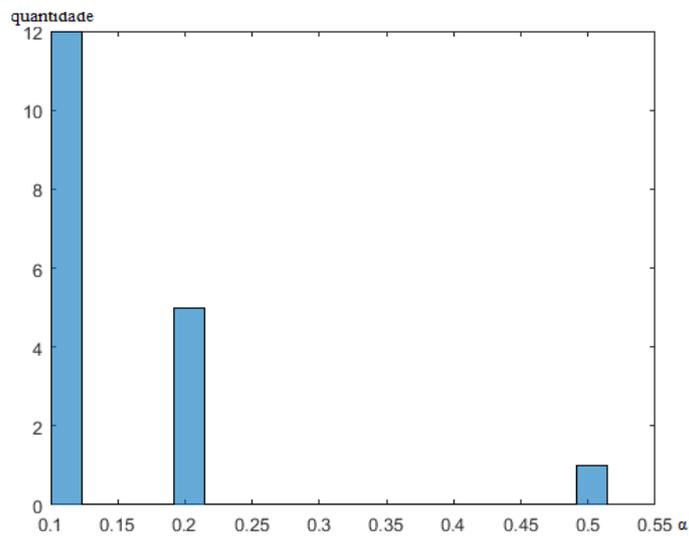


Figura 19: Histograma de melhores α para conversão via contraste percebido com ajuste espacial.

5.3 Segundo Experimento

O segundo experimento foi feito para comparar os dois métodos de conversão via contraste percebido, para isso foi calculado o CCPR médio das melhores configurações para cada τ . O resultado é mostrado nas Tabela 6 e 7. Na Figura 20 é apresentado a comparação visual dos dois métodos. A Tabela 5 mostra a numeração dos métodos de conversão.

Tabela 3 - Melhor α para conversão via contraste percebido sem ajuste espacial, por imagem.

Imagem	Melhor α	CCPR médio
1	0,1	0,9291
2	0,1	0,9845
3	0,1	0,9749
4	0,1	0,9135
5	0,6	0,9697
6	0,1	0,9867
7	0,1	0,9839
8	0,1	0,9374
9	0,9	0,9928
10	0,1	0,9428
11	0,2	0,9789
12	0,6	0,8783
13	1,0	0,9817
14	0,2	0,9499
15	0,1	0,9789
16	0,1	0,9426
17	0,1	0,9715
18	0,1	0,9554

Tabela 4 - Melhor α para conversão via contraste percebido com ajuste espacial, por imagem.

Imagem	Melhor α	CCPR médio
1	0,2	0,9507
2	0,1	0,9855
3	0,5	0,9822
4	0,1	0,9502
5	0,1	0,9772
6	0,1	0,9915
7	0,1	0,9925
8	0,1	0,9474
9	0,1	0,9484
10	0,1	0,9369
11	0,2	0,9572
12	0,2	0,8490
13	0,2	0,9627
14	0,1	0,9226
15	0,1	0,9887
16	0,1	0,9706
17	0,2	0,9913
18	0,1	0,9639

Tabela 5 - Métodos de conversão.

Método	Numeração
Canal - blue	1
Canal- green	2
Canal - red	3
Maior canal	4
Método clássico	5
Contraste percebido sem ajuste espacial	6
Contraste percebido com ajuste espacial	7

Tabela 6 - Comparação do CCPR para os métodos de conversão via contraste percebido.

τ	Método	
	6	7
1	0,9164	0,9283
2	0,9402	0,9414
3	0,9442	0,9521
4	0,9626	0,9626
5	0,9616	0,9697
6	0,9634	0,9712
7	0,9689	0,9661
8	0,9629	0,9588
9	0,9740	0,9685
10	0,9794	0,9637
11	0,9718	0,9631
12	0,9738	0,9734
13	0,9602	0,9754
14	0,9732	0,9769
15	0,9594	0,9789

Tabela 7 - Comparativo do CCPR médio para os métodos 6 e 7.

CCPR	Método	
	6	7
Valor Médio	0,9608	0,9633
Desvio Padrão	0,0163	0,0138

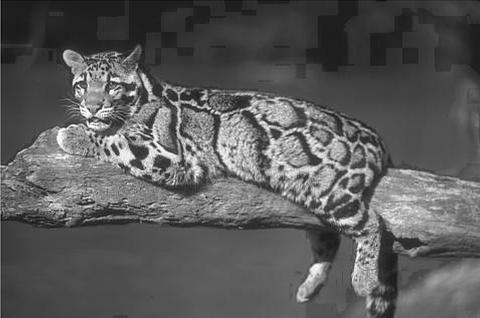








Figura 20: Comparação visual entre os métodos de conversão via contraste percebido. Coluna esquerda: sem ajuste espacial. Coluna direita: com ajuste espacial.

Pelas Tabelas 6 e 7 foi observado que os dois métodos, sem ajuste e com ajuste espacial, possuem resultados equivalentes para as imagens em teste, tendo o método de conversão com ajuste espacial um resultado um pouco melhor. Na Figura 20 é possível observar que embora para as imagens em teste se tenha resultados semelhantes, ocorrem distorções na quinta imagem para o método sem ajuste espacial, que não ocorrem no método com ajuste espacial para mesma imagem.

Importante ressaltar que dependendo da imagem nem sempre é possível convertê-la de forma satisfatória, como mostrado na Figura 21. Isso se deve por uma agrupamento equivocado realizado pelo GMM. Isso foi notado em imagens que havia poucos tons de

cores e um deles era branco, o GMM agrupava os pixels brancos, por serem representados por valores altos, em um cluster e o resto da imagem no outro na etapa de elaboração de tom, não propagando de forma satisfatória.

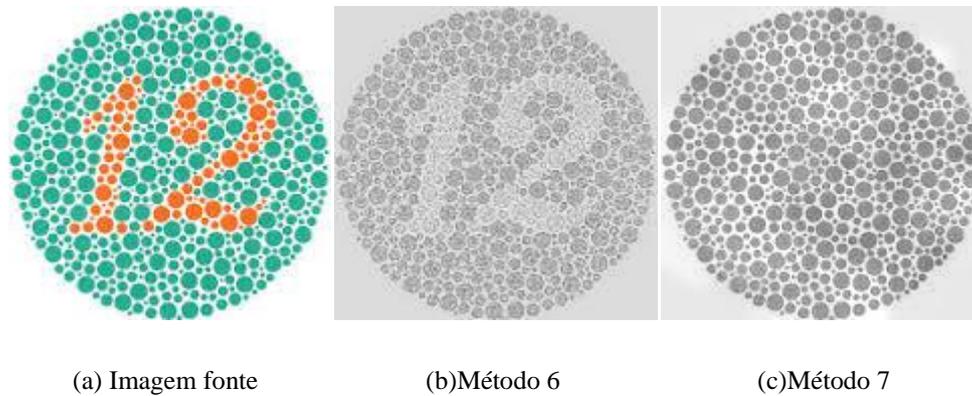


Figura 21: Comparação visual quando há falha de agrupamento do GMM no método 7.

5.4 Terceiro Experimento

O terceiro experimento foi realizado para comparar o método de conversão via contraste percebido com ajuste espacial com os métodos apresentados no Capítulo 2, com exceção do método média de canal, para isso para cada método, foi calculado o CCPR médio com τ variando de 1 a 15. O resultado pode ser visto nas Tabelas 8 e 9.

Pelos resultados reportados nas Tabelas 8 e 9, pode-se observar que os resultados obtidos pelo método de conversão via contraste percebido com ajuste espacial tem resultados satisfatórios comparados com os métodos apresentados no Capítulo 2. Na Figura 22 é possível comparar visualmente o resultado das conversões do Capítulo 2 e do método via contraste percebido com ajuste espacial. É possível notar que para as imagens resultantes do algoritmo implementado, há um maior realce das sombras.

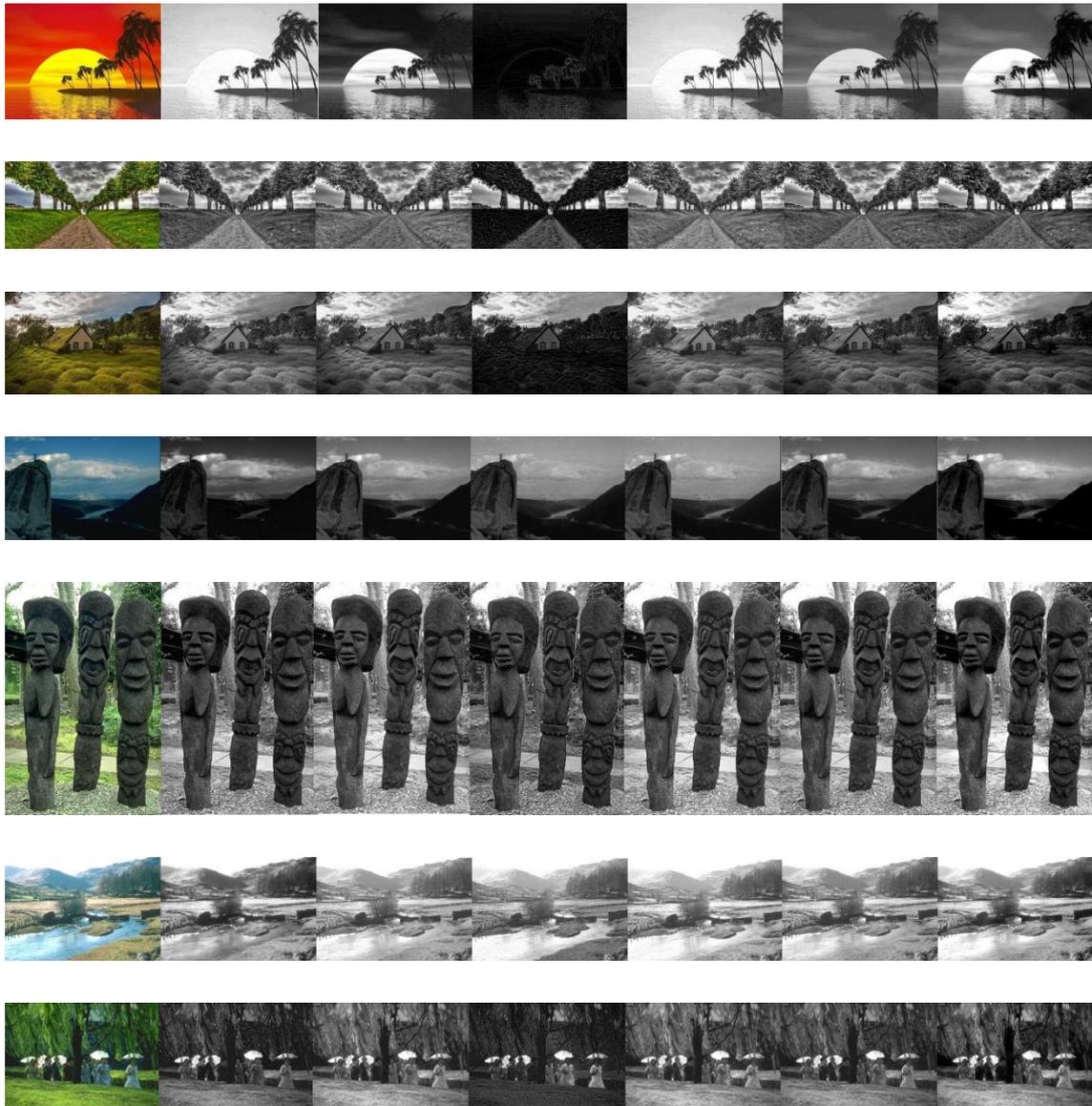
Tabela 8 - Comparativo do CCPR.

τ	Método					
	1	2	3	4	5	7
1	0,9521	0,9345	0,9336	0,9481	0,9513	0,9283
2	0,9589	0,9488	0,9411	0,9534	0,9722	0,9414
3	0,9530	0,9470	0,9353	0,9476	0,9677	0,9521
4	0,9641	0,9670	0,9290	0,9640	0,9859	0,9626
5	0,9658	0,9614	0,9501	0,9684	0,9807	0,9697
6	0,9681	0,9646	0,9457	0,9680	0,9844	0,9712
7	0,9683	0,9603	0,9435	0,9621	0,9799	0,9661
8	0,9692	0,9610	0,9381	0,9612	0,9755	0,9588
9	0,9679	0,9507	0,9389	0,9521	0,9742	0,9685
10	0,9656	0,9485	0,9431	0,9553	0,9818	0,9637
11	0,9680	0,9639	0,9377	0,9719	0,9738	0,9631
12	0,9750	0,9601	0,9453	0,9749	0,9870	0,9734
13	0,9790	0,9661	0,9286	0,9805	0,9880	0,9754
14	0,9710	0,9679	0,9284	0,9739	0,9824	0,9769
15	0,9740	0,9692	0,9279	0,9709	0,9842	0,9789

Tabela 9 - Comparativo dos CCPR médios para os métodos da Tabela 8.

CCPR	Método					
	1	2	3	4	5	7
Valor Médio	0,9667	0,9581	0,9378	0,9635	0,9779	0,9633
Desvio Padrão	0,0074	0,0099	0,0071	0,0103	0,0095	0,0138





(a) fonte (b)1 (c)2 (d)3 (e)4 (f)5 (g)7

Figura 22: Comparação visual com os métodos apresentados no Capítulo 2.(b) canal *red*. (c) canal *green*. (d) canal *blue*. (e) método máximo canal. (f) *rgb2gray*. (g) conversão via contraste percebido com ajuste espacial.

6 CONCLUSÃO

Neste trabalho, foram estudadas e implementadas as duas versões de conversão em tons de cinza via contraste percebido apresentado pelo artigo de Zhu [1], que reproduz a aparência percebida da imagem colorida em níveis de cinza. Para sua análise foram feitos experimentos para: avaliar o parâmetro de entrada α , comparar os dois métodos de conversão via contraste percebido, e comparar o melhor dos dois métodos com outros conhecidos.

6.1 Limitações

No Capítulo 5, foi apresentada uma medida para avaliar de forma quantitativa imagens convertidas em tons de cinza, o CCPR. Um de seus cálculos é calcular a quantidade de pixels vizinho da imagem original cuja diferença é maior que um limiar. Como a imagem original possui três matrizes (RGB) e por falta de documentação deste método, neste trabalho foi calculada a média destas três matrizes para o cálculo da quantidade de pixels vizinhos, não sendo assim a melhor forma de uso do CCPR.

Para o cálculo do GMM no artigo original foi utilizado o método apresentado em [7]. Neste Trabalho foi utilizado a classe *gmdistribution* do *Matlab*.

6.2 Trabalhos Futuros

Como possíveis trabalhos futuros pode-se apontar:

Comparação com outros algoritmos - Neste trabalho foi realizado comparações com métodos simples de conversão para tons de cinza devido a falta de recursos. Um trabalho futuro seria comparar com métodos mais usados e conhecidos na literatura.

Verificação de um melhor uso do GMM - Como relatado no Capítulo 5, nem sempre há uma boa conversão devido á uma falha de agrupamento do GMM. Um possível trabalho futuro seria um estudo para um melhor uso do GMM na inicialização de seus parâmetros e para agrupar imagens em dois ou mais grupos.

Extensão para conversão em vídeos - O que necessitaria de um grande estudo para encontrar uma correspondência entre frames, expandindo o conceito de saliência de canal.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS:

- [1] ZHU, W., HU, R., LIU, L.: "Grey conversion via perceived-contrast", *The Visual Computer*, vol. 30, Issue 3, pp. 209-309, Mar. 2014.
- [2] GOLUB, G., AND VAN LOAN, C. 1996. *Matrix Computations*. The Johns Hopkins University Press.
- [3] HANBURY, A., SERRA, J.: A 3D-polar coordinate colour representation suitable for image analysis. Technical Report PRIP-TR-77 (2002).
- [4] AN, X., PELLACINI, F.: AppProp: all-pairs appearance-space edit propagation (2008).
- [5] ANCUTI, C.O., ANCUTI, C., BEKAERT, P.: Enhancing by saliency guided decolorization. In: *Proceedings of the IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'11* (2011).
- [6] GRUNDLAND, M., DEDGSON, N.A.: Decolorize: fast, contrast enhancing, color to grayscale conversion. *Pattern Recognit.* 40(11), 2891–2896 (2007).
- [7] SHENTAL, N., BAR-HILLEL, A., HERTZ, T., WEINSHALL, D.: Computing Gaussian mixture models with EM using equivalence constraints. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 16. MIT Press, Cambridge (2003).
- [8] TANAKA, G., SUETAKE, N., UCHINO, E.: Derivation of the analytical solution of color2gray algorithm and its application to fast color removal based on color quantization. *Opt. Rev.* 16, 601–612 (2009).
- [9] LU, C., XU, L., JIA, J.: Contrast preserving decolorization. In: *2012 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)*, pp. 1–7 (2012).
- [10] GONZALEZ R.; WOODS, R. *Digital Image Processing*, 2 ed, Prentice Hall, 2002.
- [11] BROADBENT, D.: *Perception and Communication*. Pergamon Press, Oxford (1958).
- [12] PRIDMORE, R.W.: Effects of luminance, wavelength and purity on the color attributes: brief review with new data and perspectives. *Color Res. Appl.* 32(3), 208–222 (2007).

[13] KIM, Y., JANG, C., DEMOUTH, J., LEE, S.: Robust color-to-gray via nonlinear global mapping. *ACM Trans. Graph.* 28(5), 1–4 (2009).

Assinaturas

Universidade Federal de Pernambuco
Centro de Informática
Graduação em Engenharia da Computação

Relatório de Trabalho de Graduação – 2016.1

Título: Análise de conversão de imagem colorida para tons de cinza via contraste percebido

Aluno: Ricardo César de Almeida Nogueira

Orientador: Carlos Alexandre Barros de Mello

Ricardo César de Almeida Nogueira
Aluno

Carlos Alexandre Barros de Mello
Orientador

Recife, Julho de 2016