



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ**  
**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE**  
**TELEINFORMÁTICA**

**JONAS RODRIGUES VIEIRA DOS SANTOS**

**AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS DE REALCE DE IMAGENS DIGITAIS**  
**UTILIZANDO MÉTRICAS SUBJETIVAS E OBJETIVAS**

**FORTALEZA**

**2016**

**JONAS RODRIGUES VIEIRA DOS SANTOS**

**AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS DE REALCE DE IMAGENS DIGITAIS  
UTILIZANDO MÉTRICAS SUBJETIVAS E OBJETIVAS**

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos exigidos para obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Teleinformática.

Orientador: Prof. Dr. Paulo César Cortez

FORTALEZA

2016

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Universidade Federal do Ceará  
Biblioteca Universitária  
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

---

S235a Santos, Jonas Rodrigues Vieira dos.  
Avaliação de técnicas de realce de imagens digitais utilizando métricas subjetivas e objetivas / Jonas Rodrigues Vieira dos Santos. – 2016.  
82 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, Fortaleza, 2016.  
Orientação: Prof. Dr. Paulo César Cortez.

1. Realce de imagens. 2. Correção de Gamma. 3. Equalização de Histograma. 4. Retinex. I. Título.  
CDD 621.38

---

**JONAS RODRIGUES VIEIRA DOS SANTOS**

**AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS DE REALCE DE IMAGENS DIGITAIS  
UTILIZANDO MÉTRICAS SUBJETIVAS E OBJETIVAS**

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática, da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos exigidos para obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Teleinformática.

Aprovada em: 28/07/2016.

**BANCA EXAMINADORA**

---

**Prof. Dr. Paulo César Cortez**  
**(Orientador)**  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

**Prof. Dr. José Marques Soares**  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

**Prof. Dr. Tarcisio Ferreira Maciel**  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

**Prof. Dr. Auzuir Ripardo de  
Alexandria**  
Instituto Federal de Educação, Ciência e  
Tecnologia do Ceará (IFCE)

**FORTALEZA**

**2016**

## AGRADECIMENTOS

Agradecimento à minha família, principalmente aos meus pais, Elza Rodrigues de Souza e João Ozineudo Vieira dos Santos, por todo o apoio, incentivo e esforços que fizeram por mim durante todos estes anos para que eu pudesse chegar onde estou.

Agradecimento à minha namorada e noiva Janacinta Nogueira de Souza, por toda paciência, carinho e apoio dado durante esta jornada.

Agradecimento ao meu orientador Prof. Dr. Paulo César Cortez, pela paciência, oportunidades, transmissão de conhecimento e pelo tempo dedicado à minha orientação

Agradecimento aos meus amigos do laboratório LESC, que muito me ajudaram nesta caminhada. Um agradecimento especial aos amigos Rodrigo Fernandes Freitas, Francisco Anselmo (Franco), Pedro Neto, Rômulo Lopes, Edson Cavalcanti, Frederico Rhae, Marcelo Araújo, e Rafael Alves.

Agradecimento geral a todos os amigos da Taverna do Dragão e do Projeto 6 de Março.

Agradecimento a todos os grandes professores que tive durante todos estes anos, especialmente aos Professores e amigos Robson da Silva Siqueira e Karine Bastos, que tanto me apoiaram e ajudaram durante todos estes anos.

Agradecimento a Deus, por toda a força prestada e por fim, à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo suporte financeiro dado através da bolsa de Mestrado.

“Sonho que se sonha só. É só um sonho que se sonha só. Mas sonho que se sonha junto é realidade.”

(Raul Seixas)

## RESUMO

O realce de imagens é uma técnica que aumenta a informação visual disponível em imagens. Sua utilização é importante para diversas áreas da ciência, engenharia, biomédica, dentre outras. O objetivo desta dissertação é implementar e avaliar cinco métodos de realce de imagens baseados em Equalização de Histograma, Correção Gamma e Retinex. Na literatura existem métricas objetivas e subjetivas que ajudam na extração de características importantes, a partir da imagem realçada, podendo assim auxiliar no diagnóstico de sua qualidade. As imagens utilizadas nesta dissertação são cedidas pela NASA, a qual também disponibiliza seus resultados de realce, que são avaliados objetivamente. Os resultados destes cinco métodos são comparados utilizando-se três métricas objetiva entropia, AMBE (Erro de Brilho Médio Absoluto) e EME (Medida de Realce); e subjetiva através da análise visual emitida por 35 voluntários. Dois métodos demonstraram desempenho suficiente para serem usados em plataformas com baixo poder computacional como em plataformas embarcadas.

**Palavras-chave:** Realce de imagens, Correção de Gamma, Equalização de Histograma, Retinex, Métricas Objetivas, Métrica Subjetiva.

## ABSTRACT

Image enhancement is a technique that increases the visual information available in images. Its use is important for many areas of science, engineering, biomedical, among others. The objective of this thesis is to implement and evaluate five methods of enhancement images based on Histogram Equalization, Gamma Correction and Retinex. In literature there are objective and subjective metrics that help in the extraction of important features, from the enhanced image, thus being able to assist in the diagnosis of their quality. The images used in this thesis are provided by NASA, which also provides its enhancement results which are evaluated objectively. The results of these five methods are compared using three objective metric Entropy, AMBE (Absolute Mean Brightness Error) and EME (Measure of Enhancement); and subjective by visual analysis issued by 35 volunteers. Two methods have demonstrated sufficient performance for use on platforms with low computing power as embedded platforms.

**Keywords:** Image Enhancement, Gamma Correction, Histogram Equalization, Retinex, Objective Metrics, Subjective Metrics.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

|  |    |
|--|----|
| Figura 1 – Imagem destaca a compulsão do público em registrar um evento através de fotos/vídeos (PAÍS, 2015). . . . .  | 16 |
| Figura 2 – Exemplo do resultado de aplicação da técnica de realce de imagens (DRAGON, 2015), (a) original; (b) realçada. . . . .   | 17 |
| Figura 3 – Representação das componentes R,G e B na formação da imagem colorida, (a) original; (b) vermelho; (c) verde; (d) azul (SOLOMON; BRECKON, 2011). . . . .   | 22 |
| Figura 4 – Representação das componentes H,S e V na formação da imagem colorida. (a) original; (b) matiz; (c) saturação; (d) intensidade (SOLOMON; BRECKON, 2011). . . . .                                 | 23 |
| Figura 5 – Simples imagem (à direita) e seu respectivo histograma ao lado (SOLOMON; BRECKON, 2011). . . . .  | 24 |
| Figura 6 – Resultado do efeito da equalização de histograma numa imagem de baixo contraste. (a) Imagem original; (b) histograma de (a); (c) imagem equalizada; (d) histograma de (c) (NETO, 2015). . . . . | 26 |
| Figura 7 – Resultados obtidos pelo NMHE, (a) imagem original, (b) NMHE, (c) NMHE com preservação de brilho, (d) NMHE com melhoria do brilho. . . . .   | 31 |
| Figura 8 – Resultados obtidos pelo método de Tiwari, Gupta e Shrivastava (2015), (a) imagem original, (b) imagem realçada. . . . .   | 32 |
| Figura 9 – Resultados obtidos pelo método de Shanmugavadivu e Balasubramanian (2014), (a) imagem original, (b) imagem realçada. . . . .  | 32 |
| Figura 10 – Resultados obtidos pelo método de Huynh-The et al. (2014), (a) imagem original, (b) imagem realçada. . . . .   | 33 |
| Figura 11 – Resultado obtido pelo método de Schettini et al. (2010), (a) imagem original, (b) imagem realçada. . . . .   | 34 |
| Figura 12 – Resultado obtido pelo método de Chiu, Cheng e Huang (2011), (a) imagem original, (b) imagem realçada. . . . .  | 34 |
| Figura 13 – Resultado obtido pelo método de Zhang et al. (2012), (a) imagem original, (b) imagem realçada. . . . .   | 35 |
| Figura 14 – Resultado obtido pelo método de Shi e Cai (2011), (a) imagem original, (b) imagem realçada. . . . .  | 35 |

|  |    |
|--|----|
| Figura 15 – Resultado obtido pelo método de Li, Wang e Geng (2011), (a) imagem original, (b) imagem realçada. . . . .  | 36 |
| Figura 16 – Diagrama de fluxo para a obtenção do mapa SVLM. . . . .  | 37 |
| Figura 17 – Resultados obtidos do método de realce proposto pelos autores Lee et al. (2010). Imagens originais (a), (c), (e) e (g); Resultados do realce (b), (d), (f) e (h). . . . .  | 40 |
| Figura 18 – Diagrama de fluxo da abordagem AMSR. . . . .   | 41 |
| Figura 19 – Mapa de pesos associado à saída do SSR. (a) Imagem original (b) componente Y da imagem original, (c) $Y_1^{SSR}$ , (d) $Y_2^{SSR}$ , (e) $Y_3^{SSR}$ . . . . .   | 43 |
| Figura 20 – Resultados apresentados do método de realce proposto pelos autores Lee et al. (2013). Imagens originais (a), (c) e (e); Resultados do realce (b), (d) e (f). . . . .   | 44 |
| Figura 21 – Ilustração da CDF e dos valores de realce para a EH e BBC. . . . .   | 46 |
| Figura 22 – Resultados obtidos do método de realce proposto pelos autores Cheng e Huang (2013). Imagens originais (a), (c), (e), (g) e (i); Resultados do realce (b), (d), (f), (h) e (j). . . . .   | 47 |
| Figura 23 – Efeitos do método de modificação de histograma, (a) histograma da imagem original, (b) resultante da aplicação da função logarítmica, (c) resultante da aplicação da função de potência, (d) curvas de transformação em cada uma das operações do método (TOET; WU, 2014). . . . . | 48 |
| Figura 24 – Resultados apresentados do método de realce descrito <i>log-power</i> , (a) imagem original; (b) IPL; (c) DLP. . . . .   | 49 |
| Figura 25 – Resultados apresentados do método de realce descrito <i>log-power</i> , (a) imagem original; (b) IPL; (c) DLP. . . . .   | 50 |
| Figura 26 – Fluxograma demonstrando o funcionamento do método proposto pelos autores. . . . .  | 52 |
| Figura 27 – Resultados apresentados do método de realce proposto pelos autores Shiau et al. (2014). Imagens originais (a), (c), (e) e (g); Resultados do realce (b), (d), (f) e (h). . . . .   | 53 |
| Figura 28 – Tela principal do sistema elaborado para avaliação subjetiva. . . . .  | 57 |
| Figura 29 – Seleção e movimentação de uma imagem na avaliação, (a) seleção da imagem 5, (b) imagem 5 movimentada para a posição 1. . . . .   | 58 |

|   |    |
|---|----|
| Figura 30 – Indicação de finalização da avaliação e agradecimento ao participante pela avaliação. . . . .                             | 58 |
| Figura 31 – Diagrama dos principais elementos utilizados na Dissertação. . . . .  | 61 |
| Figura 32 – Resultados dos realces para os 5 métodos avaliados. Imagem número 1 do banco de imagens. . . . .                          | 63 |
| Figura 33 – Histogramas referente as imagens da Figura 32. . . . .  | 63 |
| Figura 34 – Resultados dos realces para os 5 métodos avaliados. Imagem número 3 do banco de imagens. . . . .                          | 64 |
| Figura 35 – Histogramas referente as imagens da Figura 34. . . . .  | 64 |
| Figura 36 – Resultados dos realces para os 5 métodos avaliados. Imagem número 13 do banco de imagens. . . . .                         | 65 |
| Figura 37 – Histogramas referente as imagens da Figura 36. . . . .  | 65 |
| Figura 38 – Resultados dos realces para os 5 métodos avaliados. Imagem número 16 do banco de imagens. . . . .                         | 66 |
| Figura 39 – Histogramas referente as imagens da Figura 38. . . . .  | 66 |
| Figura 40 – Resultados dos realces para os 5 métodos avaliados. Imagem número 19 do banco de imagens. . . . .                         | 67 |
| Figura 41 – Histogramas referente às imagens da Figura 40. . . . .  | 67 |
| Figura 42 – Resultado da avaliação subjetiva. As barras indicam a quantidade de votações por cada método para cada colocação. . . . . | 72 |

## LISTA DE TABELAS

|  |    |
|--|----|
| Tabela 1 – Resultados obtidos pela métrica AMBE para as 20 imagens utilizadas.       | 68 |
| Tabela 2 – Resultados obtidos pela métrica Entropia para as 20 imagens utilizadas.   | 70 |
| Tabela 3 – Resultados obtidos pela métrica EME para as 20 imagens utilizadas.        | 71 |
| Tabela 4 – Tempo de execução médio dos métodos em segundos utilizando 100 execuções. | 73 |

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

|        |  |
|--------|--|
| A/D    | Analógico-Digital  |
| pixel  | <i>Picture element</i>   |
| RGB    | Espaço de cores Vermelho, Verde e Azul ( <i>Red, Green, Blue</i> )     |
| YUV    | Espaço de cores Luminância (Y) e crominância (UV)                      |
| HSV    | Espaço de cores Matiz (H), Saturação (S) e Valor ou Intensidade (V)    |
| FDPD   | Função Densidade de Probabilidade Discreta                             |
| CDF    | <i>Cumulative Distribution Function</i>                                |
| EH     | Equalização de Histograma  |
| SSR    | Retinex de Única Escala ( <i>Single Scale Retinex</i> )                |
| MSR    | Retinex de Múltipla Escala ( <i>Multi-Scale Retinex</i> )              |
| SVLM   | <i>Space-Variant Luminance Map</i>                                     |
| AMSR   | Retinex Multi-escala Adaptativo ( <i>Adaptive Multiscale Retinex</i> ) |
| BBC    | <i>Bilateral Bezier Curve</i>  |
| DLP    | <i>Direct Log-Power</i>  |
| ILP    | <i>Interactive Log-Power</i>   |
| RMSE   | <i>Root Mean Square Error</i>  |
| FABEMD | <i>Fast and Adaptive Bidimensional Empirical Mode Decomposition</i>    |
| FIEEMD | <i>Fast Illumination Estimation Empirical Mode Decomposition</i>       |
| OpenCV | <i>Open Source computer Vision Library</i>                             |
| BSD    | <i>Berkeley Software Distribution</i>                                  |
| LUT    | <i>LookUp Table</i>  |
| NASA   | <i>National Aeronautics and Space Administration</i>                   |

EME      *Measure of Enhancement*

AMBE      *Absolute Mean Brightness Error*

## SUMÁRIO

|        |  |    |
|--------|--|----|
| 1      | INTRODUÇÃO . . . . .   | 16 |
| 1.1    | Objetivos . . . . .  | 18 |
| 1.2    | Produção científica . . . . .                                  | 18 |
| 1.3    | Organização da dissertação . . . . .                           | 19 |
| 2      | FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA . . . . .                                | 20 |
| 2.1    | Fundamentos de processamento de imagens . . . . .              | 20 |
| 2.1.1  | <i>Imagem digital</i> . . . . .                                | 20 |
| 2.1.2  | <i>Espaço de cores</i> . . . . .                               | 20 |
| 2.1.3  | <i>Espaço de cores RGB</i> . . . . .                           | 21 |
| 2.1.4  | <i>Espaço de cores YUV</i> . . . . .                           | 22 |
| 2.1.5  | <i>Espaço de cores HSV</i> . . . . .                           | 22 |
| 2.1.6  | <i>Histograma</i> . . . . .                                    | 23 |
| 2.1.7  | <i>Realce de imagens</i> . . . . .                             | 24 |
| 2.1.8  | <i>Equalização de Histograma</i> . . . . .                     | 25 |
| 2.1.9  | <i>Métodos baseados em Transformações</i> . . . . .            | 25 |
| 2.1.10 | <i>Retinex</i> . . . . .                                       | 26 |
| 2.1.11 | <i>Retinex de Única Escala (SSR)</i> . . . . .                 | 27 |
| 2.1.12 | <i>Retinex de Múltipla Escala (MSR)</i> . . . . .              | 28 |
| 2.2    | Resumo do capítulo . . . . .                                   | 29 |
| 3      | MÉTODOS DE REALCE DE IMAGENS . . . . .                         | 30 |
| 3.1    | Técnicas baseadas em Equalização de Histograma . . . . .       | 30 |
| 3.2    | Técnicas baseadas em Transformação . . . . .                   | 33 |
| 3.3    | Técnica baseada em Retinex . . . . .                           | 36 |
| 3.4    | Descrição dos métodos de realce de imagens avaliados . . . . . | 36 |
| 3.4.1  | <i>Método proposto por Lee et al. (2010)</i> . . . . .         | 37 |
| 3.4.2  | <i>Método proposto por Lee et al. (2013)</i> . . . . .         | 39 |
| 3.4.3  | <i>Método proposto por Cheng e Huang (2013)</i> . . . . .      | 43 |
| 3.4.4  | <i>Método proposto por Toet e Wu (2014)</i> . . . . .          | 46 |
| 3.4.5  | <i>Método proposto por Shiau et al. (2014)</i> . . . . .       | 50 |
| 3.5    | Resumo do capítulo . . . . .                                   | 52 |
| 4      | METODOLOGIA . . . . .  | 54 |

|         |  |    |
|---------|--|----|
| 4.1     | Equipamentos utilizados . . . . .                            | 54 |
| 4.2     | Ambiente de desenvolvimento . . . . .                        | 54 |
| 4.2.1   | <i>OpenCV</i> . . . . .                                      | 54 |
| 4.3     | Técnicas de realce implementadas . . . . .                   | 55 |
| 4.4     | Formas de avaliação . . . . .                                | 56 |
| 4.4.1   | <i>Métricas subjetivas</i> . . . . .                         | 56 |
| 4.4.2   | <i>Métricas objetivas</i> . . . . .                          | 58 |
| 4.4.2.1 | <i>Entropia</i> . . . . .                                    | 59 |
| 4.4.2.2 | <i>Medida de Realce (EME)</i> . . . . .                      | 59 |
| 4.4.2.3 | <i>Erro de Brilho Médio Absoluto (AMBE)</i> . . . . .        | 60 |
| 4.4.3   | <i>Tempo de processamento</i> . . . . .                      | 60 |
| 4.4.4   | <i>Resumo do capítulo</i> . . . . .                          | 60 |
| 5       | RESULTADOS E DISCUSSÕES . . . . .                            | 62 |
| 5.1     | Resultados objetivos . . . . .                               | 62 |
| 5.2     | Resultados subjetivos . . . . .                              | 72 |
| 5.3     | Tempo de execução . . . . .                                  | 73 |
| 5.4     | Discussões dos resultados . . . . .                          | 73 |
| 6       | CONCLUSÕES, CONTRIBUIÇÕES E TRABALHOS FUTU-<br>ROS . . . . . | 77 |
|         | REFERÊNCIAS . . . . .  | 79 |

## 1 INTRODUÇÃO

A evolução tecnológica está ocorrendo com rapidez e a cada dia que se passa tem-se o desenvolvimento de novas tecnologias que possibilitam o barateamento e/ou a evolução de dispositivos eletrônicos. Hoje pode-se ver a popularização do uso de câmeras digitais, tanto em equipamentos específicos para fotos como em celulares e *smartphones*. Conseqüentemente, a ação de registrar momentos por fotografias e vídeos está se tornando cada vez mais importante. Uma imagem que destaca bem este efeito ficou bastante conhecida após a sua divulgação no *Twitter* pelo fotógrafo Espanhol Miguel Ángel Morenatti, mostrada na Figura 1, em que há várias pessoas possivelmente mais preocupadas em registrar um evento através de fotos/vídeos do que de presenciar o momento (PAÍS, 2015).



Figura 1 – Imagem destaca a compulsão do público em registrar um evento através de fotos/vídeos (PAÍS, 2015).

Entretanto, em fotografias geralmente ocorrem problemas que dificultam a captura ideal de imagens tais como: limitação do dispositivo ou iluminação/exposição inapropriada, especialmente em cenas de ampla faixa dinâmica, tais como cenas com luz solar e sombra, tendo objetos com regiões presentes na parte clara e escura simultaneamente, cenas noturnas com forte iluminação, etc (LEE et al., 2013).

A faixa dinâmica de um sistema de aquisição de imagens é a razão da intensidade máxima mensurável pela intensidade mínima detectável no sistema. Logo, uma imagem capturada sob forte iluminação de fundo ou em ambientes escuros irá apresentar perda de informação visual. Isto ocorre porque a faixa dinâmica de uma cena natural é muito maior do que o intervalo dinâmico capturado por dispositivos digitais comuns (GONZALEZ; WOODS, 2010; SHIAU et al., 2014).

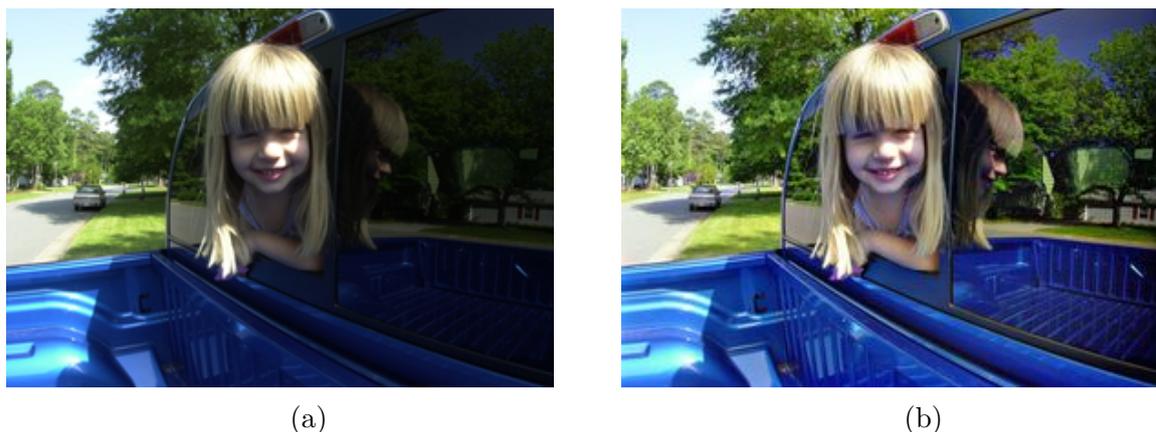


Figura 2 – Exemplo do resultado de aplicação da técnica de realce de imagens (DRAGON, 2015), (a) original; (b) realçada.

A iluminação irregular incidente em uma cena sempre é um dos fatores mais importantes que reduzem diretamente a confiabilidade de muitos sistemas de visão computacional. Por exemplo, em sistemas de rastreamento de objetos, muitos algoritmos falham quando a iluminação do fundo se altera com objetos em movimento de uma cena para outra. Além disso, em muitos sistemas de reconhecimento facial, as mudanças na iluminação sempre são intolerantes na prática. Portanto, diminuir o efeito da iluminação irregular é essencial em muitos casos (SHI; CAI, 2011).

Diante dos problemas mencionados, métodos de realce de imagens digitais vêm sendo desenvolvidos e estudados em busca de melhorar a capacidade de interpretação ou percepção da informação contida na imagem para os espectadores humanos, ou para produzir uma "melhor" imagem para sistemas de processamento de imagem embarcado em diversos dispositivos, tais como, *smartphones* e câmeras digitais profissionais.

O realce de imagem é um processo que envolve modificar a intensidade dos *pixels* da imagem de entrada de modo que a imagem de saída seja mais adequada para aplicações específicas. Um exemplo pode ser observado na Figura 2, a qual demonstra o efeito do realce aplicado a uma imagem que possui problemas de iluminação (Figura (a)) e ilustra o resultado após a operação de realce (Figura (b)) (IBRAHIM; KONG, 2007).

O estudo de técnicas de realce é importante para as diversas áreas da ciência e engenharia, como as ciências atmosféricas, astrofotografia, biomedicina e visão computacional; desempenhando papel importante também em aplicações industriais e militares. Além destas aplicações, a análise de imagem está cada vez mais presente em dispositivos eletrônicos de consumo (GIBSON, 2000; WANG et al., 2013).

Na literatura, existem métodos para melhorar o contraste e a qualidade visual de imagens. Em geral, estas abordagens podem ser classificadas em várias categorias, baseados em: histograma, transformação e Retinex (LEE et al., 2013).

Entretanto, há métodos que possuem um grande custo computacional para sua execução e dependendo da aplicação, não é um bom resultado. Um exemplo que pode ser citado é a utilização de técnicas de realce para aplicações em tempo real, em que o tempo de execução do realce não pode gerar atrasos, pois o bom funcionamento do sistema depende diretamente do tempo de obtenção de cada imagem.

## 1.1 Objetivos

O objetivo geral dessa dissertação é avaliar técnicas de realce de imagens digitais, com enfoque na melhoria de contraste das imagens com problemas de iluminação e que sejam executadas de maneira rápida, utilizando métricas subjetivas e objetivas.

Durante o desenvolvimento desta dissertação outros objetivos específicos são alcançadas:

- i. simulação e validação dos algoritmos de realce e das métricas objetivas implementadas;
- ii. definição da metodologia para avaliação subjetiva;
- iii. desenvolvimento de um sistema computacional para executar a avaliação subjetiva das imagens realçadas.

## 1.2 Produção científica

Como resultado dos métodos estudados e implementados, foi gerado até o momento o seguinte trabalho científico:

- I. SANTOS, J. R. V. et al. Evaluation of technical of image enhancement with objectives metrics and execution average time. XI Workshop de Visão Computacional, São Carlos, p. 429-433. Out. 2015.

### **1.3 Organização da dissertação**

Esta Dissertação está organizada em seis capítulos. O segundo Capítulo apresenta a fundamentação teórica sobre processamento de imagens. O terceiro Capítulo apresenta alguns métodos de realce de imagens, assim como descreve cinco técnicas de realce da literatura que são implementados e avaliados nesta Dissertação. O quarto Capítulo apresenta a metodologia adotada para o desenvolvimento desta Dissertação, principalmente a descrição dos métodos de avaliação. O quinto Capítulo apresenta os resultados obtidos e, por fim, no sexto Capítulo são apresentadas as conclusões, contribuições e as perspectivas de trabalhos futuros.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste Capítulo são descritos alguns fundamentos da área de processamento de imagens necessários para uma melhor compreensão deste trabalho.

### 2.1 Fundamentos de processamento de imagens

#### 2.1.1 *Imagem digital*

Sistemas computacionais trabalham com dados discretos, então o objetivo das câmeras digitais é capturar cenas naturais através de seus sensores e transformá-las em imagens digitais e discretas. A saída da maioria dos sensores consiste de uma forma de onda de tensão contínua cuja amplitude e o comportamento no espaço estão relacionados ao fenômeno físico captado (GONZALEZ; WOODS, 2010).

Logo uma imagem digital  $f(x,y)$  é a representação em duas dimensões cartesianas da resposta dos sensores. Os índices  $x$  e  $y$  são respectivamente números inteiros que representam as coordenadas discretas:  $x = 0,1,2, \dots M-1$  e  $y = 0,1,2,\dots,N-1$  sendo  $M$  a quantidade de linhas e  $N$  a quantidade de colunas. Dessa forma, por exemplo, o valor da imagem digital na origem é  $f(0,0)$  e o próximo valor de coordenada ao longo da primeira linha é  $f(0,1)$  (SOLOMON; BRECKON, 2011; GONZALEZ; WOODS, 2010).

Contudo, esta representação é utilizada para imagens em níveis de cinza. Em imagens coloridas tem-se a composição de mais de uma função  $f(x,y)$ , em que além de descrever as informações de intensidades da cena, descrevem as informações de cores. Portanto, há a importância da definição de espaço de cores.

#### 2.1.2 *Espaço de cores*

As cores são atributos muito importantes para a distinção e caracterização de objetos. Em tempos antigos as imagens digitais eram em tons de cinza, contudo, com a evolução da tecnologia, tornou-se possível o desenvolvimento de câmeras capazes de registrar não somente níveis de cinza, mas também cores primárias que compõem os objetos.

O fenômeno de perceber cores depende de três fatores: a natureza da luz, a interação

da luz com a matéria, e a fisiologia da visão humana. Cada fator desempenha um papel vital e a ausência de qualquer destes tornaria a visibilidade da cor impossível (ADOBE, 2015).

Em geral, vemos a cor quando os comprimentos de onda da fonte de luz atingem um objeto absorvendo os espectros de cores diferentes deste e refletindo o espectro referente ao mesmo. Este é recebido pelos fotorreceptores do olho humano que são sensíveis a mais de uma distribuição específica de comprimentos de onda de luz. Estes estímulos são enviados para o cérebro, fazendo-nos perceber uma cor específica (LEAO, 2005; ADOBE, 2015).

Descrever cores corretamente é uma questão de grande importância comercial. Vários produtos estão associados a determinadas cores e os fabricantes almejam fortemente que diferentes cópias de seus produtos possuam as mesmas características de cores, o que requer um sistema padrão de representação para ela (FREITAS, 2011).

A representação das cores em uma imagem é obtida através de uma combinação de um ou mais canais de cor, que são combinados para formar a cor dos elementos da imagem. A representação que se usa para armazenar as cores, especificando o número e a natureza dos canais de cor, é geralmente conhecida como espaço de cores (SOLOMON; BRECKON, 2011).

Imagens digitais coloridas podem ser representadas de várias maneiras utilizando espaço de cores diferentes, por exemplo o espaço de cores RGB, YUV e HSV.

### **2.1.3 Espaço de cores RGB**

O espaço de cores RGB ou Vermelho, Verde e Azul (*Red, Green e Blue*) é um espaço de cores que utiliza comprimentos de onda primárias para a sua representação (645,16 nm para R, 526,32 nm para G e para B 444,44 nm para B). As cores disponíveis são geralmente representados como um cubo unitário, em que os valores RGB primários estão em três vértices; as cores secundárias ciano, magenta e amarelo estão em outros três vértices; o preto está na origem; e o branco está no vértice mais distante da origem. Nesse modelo, a escala de cinza (pontos de valores RGB iguais) estende-se do preto até o branco ao longo do segmento de reta que une esses dois pontos (FORSYTH; PONCE, 2003; GONZALEZ; WOODS, 2010).

Pode-se observar a composição de uma imagem no formato RGB na Figura 3.

Observa-se que a imagem colorida é formada por 3 outras imagens que contém, separadamente, informações das cores vermelho, verde e azul.

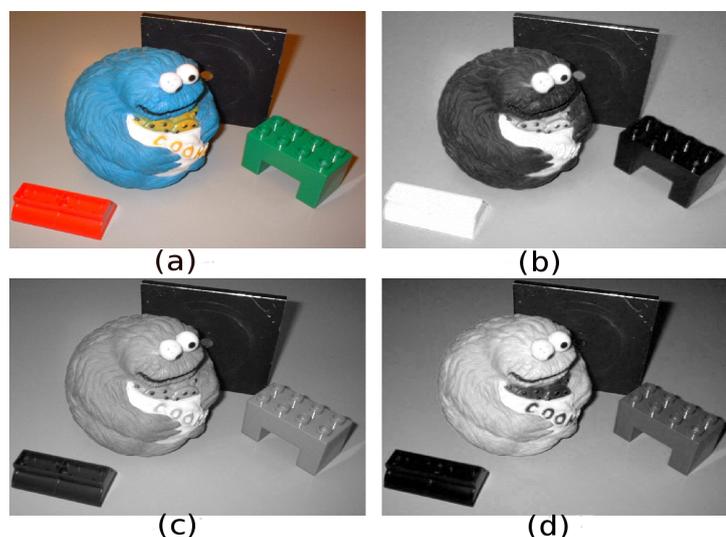


Figura 3 – Representação das componentes R,G e B na formação da imagem colorida, (a) original; (b) vermelho; (c) verde; (d) azul (SOLOMON; BRECKON, 2011).

O espaço de cores RGB é, em geral, o mais utilizado dentre os modelos de cores existentes. Entretanto, existe uma certa complicação e complexidade em especificar uma cor através de três cores primárias, já que as informações de cores e intensidade estão juntas, dificultando assim os processos em que essas componentes precisam ser analisadas separadamente. Logo, outros espaços de cores podem ser utilizados para este fim, como o YUV e o HSV (FREITAS, 2011).

#### 2.1.4 Espaço de cores YUV

O modelo YUV define o espaço de cores em termos de luminância ou brilho (Y) e dois componentes referentes a cores (UV). Uma vez que os componentes de luminância e crominância são separados, o espaço YUV é muito usado para transmissão de sistemas de vídeo e, portanto, também é utilizado no processamento de imagem e vídeo, em que a luminância pode ser processada sem afetar o conteúdo de cor (RUBERT; FONSECA; VELHO, 2005; JANAKIRAMAN; MOULI, 2008).

#### 2.1.5 Espaço de cores HSV

O espaço de cores HSV foi desenvolvido em 1978 por *Alvey Ray Smith*, baseando-se em como um artista plástico descreve as misturas de cores, ou seja, como escolhe

uma tonalidade pura de cor e clareia o tom adicionando branco ou escurece adicionando preto. Em geral, obtém-se um tom em que as tonalidades são misturas de branco e preto obtendo-se tons de cinza (SMITH, 1978).

Esse espaço de cores tenta transformar as dimensões RGB em um conjunto de dimensões que torna a descrição das cores mais simples. O modelo conta com 3 atributos: H (matiz), atributo que descreve a cor pura; S (saturação), que está relacionado à quantidade de luz branca misturada à cor pura e I (intensidade), representando o brilho da cor. Estes atributos se encontram ilustrados na Figura 4.

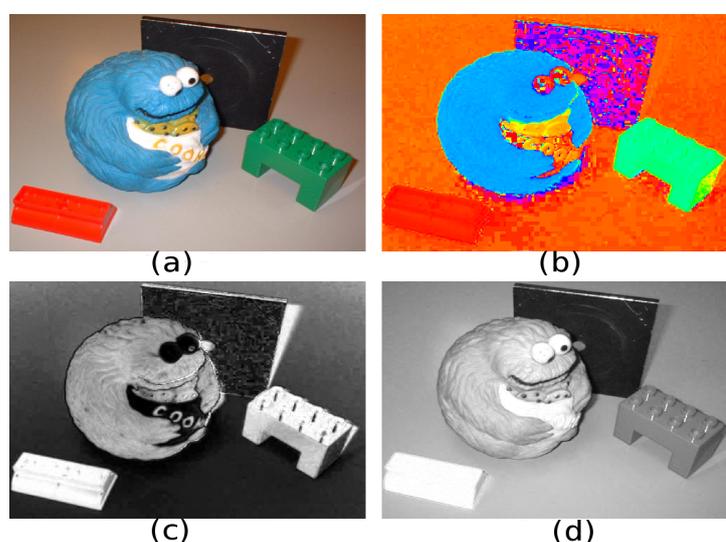


Figura 4 – Representação das componentes H,S e V na formação da imagem colorida. (a) original; (b) matiz; (c) saturação; (d) intensidade (SOLOMON; BRECKON, 2011).

Na literatura, há a definição de uma ferramenta matemática muito utilizada em processamento de imagens digitais conhecida como histograma. Sua importância se dá pela possibilidade de analisar e/ou modificar os níveis de intensidade presentes na imagem.

### 2.1.6 Histograma

O histograma de uma imagem é um gráfico de frequência relativa que demonstra a ocorrência de cada um dos valores de pixels contidos na imagem, como pode ser observado na Figura 5. Quando este gráfico é normalizado de modo que a soma total de todas as frequências ao longo do intervalo de valores admissíveis da imagem seja igual a 1, pode-se tratar o histograma da imagem como uma aproximação da Função Densidade de Probabilidade Discreta (FDPD) que define a probabilidade de um determinado valor de

*pixel* ocorrer dentro da imagem (SOLOMON; BRECKON, 2011).

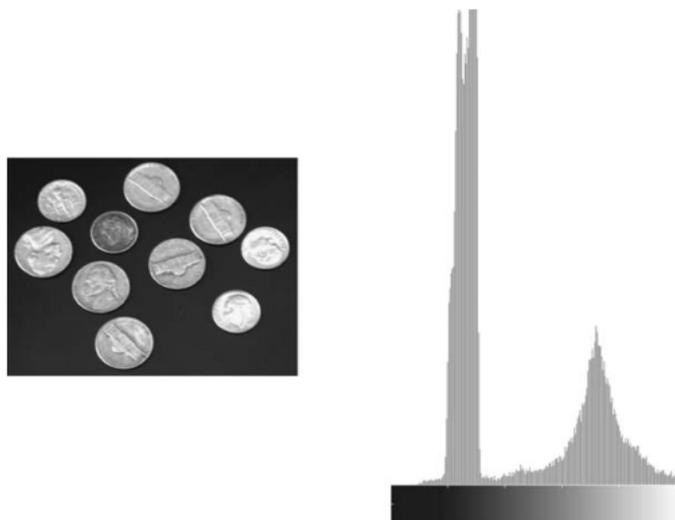


Figura 5 – Simples imagem (à direita) e seu respectivo histograma ao lado (SOLOMON; BRECKON, 2011).

Histogramas podem ser utilizados para representar aspectos diversos como a distribuição de cor de um objeto, um modelo de gradiente de borda de um objeto, bem como a distribuição de probabilidades que representam nossa hipótese atual sobre a localização de um objeto. Estes podem ser utilizados em aplicações de visão computacional, detecção de movimento e descrevem informações que podem ser passadas para classificadores para reconhecimento de objetos (BRADSKI; KAEHLER, 2008).

Dentre as várias utilizações do histograma, há a sua utilização em técnicas de realce de imagens. Estas técnicas são importantes para a melhoria do aspecto visual de imagens digitais e são descritas a seguir.

### **2.1.7 Realce de imagens**

Na literatura existem várias técnicas definidas para o realce de imagens, dentre estas podem-se citar: Equalização de Histograma, funções de transformação logarítmica e de potência e técnicas baseadas em Retinex.

Em geral, os algoritmos de realce podem ser divididos em duas classes de correções: globais e locais. As correções globais podem obter resultados não satisfatórios em imagens que possuam regiões muito claras e muito escuras, já que o algoritmo atua de forma uniforme na imagem. Assim, o realce utilizado em determinada região pode não ser o ideal para a outra ou até mesmo piorar o resultado da região original. Já as correções locais

tendem a resolver melhor este problema por tratar a imagem por regiões. Entretanto seu custo computacional geralmente é maior em relação à abordagens globais, pois costuma ser uma metodologia que se utiliza da vizinhança dos *pixels* ou divisões da imagem em sub-imagens. Além disso, dependendo do tipo de técnica utilizada, há a necessidade de empregar técnicas adicionais para a remoção de artefatos (elementos gerados que não existem na imagem real) (SCHETTINI et al., 2010).

### 2.1.8 Equalização de Histograma

A Equalização de Histograma (EH) consiste de uma função de mapeamento baseado na Função de Distribuição Acumulada (CDF, *Cumulative Distribution Function*) a qual modifica os valores dos *pixels* da imagem de entrada de forma a se obter uma imagem de saída. Esta imagem possui valores do histograma próximos a uma distribuição uniforme, realçando-a, já que os seus *pixels* são distribuídos de forma a preencher o máximo do intervalo da faixa de níveis da imagem. Entretanto, esta abordagem possui alguns problemas de sobre-realce que técnicas como a preservação de brilho, e a limitação de contraste procuram resolver (REZA, 2004; WANG; YE, 2005; IBRAHIM; KONG, 2007; GONZALEZ; WOODS, 2010).

O efeito da equalização em uma imagem de baixo contraste é ilustrada na Figura 6. Observa-se que grande parte dos níveis de cinza estão concentrados na região central do histograma, ocasionando um baixo contraste, pois os dados não estão ocupando todos os níveis de cinza possíveis. Portanto, esta metodologia tem por efeito aproximar o histograma da imagem original em um histograma que represente aproximadamente uma distribuição uniforme. Assim, expande os valores de forma uniforme de modo a preencher todos os níveis de cinza possíveis, aumentando o contraste da imagem.

### 2.1.9 Métodos baseados em Transformações

Métodos baseados em transformações de intensidade consistem na modificação dos valores dos *pixels* que pode ser expressa da forma  $s = T(r)$ , em que  $T$  é uma transformação que mapeia o valor de *pixel*  $r$  em um valor de *pixel*  $s$ . Algumas funções comumente utilizadas são: linear, logarítmica e de potência ou gamma. O problema dessa abordagem mais simples é a especificação dos parâmetros da função de transformação que, para imagens com alta-iluminação e baixa-iluminação, há a dificuldade de melhoria de contraste

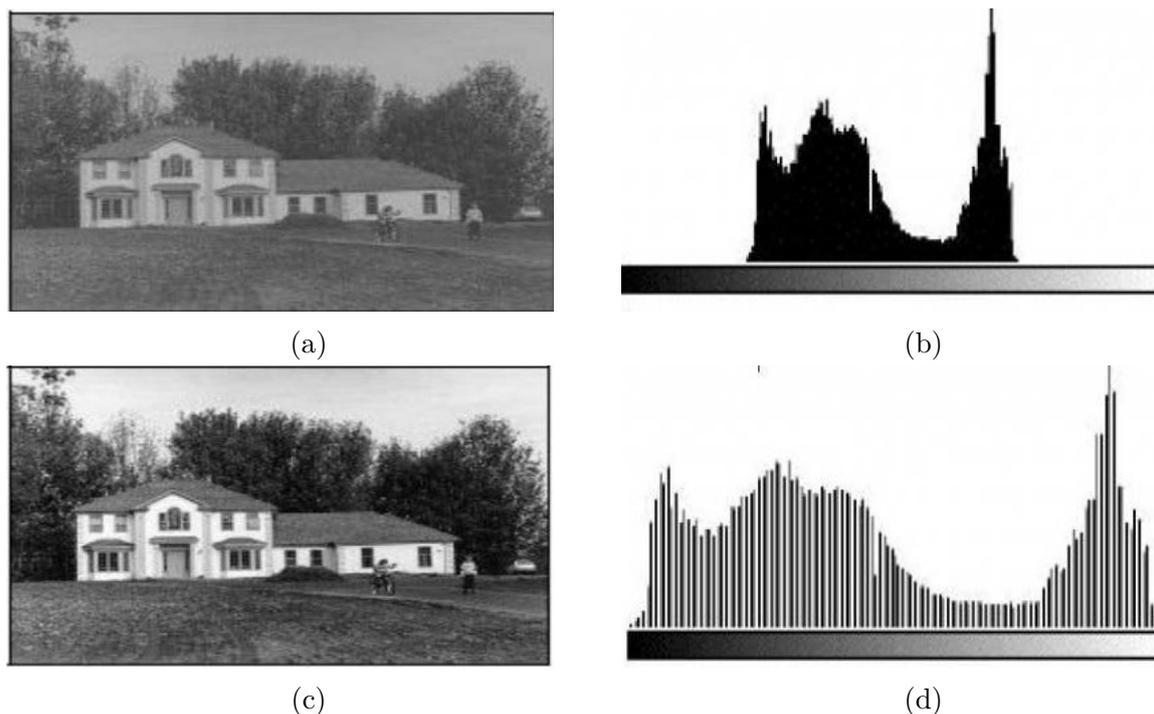


Figura 6 – Resultado do efeito da equalização de histograma numa imagem de baixo contraste. (a) Imagem original; (b) histograma de (a); (c) imagem equalizada; (d) histograma de (c) (NETO, 2015).

para ambas regiões simultaneamente (LEE et al., 2013; GONZALEZ; WOODS, 2010).

### 2.1.10 *Retinex*

Retinex é um termo derivado da contração de retina e córtex, e é o nome do mecanismo que gera os espectros independentes de luminância. Ao longo do tempo, vem sendo utilizado como o nome de uma variedade de diferentes algoritmos de processamento de imagens digitais (MCCANN; RIZZI, 2011).

A teoria do Retinex foi desenvolvida por Land e McCann (1971) e descreve como o sistema visual humano percebe a cor/tonalidade da cena natural. Em seus experimentos, foi percebido que a sensação de cor tem relação arbitrária com a composição de iluminação em termos de comprimento de onda e luminância, e que a sensação de cor é dependente da reflectância da superfície. Portanto, o objetivo da teoria do Retinex é entender e encontrar um modelo computacional de como a visão processa o estímulo físico, de tal maneira que a consistência de cor seja preservada. Portanto, de acordo com os princípios da teoria do retinex, assume-se que uma imagem pode ser definida como (LAND; MCCANN, 1971;

HEUSCH; CARDINAUX; MARCEL, 2005; MENDONÇA, 2008):

$$I(x, y) = L(x, y)R(x, y), \quad (2.1)$$

em que,  $I(x, y)$  é a quantidade de luz percebida pelo olho humano,  $L(x, y)$  representa a iluminação e  $R(x, y)$  é a reflectância que contém as características do objeto.

Existem diferentes versões do Retinex, que foram melhoradas progressivamente, e dentre as quais pode-se citar o Retinex de Única Escala (SSR) e o Retinex de Múltipla Escala (MSR)(MENDONÇA, 2008).

### 2.1.11 Retinex de Única Escala (SSR)

A técnica SSR (Retinex de Única Escala) foi definida por Jobson et al. (1997), em que a finalidade foi definir uma implementação prática sem a preocupação com a validação do sistema visual humano de percepção de cores e luminosidade. O SSR é definido por:

$$R_i(x, y) = \log I_i(x, y) - \log[F(x, y) * I_i(x, y)], \quad (2.2)$$

em que  $I_i(x, y)$  é a imagem de entrada,  $i$  representa os canais da imagem de entrada,  $*$  é o operador convolução,  $F(x, y)$  é a função *surround*, e  $R_i(x, y)$  é a saída do retinex.

A função *surround* é um modelo do retinex para luz e reprodução de cores. Logo, para cada *pixel* é calculado a relação logarítmica entre o valor atual e a média ponderada dos *pixels* da vizinhança, que é visto como uma estimativa de iluminação (LEE et al., 2013).

Jobson et al. (1997) avaliaram vários métodos de função *surround* para o Retinex e no final a que obteve melhores resultados foi a função Gaussiana. Logo, esta função é dada por:

$$F(x, y) = ke^{-r^2/c^2}, \quad (2.3)$$

em que  $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ ,  $c$  é a constante do espaço Gaussiano da função, e o  $k$  é um valor selecionado de forma que

$$\int \int F(x, y) dx dy = 1. \quad (2.4)$$

Ao final do processo é utilizado uma correção de *gain/offset*, que consiste de um método de realce de imagem para expandir à faixa dinâmica da imagem de maneira a adequá-la a faixa dinâmica do meio de visualização. Este método é definido na equação 2.5, no qual  $r_{max}$  e  $r_{min}$  definem os intervalos da faixa,  $d_{max}$  é a faixa dinâmica de exibição que geralmente é 255, e  $I_i$  e  $I'_i$  definem respectivamente a  $i$ -ésima imagem de entrada e saída (MENDONÇA, 2008).

$$I'_i(x, y) = \frac{d_{max}}{r_{max} - r_{min}} \cdot (I_i(x, y) - r_{min}). \quad (2.5)$$

### 2.1.12 Retinex de Múltipla Escala (MSR)

O MSR foi desenvolvido por Rahman et al. (1996), mesmos autores do SSR. Nesta nova versão, chamada de Retinex de Múltipla Escala (MSR), há uma melhoria do método anterior que possui problema com compressão da faixa dinâmica ou representação de tonalidade, ou seja, o método só executava a melhoria em uma delas. Portanto, para superar esta limitação, define-se o Retinex multi-escala, fazendo assim com que a reprodução de cores e a faixa dinâmica sejam tratadas de forma equivalente.

A função que define este método é descrita abaixo:

$$F_i(x, y) = \sum_{n=1}^N W_n \cdot \{ \log[I_i(x, y)] - \log[I_i(x, y) * M_n(x, y)] \}, \quad (2.6)$$

em que  $i$  representa as três coordenadas do sistema de cores RGB,  $N$  é o número de escalas que são usadas e  $W_n$  os fatores de peso para as escalas. O  $M_n(x, y)$  é a função *surround* dada por

$$M_n(x, y) = K_n \cdot e^{[-(x^2+y^2)/\sigma_n^2]}, \quad (2.7)$$

em que  $\sigma_n$  é o desvio padrão da distribuição gaussiana que determina a escala. A magnitude da escala determina o tipo de informação que o retinex disponibiliza: pequenas escalas provêm mais compressão de faixa dinâmica, e maiores escalas provêm mais constância de cor.

## **2.2 Resumo do capítulo**

Neste Capítulo foram apresentados alguns conceitos necessários para a compreensão do desenvolvimento desta Dissertação. Foram apresentados fundamentos do processamento de imagens, ferramentas matemáticas importantes utilizadas no processamento, assim como foram apresentadas também as principais técnicas de realce de imagens que há na literatura e que servem de base ou inspiração para outros métodos.

No próximo Capítulo são apresentados alguns métodos de realce de imagens digitais. Estes são baseados em Equalização de Histograma, Transformação e Retinex. Dentre os métodos apresentados são descritos com mais detalhes 5 métodos, que são implementados e avaliados nesta Dissertação.

### 3 MÉTODOS DE REALCE DE IMAGENS

Neste Capítulo são apresentados alguns métodos descritos na literatura para o realce de imagens digitais. Os métodos selecionados são baseados em Equalização de Histograma, em Transformações e em Retinex que são as técnicas que compõem os algoritmos avaliados nesta Dissertação. Os métodos descritos neste Capítulo são escolhidos com base na literatura pesquisada que apresentam, segundo seus respectivos autores, características para de baixo custo computacional e para imagens com regiões claras e escuras em suas cenas. Para técnicas baseadas em Equalização de Histograma, são descritos os algoritmos de Poddar et al. (2013), Tiwari, Gupta e Shrivastava (2015), Shanmugavadivu e Balasubramanian (2014) e Huynh-The et al. (2014). Para técnicas baseadas em transformação, são descritos Schettini et al. (2010), Chiu, Cheng e Huang (2011), Zhang et al. (2012) e Shi e Cai (2011) e para técnicas baseadas em Retinex é descrito Li, Wang e Geng (2011). Além disso, também são descritos os métodos estudados e avaliados nesta Dissertação.

#### 3.1 Técnicas baseadas em Equalização de Histograma

Para técnicas baseadas em Equalização de Histograma, Poddar et al. (2013) propõem um algoritmo de realce de imagens e independente da configuração de parâmetros, denominado NMHE (Modificação Não paramétrica de Equalização de Histograma). Adicional ao realce, os autores propõe duas variações de seu método, uma que preserva o brilho da imagem original e outra que aumenta o brilho da imagem adaptativamente, dando-a um melhor aspecto.

O algoritmo proposto consiste em modificar o histograma da imagem original limitando-o por um valor predeterminado. Em seguida, seu valor é subtraído de uma Função Densidade de Probabilidade Uniforme. Então, esta subtração é utilizada como fator de peso para obter a PDF modificada, o que conseqüentemente altera a função de transformação da equalização.

Entretanto as variações propostas consistem na utilização de uma transformação de potência. Para a preservação do brilho no realce, o expoente da função é calculado em função das médias da imagem original e da realçada já para a melhoria do brilho, o cálculo do expoente utiliza apenas a informação da média da imagem realçada.

Um exemplo de resultado obtido pelos autores pode ser observado na Figura 7.

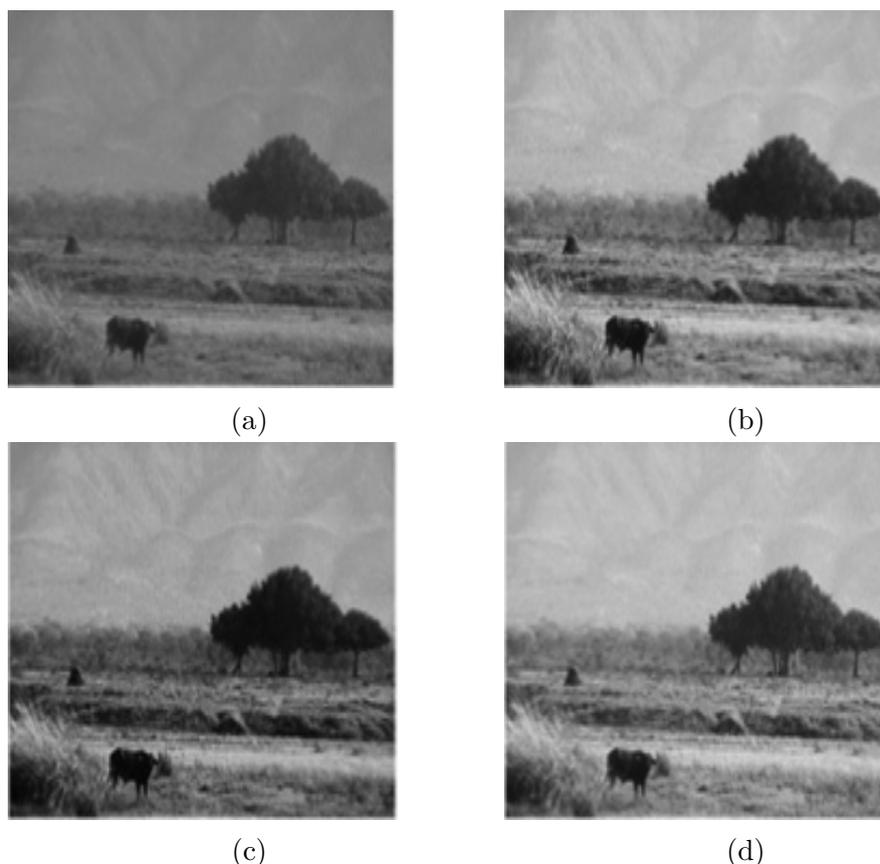


Figura 7 – Resultados obtidos pelo NMHE, (a) imagem original, (b) NMHE, (c) NMHE com preservação de brilho, (d) NMHE com melhoria do brilho.

Tiwari, Gupta e Shrivastava (2015) propõem método de realce de imagens com base na Equalização de Histograma, a qual denominou de (HSQHE). A ideia principal do HSQHE é dividir o histograma da imagem de entrada em dois ou mais sub-histogramas, em que a segmentação seja baseado em valores de quantis. Após a divisão, os sub-histogramas são ponderados e aplicados, separadamente, uma equalização de histograma.

Um exemplo de resultado obtido pelos autores pode ser observado na Figura 8.

Shanmugavadivu e Balasubramanian (2014) propõem um algoritmo baseado em EH com o proposito de realçar o contraste e preservar os principais detalhes da imagem de entrada. A ideia central desta técnica é a segmentação da imagem de entrada em dois histogramas utilizando limiarização pelo método de Otsu, com base no qual um conjunto de pesos são gerados.

A limiarização é utilizada para dividir a imagem da cena de entrada em duas regiões: as que contém baixos valores de níveis de cinza e as que contém os valores de altos

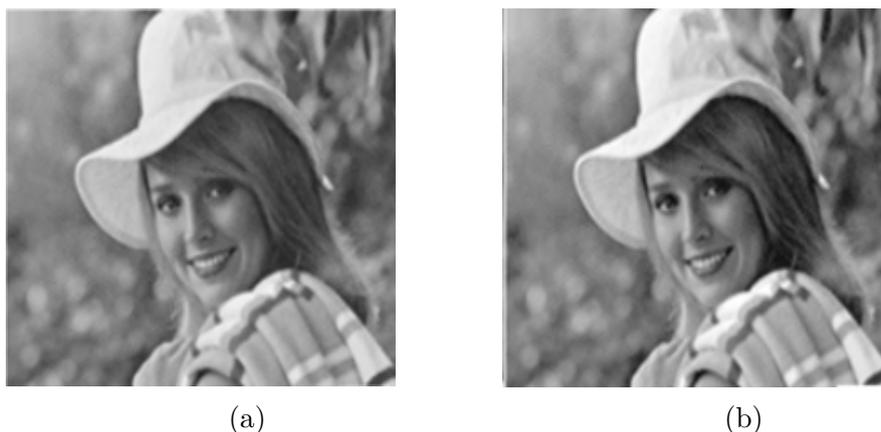


Figura 8 – Resultados obtidos pelo método de Tiwari, Gupta e Shrivastava (2015), (a) imagem original, (b) imagem realçada.

níveis. Logo estas regiões são equalizadas separadamente e conseqüentemente ambas as partes são realçadas. O método de Otsu executa uma limiarização automática baseada no formato do histograma da imagem. Este método assume que a imagem possui um limiar que a separa em duas classes (exemplo: fundo e primeiro-plano).

A partir da separação do histograma um conjunto de pesos e restrições são aplicados a cada região. Estes pesos são otimizados utilizando a técnica de Otimização de Enxame de Partícula (PSO).

Um exemplo de resultado obtido pelos autores pode ser observado na Figura 9.

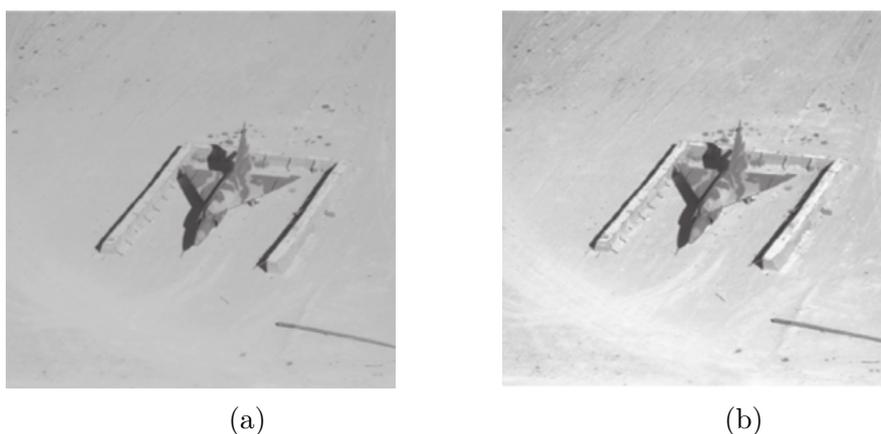


Figura 9 – Resultados obtidos pelo método de Shanmugavadivu e Balasubramanian (2014), (a) imagem original, (b) imagem realçada.

Huynh-The et al. (2014) propõem um algoritmo baseado em equalização de histograma para o realce de imagem global e local. O algoritmo é composto por 3 etapas: separação do histograma, equalização e pós-processamento.

Na separação do histograma, a imagem de entrada é dividida em 4 sub-histogramas utilizando limiarização pelo método de Otsu. Em seguida, os 4 sub-histogramas são ajustados por fator de escala. Então, são aplicadas equalizações de histograma em cada uma das partes separadas.

Por fim, o pós-processamento consiste em suavizar o resultado do histograma, a fim de reduzir a sua dispersão e evitar o aparecimento de artefatos. Em seguida, a fim de minimizar a diferença entre o brilho da imagem de saída e a imagem original, o histograma modificado é normalizado pela seguinte equação

$$f_n(x) = \frac{B}{B_s} f_s(x), \quad (3.1)$$

em que,  $B$  e  $B_s$  são o brilho médio da original e da imagem modificada depois da utilização da suavização. A imagem de saída não só preserva o brilho em geral, mas também obtém boa visualização.

Um exemplo de resultado obtido pelos autores pode ser observado na Figura 10.

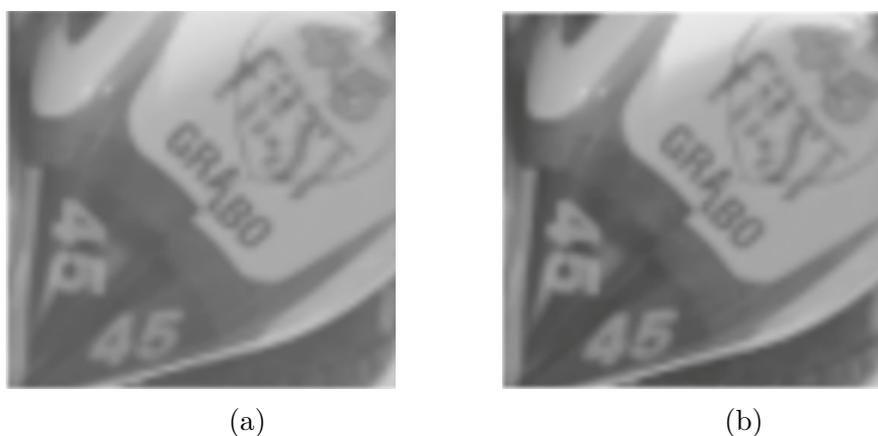


Figura 10 – Resultados obtidos pelo método de Huynh-The et al. (2014), (a) imagem original, (b) imagem realçada.

### 3.2 Técnicas baseadas em Transformação

Schettini et al. (2010) propõem um método de realce de imagens baseado em uma correção exponencial local. A técnica visa corrigir imagens que apresentam sub-exposição e sobre-exposição. Para prevenir o surgimento de artefatos um filtro bilateral é utilizado como máscara para o expoente de correção.

Entretanto, dependendo das características da imagem extraídas pela análise do histograma, um passo de ajuste automático de parâmetro é executado, seguido por um alargamento e corte de níveis executados na imagem.

Um exemplo de resultado obtido pelos autores pode ser observado na Figura 11.



Figura 11 – Resultado obtido pelo método de Schettini et al. (2010), (a) imagem original, (b) imagem realçada.

Chiu, Cheng e Huang (2011) propõem um método de transformação automática, para melhorar o brilho em imagens escuras, baseado na correção de *gamma* e na distribuição de probabilidade da luminância dos *pixels*.

Um exemplo de resultado obtido pelos autores pode ser observado na Figura 12.



Figura 12 – Resultado obtido pelo método de Chiu, Cheng e Huang (2011), (a) imagem original, (b) imagem realçada.

Zhang et al. (2012) propõem um método de realce de imagens adaptativo. O método proposto é baseado na correção de *gamma* local guiado pela análise do histograma. Primeiro, a imagem é particionada com base nos mínimos locais, em seguida a média dos níveis de cinza de cada partição é calculada. Logo, o expoente da correção de *gamma* é

calculado utilizando o resultado médio dos níveis de cinza e as informações contidas em cada sub-histograma.

Um exemplo de resultado obtido pelos autores pode ser observado na Figura 13.



Figura 13 – Resultado obtido pelo método de Zhang et al. (2012), (a) imagem original, (b) imagem realçada.

Shi e Cai (2011) propõem um método de realce de imagens baseado na correção local do *gamma* utilizando três níveis de limiar. Primeiro, os três níveis são utilizados para segmentar a imagem baseada em entropia máxima *fuzzy*. Estes três níveis representam as regiões escuras, médias e claras. Logo, a correção é aplicada para os três níveis respectivamente e por fim é aplicado um alargamento linear na imagem corrigida.

Um exemplo de resultado obtido pelos autores pode ser observado na Figura 14.



Figura 14 – Resultado obtido pelo método de Shi e Cai (2011), (a) imagem original, (b) imagem realçada.

### 3.3 Técnica baseada em Retinex

Li, Wang e Geng (2011) propõem um método de realce baseado em Retinex e decomposição da luz, em que é capaz de realçar detalhes e preservar a naturalidade da imagem simultaneamente. O método consiste de 4 etapas. Primeiro, decompõe-se a imagem em luz refletida e iluminação do ambiente. Segundo, um filtro retinex modificado é aplicado à luz refletida para extrair informação de detalhes. Terceiro, a iluminação do ambiente é suavizada em relação a original. Por fim, a iluminação ambiente modificada e as informações de detalhes são compostas para obter a imagem final.

Um exemplo de resultado obtido pelos autores pode ser observado na Figura 15.



Figura 15 – Resultado obtido pelo método de Li, Wang e Geng (2011), (a) imagem original, (b) imagem realçada.

### 3.4 Descrição dos métodos de realce de imagens avaliados

Neste Capítulo são apresentadas cinco técnicas de realce de imagens que são implementadas e avaliadas nesta dissertação. Cada seção representa um método, assim são descritos, respectivamente: Lee *et al* (LEE et al., 2010), Lee *et al* (LEE et al., 2013), Cheng e Huang (CHENG; HUANG, 2013), Toet e Wu (TOET; WU, 2014) e Shiau *et al* (SHIAU et al., 2014). Contudo, para facilitar a descrição e citação destes métodos, estes serão denominados respectivamente por: SVLM, AMSR, BBC TOET e SHIAU.

Estes métodos foram escolhidos devido a seus indicativos de possuírem atributos para o realce simultâneo em imagens que possuam regiões claras e escuras e de fazerem tal realce de maneira rápida, já que o ideal é ter um bom realce, para as condições já mencionadas, juntamente com o gasto mínimo de tempo. Quanto ao método de Retinex,

este foi escolhido por ser baseado no sistema visual humano, logo espera-se ter bons resultados para problemas de iluminação.

Dentre as técnicas de realce apresentadas que utilizam Equalização de Histograma, optou-se pela implementação e avaliação do BBC e TOET. Já para o que utilizam Transformação, optou-se pelo SVLM e o SHIAU. Este último é a combinação do método Retinex e Transformação. E por fim, para o método Retinex optou-se pela utilização do AMSR, por ser um método que propõe melhoria para as duas técnicas principais, o SSR e o MSR e devido aos resultados visuais apresentados pelos autores.

### 3.4.1 Método proposto por Lee et al. (2010)

Esta é uma técnica de realce de cor que faz uso de um Mapa de Luminância de Espaço Variante (SVLM, *space-variant luminance map*) juntamente com a correção de gamma de duas dimensões.

O mapa SVLM tem a função de controlar o nível de realce aplicado a determinados *pixels*, extraindo informações locais da imagem e as utilizando no controle do realce. O cálculo do mapa consiste de uma filtragem gaussiana feita na imagem em diferentes sub-escalas, tais como 1/2, 1/4, 1/8 da largura e altura da imagem original, a fim de caracterizar o brilho local. Após esta etapa, as imagens são restauradas ao tamanho original utilizando-se uma interpolação bicúbica e normalizada por

$$SVLM(x, y) = \frac{L1(x, y) + L2(x, y) + L3(x, y) + L4(x, y)}{4}. \quad (3.2)$$

O diagrama de blocos para a obtenção do mapa SVLM é apresentado na Figura 16.

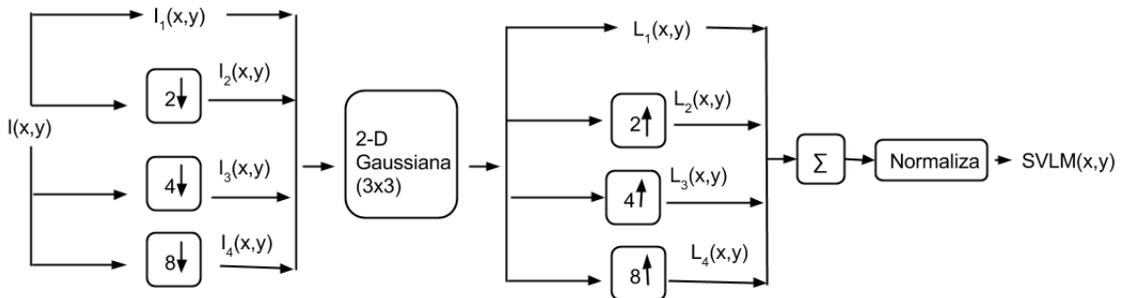


Figura 16 – Diagrama de fluxo para a obtenção do mapa SVLM.

Após a criação do mapa com as informações locais de luminância é realizado o realce da imagem utilizando a técnica de correção do gamma 2-D, no qual o mapa SVLM

é utilizado para cálculo do expoente da função, em que a correção gamma e o cálculo do expoente  $\gamma$  são dados por

$$O(x, y) = 255 \left( \frac{I(x, y)}{255} \right)^\gamma, \quad \gamma = \alpha^{\left[ \frac{128 - SVLM(x, y)}{255} \right]}. \quad (3.3)$$

Nesta equação,  $O(x, y)$  representa os valores das intensidades realçadas,  $I(x, y)$  é o valor de intensidade Y do canal de cores YUV que representa os *pixels* da imagem de entrada e  $\alpha$  é um valor que pode variar entre 0 e 1, ao qual os autores definiram, de forma empírica, o melhor valor como sendo igual a 0,5.

Por fim, utilizando o resultado do realce da luminância  $O(x, y)$  juntamente com o  $SVLM(x, y)$  é realizado o realce de contraste adaptativo  $S(x, y)$  dado por

$$S(x, y) = 255 \left[ \frac{O(x, y)}{255} \right]^{E(x, y)}, \quad (3.4)$$

em que  $E(x, y)$  é definido por

$$E(x, y) = \left[ \frac{SVLM(x, y)}{O(x, y)} \right]^P, \quad (3.5)$$

e o fator adaptativo P por

$$P = \begin{cases} 2, & \text{para } \sigma \leq 40, \\ -0.025\sigma + 3, & \text{para } 40 < \sigma \leq 80, \\ 1, & \text{para } \sigma > 80. \end{cases} \quad (3.6)$$

em que  $\sigma$  é o desvio padrão da imagem  $I(x, y)$ , o qual indica o nível de contraste da imagem de entrada. Portanto, ao final deste processo a luminância das regiões escuras são acentuadas e a luminosidade das regiões claras são atenuadas de forma a manter os detalhes finos, sem degradar a qualidade da imagem.

O método descrito utiliza um filtro Gaussiano, operação esta que possui alto custo computacional. Logo, as operações de redimensionamento são utilizadas para reduzir o custo computacional de forma que as dimensões da máscara do filtro seja de tamanho fixo e com isso seja alterado o tamanho relativo dela à imagem redimensionada, evitando assim seu aumento.

O método trata o realce da imagem em duas etapas de realce: de luminância e contraste. Esta separação é importante para evitar os problemas que podem aparecer após o realce da luminância, pois esta pode comprometer a faixa dinâmica da imagem, possibilitando, desta maneira, possíveis perdas nas informações de contraste.

Os resultados apresentados pelos autores são demonstrados na Figura 17. As imagens à esquerda (a), (c), (d), (g) e à direita (b), (d), (f), (h) representam, respectivamente, as imagens originais e os realces obtidos pelo método de realce proposto no trabalho.

### 3.4.2 Método proposto por Lee et al. (2013)

Este método propõe um Retinex Multi-escala Adaptativo denominado de AMSR (Adaptativo Multi-Escala Retinex, *Adaptive Multiscale Retinex*). Este é uma combinação dos método SSR descrito por Jobson et al. (1997) e do método MSR. O método de Jobson define  $R_i^{SSR}$  por

$$R_i^{SSR} = \log I_i(x, y) - \log [F(x, y) * I_i(x, y)]. \quad (3.7)$$

Já o método MSR é uma combinação do método SSR com escalas de tamanhos diferentes (pequena, média, grande), dadas por

$$R_i^{MSR}(x, y) = \sum_{s=1}^S \omega_s R_{i,s}^{SSR}(x, y), \quad (3.8)$$

sendo  $S$  o número de escalas,  $\omega_s$  o peso associado a cada escala e  $R_{i,s}^{SSR}(x, y)$  é o resultado correspondente ao SSR no  $i$ -ésimo componente de cor na  $S$ -ésima escala.

Logo, o método descrito combina diferentes SSRs e os associa aos determinados pesos obtidos através do conteúdo da imagem de entrada como demonstra o diagrama de fluxo na Figura 18. Neste diagrama,  $Y(x, y)$  é a componente  $Y$  do sistema de cores YUV,  $Y_s^{SSR}$  é o alargamento linear utilizado para normalizar cada SSR ( $s = 1, 2, 3$ ) e  $Y^{AMSR}$  é a saída realçada.

O alargamento linear é utilizado para normalizar a saída de cada SSR de forma a



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)

Figura 17 – Resultados obtidos do método de realce proposto pelos autores Lee et al. (2010). Imagens originais (a), (c), (e) e (g); Resultados do realce (b), (d), (f) e (h).

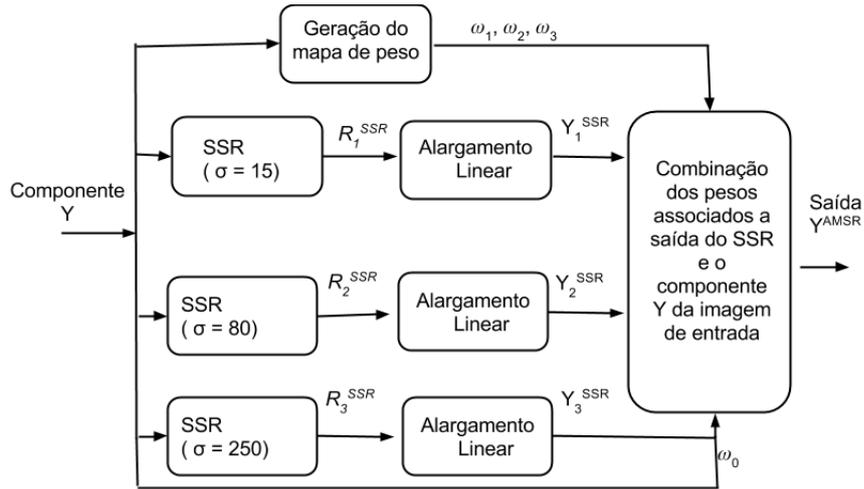


Figura 18 – Diagrama de fluxo da abordagem AMSR.

expandir todo o intervalo do níveis de cinza. Sua formulação é dada por

$$Y_s^{SSR} = \begin{cases} 255, & R_s^{SSR}(x, y) > P_{99}, \\ 255 \frac{R_s^{SSR}(x, y) - P_1}{P_{99} - P_1}, & P_1 \leq R_s^{SSR}(x, y) \leq P_{99}, \\ 0, & R_s^{SSR}(x, y) < P_1, \end{cases} \quad (3.9)$$

no qual  $P_{99}$  (ou  $P_1$ ) representa o nonagésimo nono (ou primeiro) percentil da imagem de saída do SSR.

Após o alargamento, é gerado o mapa de pesos para cada escala do SSR. O contraste local é melhor realçado utilizando-se pequenas escalas. Contudo, geram-se mais problemas na tonalidade global, principalmente nas regiões mais claras e escuras da imagem. Escalas maiores tendem a preservar melhor estas informações globais, portanto o AMSR tenta dar um maior valor de peso para grande-escala do SSR, para aqueles *pixels* claros e escuros.

A partir disso são definidos quatro modelos de distribuição Gaussiana para modelar os valores de luminância de todos os *pixels* da imagem de entrada. Estas quatro distribuições representam respectivamente as classes de *pixels* escuros, *pixels* médio-escuros, *pixels* médio-claros e *pixels* claros, com suas respectivas médias ( $\mu_i, i = 0, 1, 2, 3$ ) configuradas empiricamente com os valores  $\mu_0 = 32, \mu_1 = 96, \mu_2 = 160$  e  $\mu_3 = 224$ . O desvio padrão de cada classe ( $\sigma_i, i = 0, 1, 2, 3, 4$ ) possui o mesmo valor  $\sigma = 32$ . Assim, para cada valor de *pixel*  $Y(x, y)$ , é computada a probabilidade associada a cada escala SSR, dadas por

$$p_1(x, y) = e^{-(Y(x, y) - \mu_1)^2 / 2\sigma_1^2}, \quad (3.10)$$

$$p_2(x, y) = e^{-(Y(x,y)-\mu_2)^2/2\sigma_2^2}, \quad (3.11)$$

$$p_3(x, y) = \max\{e^{-(Y(x,y)-\mu_0)^2/2\sigma_0^2}, e^{-(Y(x,y)-\mu_3)^2/2\sigma_3^2}\}, \quad (3.12)$$

em que  $p_1(x, y)$ ,  $p_2(x, y)$  e  $p_3(x, y)$  correspondem respectivamente às escalas pequena, média e grande dos respectivos Retinex SSR.

Logo, para a geração de uma imagem com aspectos naturais de realce, a imagem de entrada é combinada com cada imagem de saída do SSR gerando assim a imagem de saída AMSR. A equação que calcula os pesos  $\omega_s$  ( $s=0,1,2,3$ ) a serem atribuídos a cada escala, sendo  $p_0 = 1$  para  $\omega_0$ , é dada por

$$\omega_s(x, y) = \frac{p_s(x, y)}{\sum_{i=0}^3 p_i(x, y)}, \quad s = 0, 1, 2, 3. \quad (3.13)$$

Os diferentes mapas de peso associados a cada saída do SSR são apresentados na Figura 19. Nota-se que diferentes *pixels* possuem diferentes valores de peso e que o mapa associado com a pequena-escala SSR gera pesos maiores nas regiões que possuem detalhes finos (Figura 19 (c)), enquanto que os pesos atribuídos à grande-escala são maiores nas regiões onde há mais áreas claras e escuras (Figura 19 (e)).

Por fim, a imagem realçada  $Y^{AMSR}$  de saída é obtida por

$$Y^{AMSR}(x, y) = \omega_0 Y(x, y) + \sum_{s=1}^3 \omega_s Y_s^{SSR}(x, y). \quad (3.14)$$

Porém, após a obtenção da imagem realçada, há a realização do método de reconstrução de cores R, G, e B com o objetivo de evitar a mudança da matriz de cor. Esta reconstrução é definida pelas equações

$$R^r(x, y) = \frac{1}{2} \left\{ \frac{Y_{AMSR}(x, y)}{Y(x, y)} [R(x, y) + Y(x, y)] + [R(x, y) - Y(x, y)] \right\}, \quad (3.15)$$

$$G^r(x, y) = \frac{1}{2} \left\{ \frac{Y_{AMSR}(x, y)}{Y(x, y)} [G(x, y) + Y(x, y)] + [G(x, y) - Y(x, y)] \right\}, \quad (3.16)$$

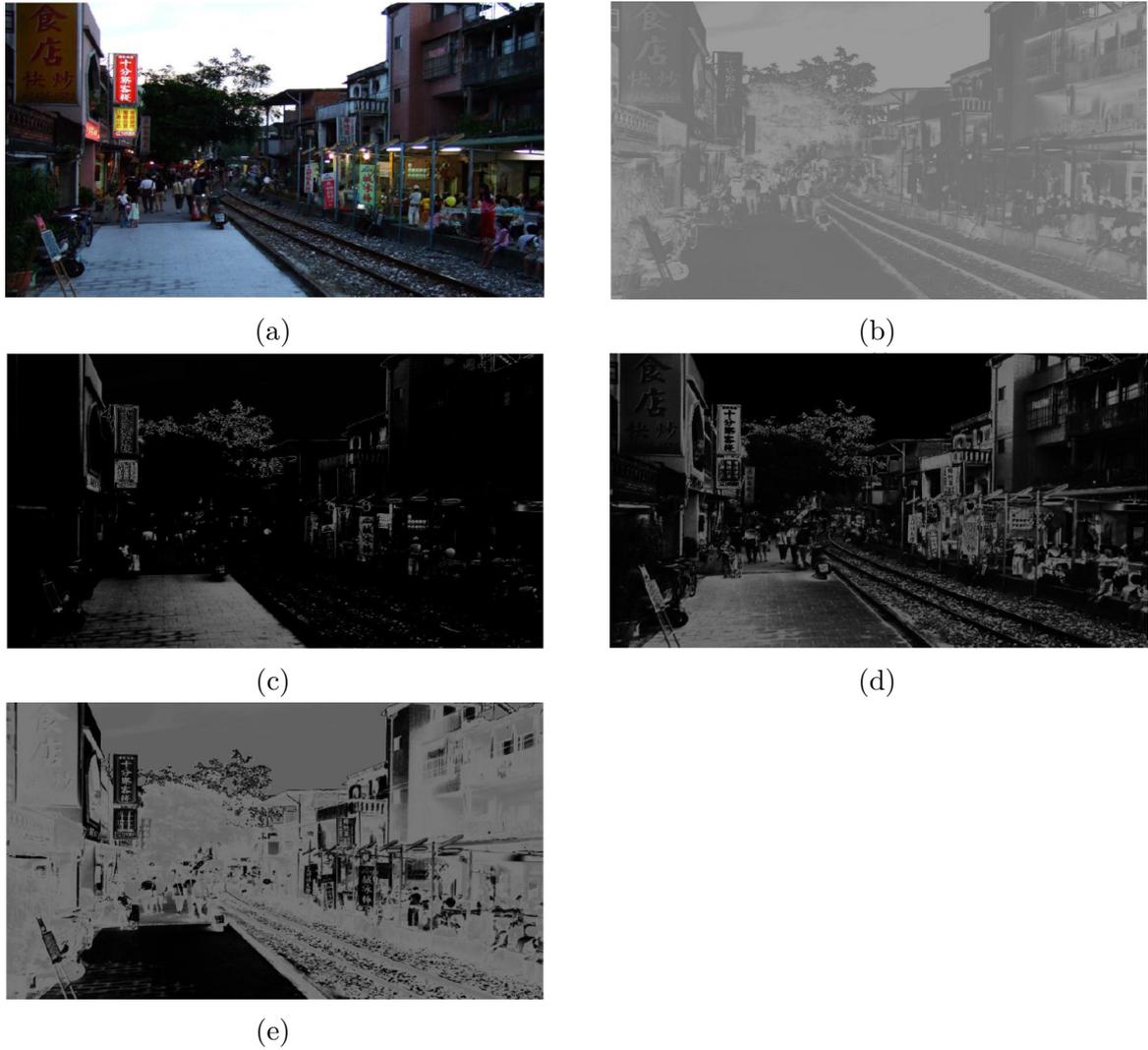


Figura 19 – Mapa de pesos associado à saída do SSR. (a) Imagem original (b) componente Y da imagem original, (c)  $Y_1^{SSR}$ , (d)  $Y_2^{SSR}$ , (e)  $Y_3^{SSR}$ .

$$B^r(x, y) = \frac{1}{2} \left\{ \frac{Y_{AMSR}(x, y)}{Y(x, y)} [B(x, y) + Y(x, y)] + [B(x, y) - Y(x, y)] \right\}. \quad (3.17)$$

Os resultados apresentados pelos autores são demonstrados na Figura 20. As imagens à esquerda (a), (c), (e) e à direita (b), (d), (f) representam, respectivamente, as imagens originais e os realces obtidos pelo método de realce proposto no trabalho.

### 3.4.3 Método proposto por Cheng e Huang (2013)

Neste trabalho os autores propõem uma nova técnica de modificação de histograma utilizando Curva Bilateral Bezier (BBC, *Bilateral Bezier Curve*) para o realce de contraste de imagens e vídeos. O método busca a redução do tempo de processamento juntamente



(a)



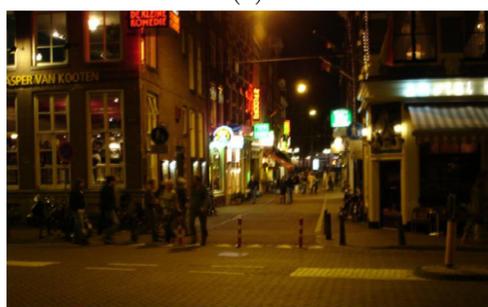
(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 20 – Resultados apresentados do método de realce proposto pelos autores Lee et al. (2013). Imagens originais (a), (c) e (e); Resultados do realce (b), (d) e (f).

com realce simultâneo de regiões escuras e claras na imagem original, e também procura evitar os problemas de sobre e o sub-realce da imagem de saída.

A curva Bezier é uma curva suave completamente contida no casco convexo dos pontos de controle seleccionados e usados para manipular a curva de forma intuitiva.

Portanto, a curva pode ajustar a transformação do realce enquanto mantém a tendência original da curva da imagem original.

Dito isso, o método utiliza a equalização de histograma, no canal V do espaço de cores HSV, para o realce e faz uso da BBC para efetuar o controle da curva de realce. Com isso, evita-se o sobre e o sub-realce, que são problemas que geralmente ocorrem na equalização.

Inspirado nos métodos de bi-histograma (KIM, 1997; CHEN; RAMLI, 2003), aos quais separam o histograma em duas regiões a fim de executar o realce de maneira adequada em cada uma destas, o emprego da BBC é utilizado de forma a executar o realce separadamente das regiões claras e escuras, tentando assim manter o brilho médio referente à imagem original. Portanto, o método calcula o valor do limiar  $\mu$ , de forma a separar adequadamente a CDF, por

$$\mu = \frac{\sum_{l=0}^{l_{max}} cdf(l)l}{\sum_{l=0}^{l_{max}} cdf(l)}. \quad (3.18)$$

Por fim, após definir o valor do limiar, a BBC é gerada para as regiões de baixo e alto nível de contraste, dado por

$$P(t) = \sum_{s=0}^2 \binom{2}{s} (1-t)^{(2-s)} t^s C_s = (1-t)^2 C_0 + 2(1-t)t C_1 + t^2 C_2, \quad (3.19)$$

em que  $s$  é o número de índices,  $C_s$  são os pontos de controle e  $t$  é um parâmetro normalizado entre 0 e 1, definido por

$$t = \begin{cases} \frac{l}{\mu}, & \text{se } l \leq \mu \\ \frac{(l-\mu)}{(l_{max}-\mu)}, & \text{caso contrário,} \end{cases} \quad (3.20)$$

em que  $l = 0, 1/l_{max}, 2/l_{max}, 3/l_{max} \dots, l_{max}/l_{max}$ . Logo, para regiões escuras os pontos de controle  $C_0, C_1$  e  $C_2$  são respectivamente 0 (ponto inicial),  $cdf(\mu/2)l_{max}$  (ponto médio do intervalo) e  $cdf(\mu)l_{max}$  (último ponto do intervalo). Já para regiões claras os pontos são alterados para  $cdf(\mu)l_{max}, cdf((\mu + l_{max})/2)l_{max}$  e  $l_{max}$ .

O exemplo de atuação da curva de Belzier na função de transformação gerada pela equalização de histograma é demonstrada na Figura 21. Portanto, a partir deste exemplo pode-se observar a suavização do realce, evitando os possíveis problemas gerados pela equalização (sobre-realce e sub-realce).

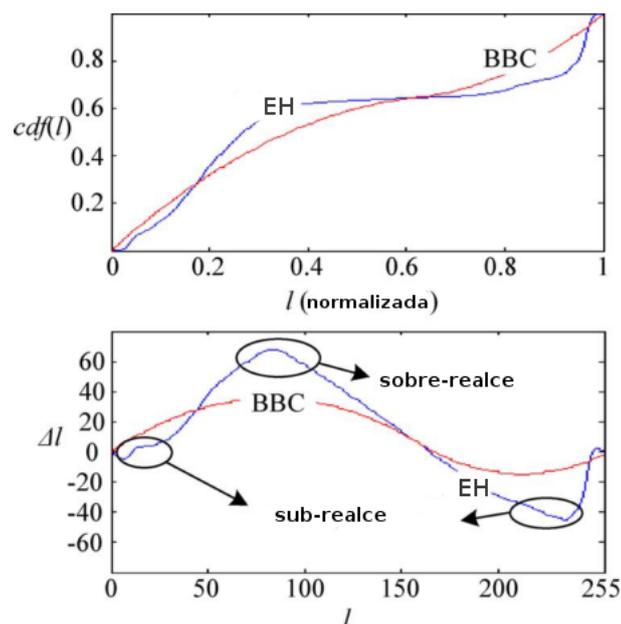


Figura 21 – Ilustração da CDF e dos valores de realce para a EH e BBC.

Os resultados apresentados pelos autores são demonstrados na Figura 22. As imagens à esquerda (a), (c), (e), (g), (i) e à direita (b), (d), (f), (h), (j) representam, respectivamente, as imagens originais e os realces obtidos pelo método de realce proposto no trabalho.

#### 3.4.4 Método proposto por Toet e Wu (2014)

Este método propõe o realce de imagens pela modificação do histograma utilizando função logarítmica e função de potência, denominada *log-power*.

Inicialmente a função logarítmica é utilizada para reduzir os efeitos de picos e, conseqüentemente, tornar o histograma mais suave. Já a função de potência possui a finalidade de aproximar este novo histograma ao da imagem original. A ilustração deste efeito é apresentado na Figura 23 em que destaca as modificações que ocorrem no histograma da imagem de entrada em cada etapa do método. O realce é realizado pelos autores no canal V do espaço de cores HSV.

A formulação matemática do método é definida por

$$h'[i] = (\log(h[i] + \alpha))^\beta, \quad 0 \leq i \leq L - 1, \quad \alpha > 1, \quad (3.21)$$

em que  $h$  e  $h'$  são respectivamente o histograma da imagem original e o histograma

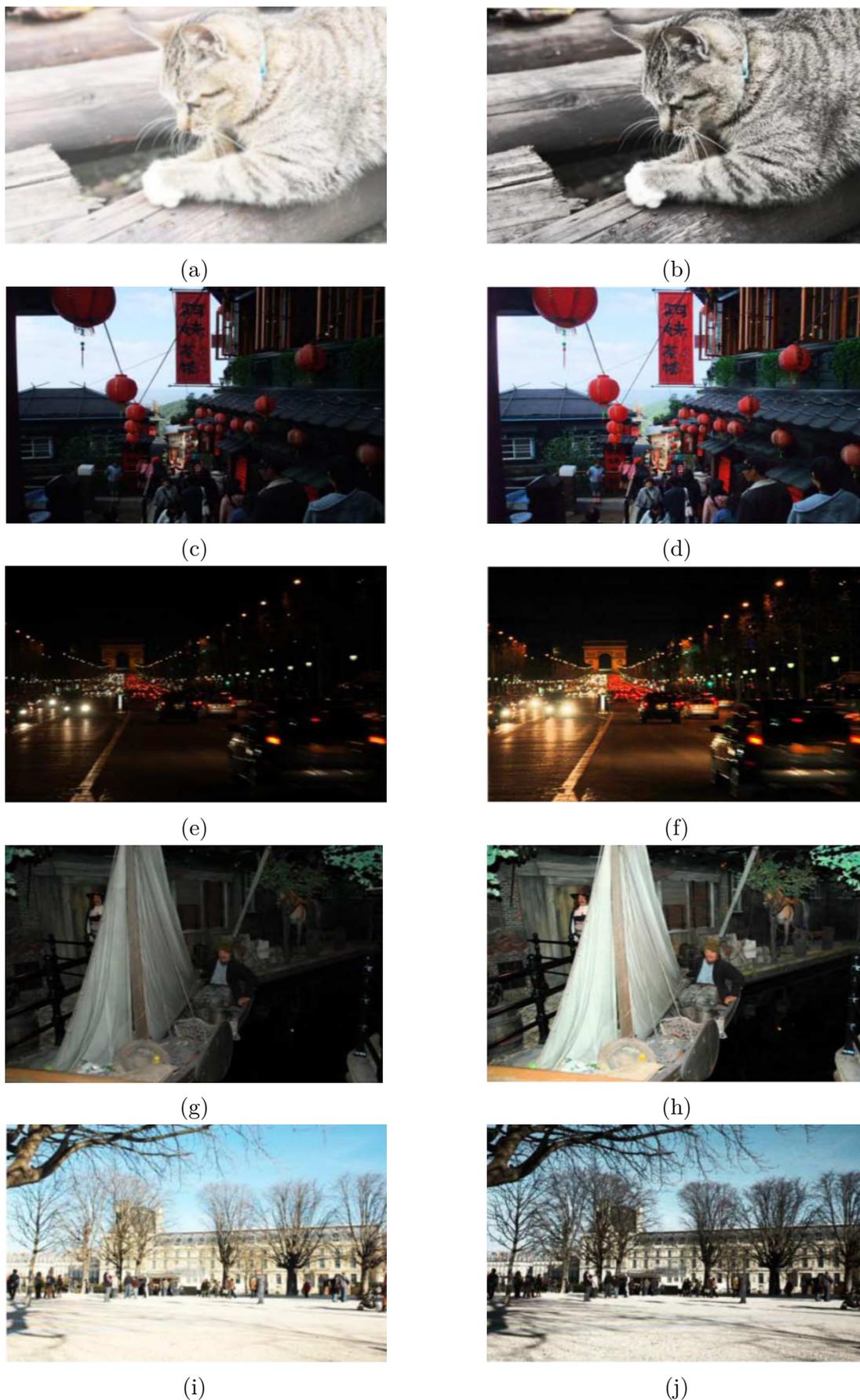


Figura 22 – Resultados obtidos do método de realce proposto pelos autores Cheng e Huang (2013). Imagens originais (a), (c), (e), (g) e (i); Resultados do realce (b), (d), (f), (h) e (j).

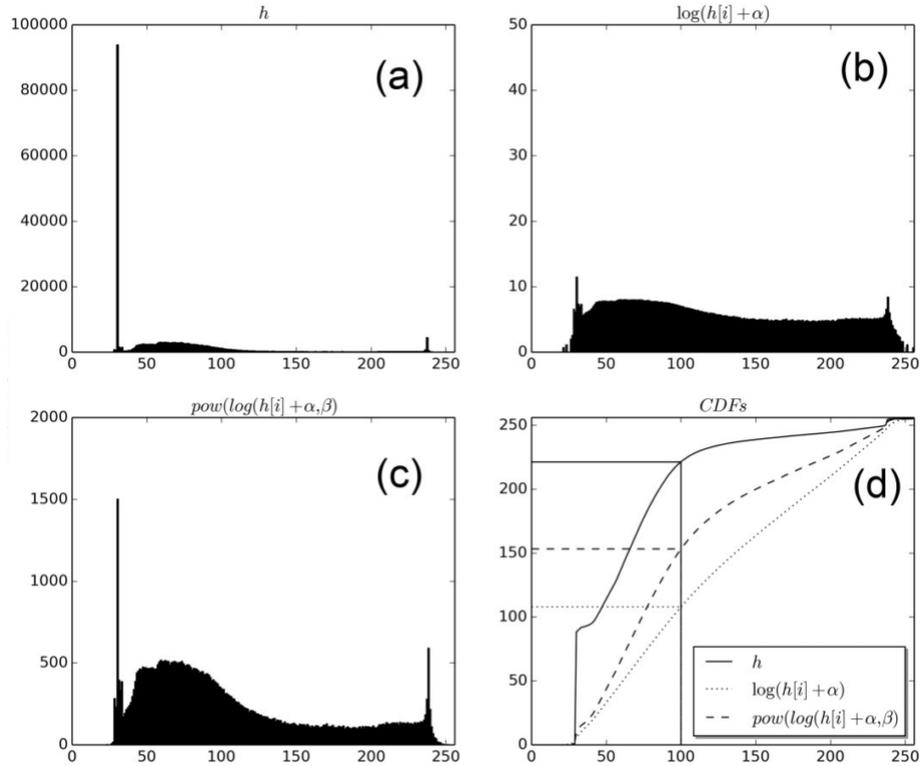


Figura 23 – Efeitos do método de modificação de histograma, (a) histograma da imagem original, (b) resultante da aplicação da função logarítmica, (c) resultante da aplicação da função de potência, (d) curvas de transformação em cada uma das operações do método (TOET; WU, 2014).

modificado,  $\alpha$  é um número maior que 1 utilizado para evitar o logaritmo de 0,  $\beta$  é o expoente da função que controla o realce e  $L$  é o número de níveis de cinza disponíveis na imagem.

O valor de  $\beta$  deve ser selecionado adequadamente, pois um valor muito pequeno não resulta em um realce adequado e um valor muito grande geram problemas similares aqueles produzidos pela equalização de histograma convencional.

O método utiliza a afirmativa de Arici, Dikbas e Altunbasak (2009), a qual demonstra que uma ótima distribuição de realce é uma combinação linear da distribuição original com a distribuição uniforme

$$h_o = \frac{1}{1 + \lambda} h_i + \frac{\lambda}{1 + \lambda} h_u, \quad (3.22)$$

em que  $h_i$ ,  $h_o$  e  $h_u$  são respectivamente os histogramas de entrada, saída e uniforme, e  $\lambda$  é usado para controlar o grau de realce. Desta forma, o valor ótimo de  $\beta$  pode ser obtido automaticamente por uma busca heurística,  $\beta = \text{argmax}(\text{correlação\_cruzada}(h_o, h_i) +$

$correlação\_cruzada(h_o, h'_u)$ ), em que  $h'_u$  é a aproximação do histograma uniforme, que representa o logaritmo do histograma de entrada.

A partir disso, defini-se o método de otimização de  $\beta$  de forma direta (*Direct Log-Power* ou DLP). Contudo, o método também apresenta outra forma de definição, o método iterativo (ILP). Inicialmente o valor de  $\beta$  é um valor bem pequeno (por exemplo  $\beta = 0,3$ ) e, a cada nova interação de realce, seu valor é incrementado e a partir disso é utilizada a métrica RMSE (Raiz do Erro Médio Quadrado ou *Root Mean Square Error*) para o controle de parada. Este valor é dado por

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |I^k(i, j) - I^{k+1}(i, j)|^2}, \quad (3.23)$$

em que  $I^k$  é a imagem  $I$  de tamanho  $m \times n$  depois de  $k$  aplicações do *log-power*. As operações de interação irão encerrar após o RMSE atingir um valor igual ou inferior a um valor de erro predeterminado.

Os resultados do realce apresentados no artigo são demonstrados nas Figuras 24 e 25. Estes apresentam os resultados para o modo direto (DPL) e para o iterativo (IPL).



(a)



(b)



(c)

Figura 24 – Resultados apresentados do método de realce descrito *log-power*, (a) imagem original; (b) IPL; (c) DLP.

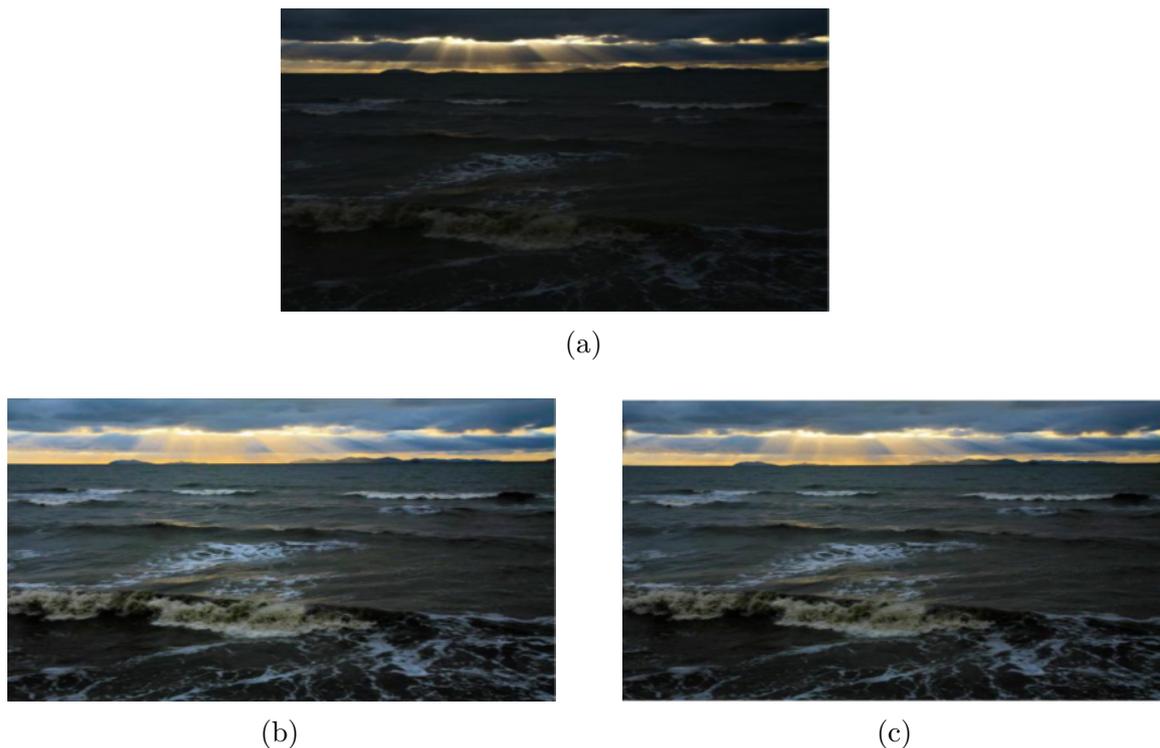


Figura 25 – Resultados apresentados do método de realce descrito *log-power*, (a) imagem original; (b) IPL; (c) DLP.

### 3.4.5 Método proposto por Shiau et al. (2014)

Este método foi desenvolvido em 2014 com o objetivo de ser rápido, eficiente no ajuste de iluminação e possuir baixo custo computacional, possibilitando assim ser utilizado em sistemas de tempo real. Sua base de criação deriva da teoria do Retinex, juntamente com a modificação da função de correção do gamma.

Como já explicado no Capítulo 2, a teoria do Retinex assume que a luz visível  $I(x, y)$  depende do produto de dois componentes: iluminação  $L(x, y)$ , que representa o raio da fonte de luz da cena, e da reflectância  $R(x, y)$ , que representa a variação da iluminação das superfícies dos objetos. Sua definição matemática é dada por

$$I(x, y) = L(x, y)R(x, y). \quad (3.24)$$

O principal objetivo do método Retinex é a obtenção da componente  $L(x, y)$ , portanto a técnica proposta pelos autores modifica o método de obtenção desta componente com base na metodologia de Bhuiyan, Adhami e Khan (2008) chamada de FABEMD (Rápido e Adaptativo Modelo de Decomposição Empírica Bidimensional ou *fast and adaptive*

*bidimensional empirical mode decomposition*), a qual é denominada de Rápida Estimação de Iluminação com Modo Empírico de Decomposição (FIEEMD, *Fast Illumination Estimation Empirical Mode Decomposition*). Este método consiste em determinar o valor de  $L(x, y)$  calculando a média entre o maior valor e a mediana da vizinhança 3x3 das coordenadas  $(x, y)$  da imagem de entrada.

Após determinar a iluminação  $L(x, y)$ , a reflectância  $R(x, y)$  pode ser facilmente obtida através da divisão de  $L(x, y)$  por  $I(x, y)$ . A partir disso, o novo método de correção de gamma adaptativo é definido por

$$V'(x, y) = R(x, y) \left( \frac{L(x, y)}{255} \right)^r K(x, y), \quad (3.25)$$

aos quais  $V'$  é a intensidade do canal V do espaço de cores HSV realçado,  $r$  é o parâmetro da função *gamma*, cujo valor é igual a 0,4, e  $K(x, y)$  é a normalização de  $V(x, y)$  utilizada para melhorar o contraste e evitar a sobre-saturação, assim para  $y = 1$  e  $K(1, 1) = 200$  tem-se  $K$  definido por

$$K(x, 1) = \begin{cases} K(x - 1, 1) - 1, & \text{se } V(x, 1) \geq 128 \\ K(x - 1, 1) + 1, & \text{se } V(x, 1) < 128 \end{cases} \quad (3.26)$$

e para  $y > 1$  tem-se que

$$K(x, y) = \begin{cases} K(x, y - 1) - 1, & \text{se } V(x, y) \geq 128 \\ K(x, y - 1) + 1, & \text{se } V(x, y) < 128 \end{cases} \quad (3.27)$$

A partir desta definição, quando  $V(x, y)$  for maior que 128, o ponto  $(x, y)$  é decrementado de forma a reduzir o brilho da região. De maneira análoga, quando o ponto for determinado como escuro,  $V(x, y) < 128$ ,  $K(x, y)$  é incrementado. Contudo, para evitar o sobre-saturação nos *pixels* brilhantes, a faixa de níveis de  $K(x, y)$  são limitadas pelo valor inferior  $TL = 200$  e pelo superior  $TH = 220$ . Tanto estes valores limitantes como o valor de  $r$  apresentado na Equação 3.25 são definidos através de experimentos. Estes foram os melhores valores para se obter o melhor realce e evitar a sobre-saturação.

O diagrama de fluxo que demonstra os passos que são seguidos para a realização do realce é apresentado na Figura 26. Neste método, usa-se o espaço de cores HSV, pois facilita separar adequadamente as informações de luminância das informações relacionadas a cores.

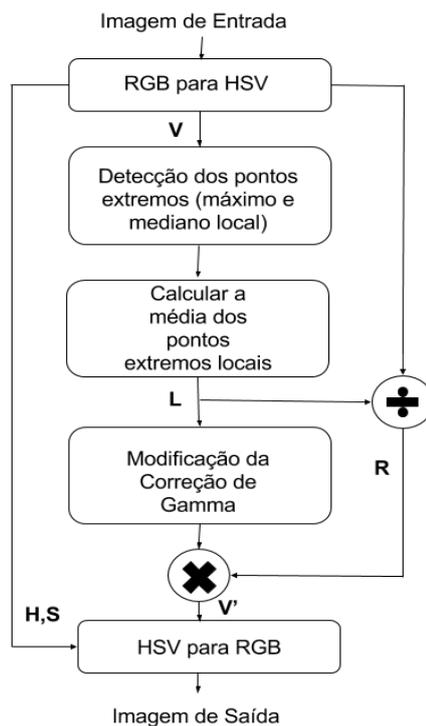


Figura 26 – Fluxograma demonstrando o funcionamento do método proposto pelos autores.

As imagens apresentadas na Figura 27 são os resultados obtidos pelos autores. As imagens à esquerda (a), (c), (e), (g) e à direita (b), (d), (f), (h) representam, respectivamente, as imagens originais e os realces obtidos pelo método de realce proposto no trabalho.

### 3.5 Resumo do capítulo

Neste Capítulo foram apresentados métodos de realces de imagens em que baseiam-se em Equalização de Histograma, Transformações e Retinex. Os resultados obtidos pelos autores são apresentados de forma a demonstrar os efeitos obtidos por seus métodos. Dentre os quatorze métodos de realce apresentados, foram selecionados, com base em seus resultados e no indicativo de serem rápidos e possuírem bons resultados visuais, cinco métodos para descrição detalhada e para as avaliações objetivas e subjetivas, estes métodos são o SVLM, baseado no mapa SVLM e Transformação; AMSR, baseado em Retinex; BBC, baseado na curva Belzier e na Equalização de Histograma; TOET, baseado na Equalização de Histograma e SHIAU, baseado em Retinex e Transformação.

Portanto, no próximo Capítulo, define-se a metodologia de avaliação utilizada nesta dissertação para os métodos de realce estudados, bem como os equipamentos utilizados e o ambiente de desenvolvimento dos métodos de realce e avaliativo.



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)

Figura 27 – Resultados apresentados do método de realce proposto pelos autores Shiau et al. (2014). Imagens originais (a), (c), (e) e (g); Resultados do realce (b), (d), (f) e (h).

## 4 METODOLOGIA

Neste Capítulo são apresentadas as ferramentas utilizadas para o desenvolvimento desta dissertação compostos pelos tópicos: Equipamentos Utilizados, descrevendo as configurações do computador utilizado para as implementações dos métodos de realce e os equipamentos utilizados na avaliação subjetiva; Ambiente de Desenvolvimento, descreve detalhes como linguagem de programação e bibliotecas utilizadas na implementação e avaliação dos métodos; Técnicas de Realce Implementadas, descreve o sistema de cores utilizado nas implementações dos métodos e apresenta informações sobre a base de imagens utilizadas e, por fim, Formas de Avaliação, que descreve os tipos de avaliações presentes nesta Dissertação.

### 4.1 Equipamentos utilizados

Para a realização desta dissertação utilizou-se de um computador pessoal para o desenvolvimento das técnicas de realce e para o sistema de avaliação subjetiva e sua execução. O computador utilizado possui as seguintes características: processador Intel Core i5 de 3,20 GHz, Memória RAM 8 Gb e sistema operacional Ubuntu 14.04. Já na avaliação subjetiva, além do computador houve também a utilização da sala multimídia que possui climatizador, acentos confortáveis, computador e uma *smart* TV Samsung modelo UN75F6400 de 75 polegadas, a qual é utilizada para exibição das imagens a serem avaliadas.

### 4.2 Ambiente de desenvolvimento

As implementações dos métodos de realce são feitas utilizando linguagem de programação C/C++ e a biblioteca livre de processamento de imagem OpenCV. Estas são implementadas utilizando as informações contidas no artigo publicado pelos autores. Já o sistema de avaliação é desenvolvido através da linguagem orientada a objetos Java.

#### 4.2.1 *OpenCV*

Nesta dissertação a *Open Source Computer Vision Library* (OpenCV) foi utilizada em um sistema operacional Ubuntu através do compilador de linguagem C/C++ GCC.

Originalmente desenvolvida pela Intel em 2000, a OpenCV é uma biblioteca multiplataforma, totalmente livre para uso acadêmico e comercial, distribuída sob a licença *Berkeley Software Distribution* (BSD) para desenvolvimento de aplicativos na área de Visão Computacional. Escrita em C/C++, possui interfaces nas linguagens C++, C, Python e Java (BRADSKI; KAEHLER, 2008).

Esta biblioteca possui um vasto conjunto de funções em C/C++ e implementa os algoritmos mais comuns de processamento e análise de imagens em diversas áreas, como: interface homem-máquina, identificação de objetos, segmentação e reconhecimento, detecção de movimento, dentre outras (REIS; TAVARES, 2007).

Portanto, no desenvolvimento desta dissertação são utilizadas as funções do OpenCV para ler as imagens a serem realçadas, salvar seus respectivos resultados, calcular os histogramas, execução da tabela de pesquisa (*LookUp Table*, LUT) para acelerar alguns tipos de transformações em imagens digitais, dentre outras operações.

### 4.3 Técnicas de realce implementadas

Como já apresentado anteriormente no Capítulo 3, os métodos a serem analisados são: SVLM (LEE et al., 2010), AMSR (LEE et al., 2013), BBC (CHENG; HUANG, 2013), TOET (TOET; WU, 2014) e SHIAU (SHIAU et al., 2014).

Todos os métodos são implementados utilizando a linguagem C/C++ juntamente com a biblioteca de processamento de imagens OpenCV. Foram utilizadas 21 imagens de dimensão 2000x1312 para os realces (são incluídas apenas 20 imagens na avaliação objetiva, pois uma das imagens resultado do Retinex da NASA está com defeito), estas são disponibilizadas pela NASA (*National Aeronautics and Space Administration*, Administração Nacional da Aeronáutica e Espaço) (DRAGON, 2015) juntamente com os resultados obtidos pela própria empresa ao utilizar uma técnica própria de Retinex. Vale destacar que o funcionamento do Retinex da NASA não é apresentado pela empresa e não há uma maneira de utilizar outras imagens utilizando sua metodologia. A única forma de observar seus resultados é através do que é apresentado no site junto as imagens originais.

Para a realização de métodos de realce em imagens coloridas, geralmente faz-se necessária a conversão do espaço de cores da referida imagem, que geralmente é RGB, para algum outro espaço e assim separar informações de cores das informações de luminância.

A partir disso, alguns autores dos métodos desenvolvidos optaram por utilizar o sistema de cores YUV, já outros optaram pela utilização do HSV. Contudo, na implementação das referidas técnicas foi observado que, ao realizar o realce utilizando o YUV, as imagens perdiam a qualidade nas informações de cores, gerando uma imagem acinzentada e sem brilho.

A partir destes resultados, os métodos que utilizam YUV, com exceção do AMSR, que utiliza o método de reconstrução de cores, foram implementados utilizando o sistema de cores HSV. Este espaço de cores é ideal para descrever cores que são naturais e intuitivas para seres humanos e faz a separação perfeita dos valores da cromaticidade e luminância (ASMARE; ASIRVADAM; IZNITA, 2009; SHIAU et al., 2014).

#### 4.4 Formas de avaliação

Os métodos de realce utilizados nesta dissertação são avaliados de três formas: subjetiva, através da avaliação feita por voluntários; objetiva, por cálculos matemáticos que auxiliam na indicação de informações como contraste global, local e brilho médio, e; por fim, tempo médio de execução de cada método.

##### 4.4.1 Métricas subjetivas

A avaliação subjetiva supera a dificuldade em definir e/ou extrair informações objetivas de forma que se possa classificar se uma imagem é melhor que outra. Devido a isso, a avaliação subjetiva extrai informações através das opiniões de várias pessoas em experimentos adequadamente preparados. Tipicamente, estes experimentos são realizados em uma sala onde se tem o controle das condições do ambiente. A avaliação pode ser feita utilizando vários métodos de classificação e uma dessas possibilidades, a que será utilizada neste dissertação, é fazer os participantes selecionarem as imagens realçadas que mais lhe agradam em relação a imagem original. Esta metodologia é baseada no trabalho de Melo et al. (2014).

Assim, nesta dissertação desenvolve-se um sistema de avaliação no qual voluntários selecionam as imagens com melhor qualidade visual e as ordenam de forma que as primeiras sejam as melhores e as últimas as piores. Logo, como há 5 métodos diferentes a primeira escolha será a imagem de melhor qualidade e a quinta a de pior qualidade, como pode ser

observado na Figura 28.

O intuito desta avaliação é mensurar o sentimento dos avaliadores quanto à qualidade das imagens e ao final desta poder extrair uma média de quais métodos de realce obtém os melhores resultados.

A avaliação é executada em um ambiente com iluminação controlada. As imagens são apresentadas em uma *smart* TV de 75 polegadas utilizando as configurações padrões de exibição de imagem da TV.

Cada voluntário faz a avaliação de 5 imagens no total (uma sequência por vez). Cada apresentação consiste na demonstração da imagem original seguida de seus realces, apresentados lado a lado, como pode ser observado na Figura 28. A primeira imagem à esquerda corresponde à imagem original sem realce, e as imagens subsequentes apresentam os resultados obtidos para cada um dos métodos avaliados nesta dissertação.

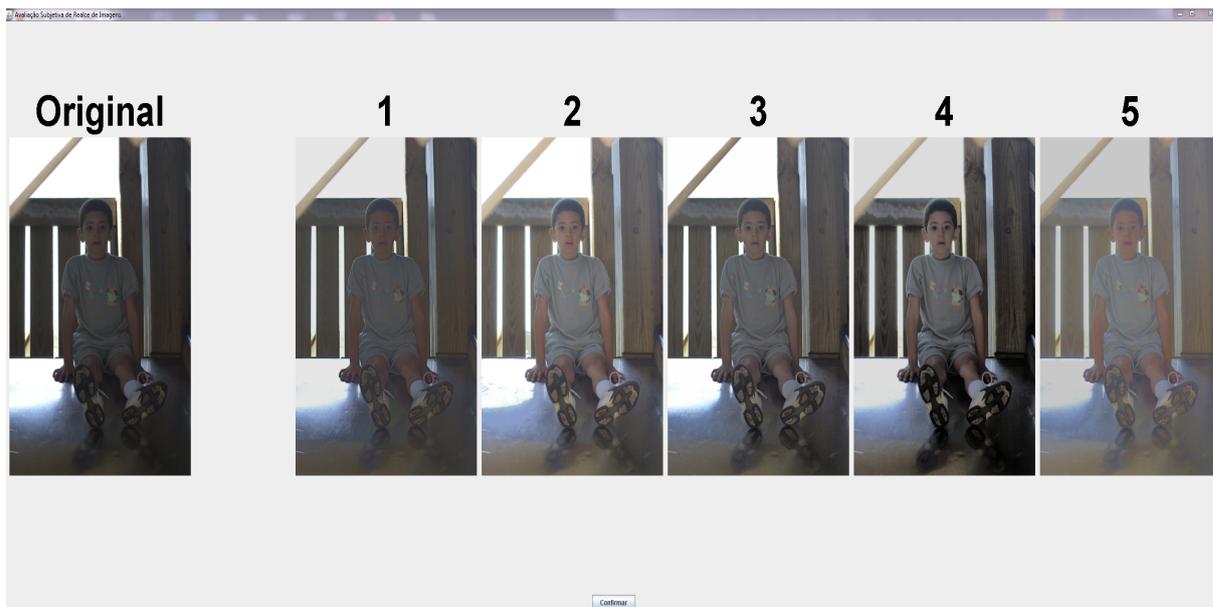


Figura 28 – Tela principal do sistema elaborado para avaliação subjetiva.

A partir da apresentação destas imagens, os avaliadores podem organizá-las de forma decrescente. A ordenação é feita de forma intuitiva, na qual o usuário pode fazer as devidas trocas clicando na imagem que deseja ordenar e arrastando-a à posição desejada, como é apresentado na Figura 29. Assim, caso deseje colocar alguma imagem em primeiro lugar (melhor qualidade) basta clicar nesta e arrastá-la até a referida posição.

Ao fim de cada avaliação, uma mensagem de agradecimento é exibida, como pode ser observado na Figura 30, indicando que o processo está concluído.

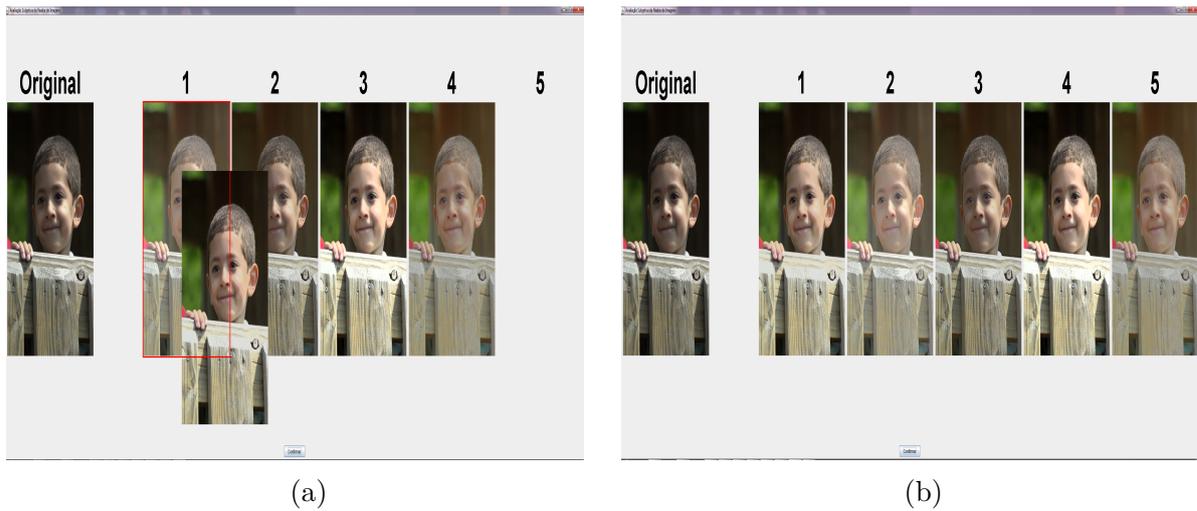


Figura 29 – Seleção e movimentação de uma imagem na avaliação, (a) seleção da imagem 5, (b) imagem 5 movimentada para a posição 1.

Esta avaliação consiste da participação de 35 voluntários. Cada uma foi executada separadamente de forma a evitar a influência dos outros participantes.

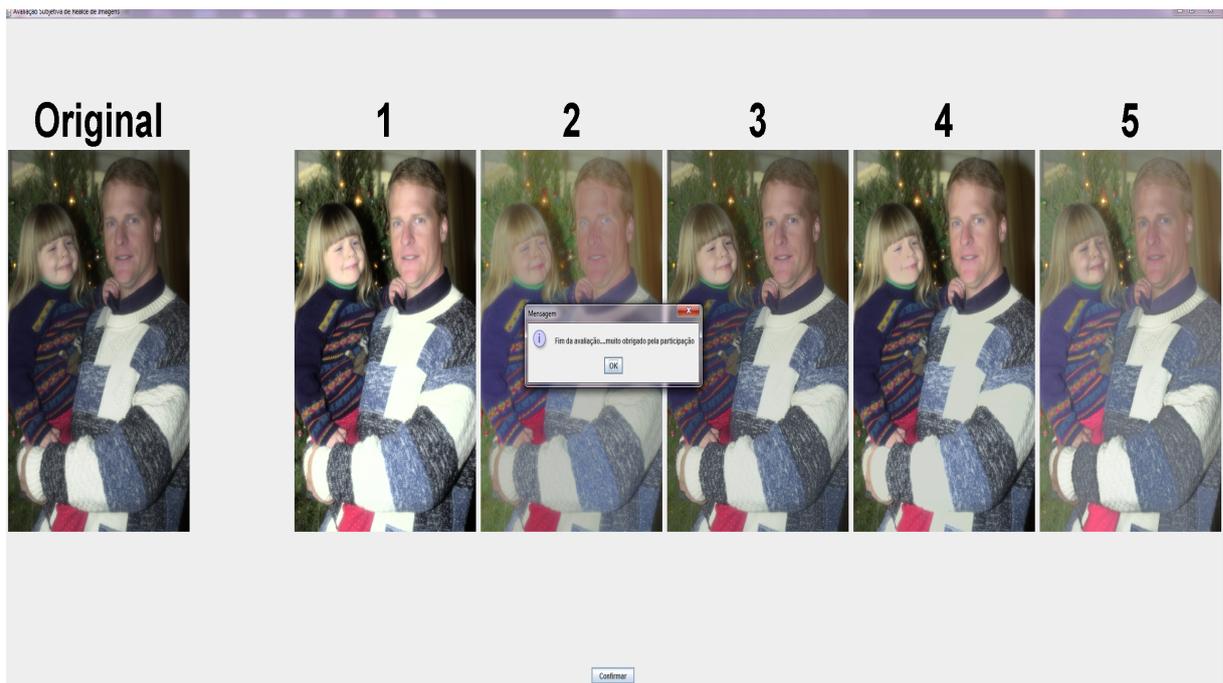


Figura 30 – Indicação de finalização da avaliação e agradecimento ao participante pela avaliação.

#### 4.4.2 Métricas objetivas

A avaliação de qualidade de uma imagem varia de pessoa para pessoa, algumas podem achar determinadas imagens boas (no sentido de detalhes, cores, naturalidade e

etc.) e outras nem tanto. Logo, definir um método subjetivo preciso de qualidade se torna uma tarefa bastante complicada. Contudo, na literatura existem métricas objetivas que podem auxiliar a estimar o contraste e o brilho médio de imagens, tais como: Entropia (E), Medida de Realce (EME, *Measure of Enhancement*) (SCHETTINI et al., 2010), e Erro do Brilho Médio Absoluto (AMBE, *Absolute Mean Brightness Error*). Porém, estas métricas não necessariamente determinam se a imagem possui boa qualidade ou má, estas, frequentemente, explicam características importantes da imagem (WANG et al., 2013).

#### 4.4.2.1 Entropia

É uma medida estatística de aleatoriedade que mede a informação média de um resultado aleatório. No caso de avaliação de imagens, altos valores significam que todos os níveis de cinza possuem a mesma probabilidade. Portanto, esta medida traz uma indicação sobre o nível de contraste da imagem, já que esta informação está relacionada com a forma de distribuição dos *pixels* ao longo do histograma. Desse modo, sendo  $P(x_i)$  a probabilidade do nível de cinza  $i$ , define-se a entropia  $E(x)$  por (YE; MOHAMADIAN; YE, 2007)

$$E(x) = - \sum_{i=0}^{255} P(x_i) \log P(x_i). \quad (4.1)$$

Portanto, esta métrica fornece um indicativo do contraste global da imagem, ao qual valores altos retrata o alargamento do histograma e o aumento da uniformidade da frequência de cada *pixel*.

#### 4.4.2.2 Medida de Realce (EME)

É uma métrica desenvolvida por Agaian, Panetta e Grigoryan (2001), baseado nas leis de Weber (GORDON, 1989) e Fechner (FECHNER, 1960). A métrica consiste da divisão da imagem em  $k_1 k_2$  sub-blocos de tamanho  $w_1 w_2$  e sem intersecção, denominado  $X_{i,j}$ , e do cálculo do logaritmo da razão entre o maior e menor valor do sub-bloco, dado por

$$EME(X) = \frac{1}{k_1 k_2} \sum_{i=1}^{k_1} \sum_{j=1}^{k_2} 20 \log \frac{\max(X_{i,j})}{\min(X_{i,j})}. \quad (4.2)$$

Esta medida está relacionada ao contraste local. Valores altos indicam alto contraste

local, já valores próximos de zero indicam regiões homogêneas. Quanto ao tamanho dos sub-blocos, foi-se utilizado o tamanho 8x8, mesmo valor utilizado no trabalho de Huynh-The et al. (2014).

#### 4.4.2.3 Erro de Brilho Médio Absoluto (AMBE)

Está relacionado com a variação de brilho da imagem original com a imagem modificada. Valores altos indicam grandes mudanças no brilho médio da imagem, já valores próximos a zero indicam que houve pouca modificação. Esta métrica consiste do cálculo da diferença absoluta da média da imagem de entrada com a imagem de saída (CHEN; RAMLI, 2003)

$$AMBE = |E(X) - E(Y)|. \quad (4.3)$$

Entretanto, imagens de entrada com alta exposição ou baixa exposição de iluminação podem ter resultados altos de AMBE, já que a imagem resultado é realçada, implicando na redução ou aumento do brilho médio (SCHETTINI et al., 2010).

#### 4.4.3 Tempo de processamento

O custo computacional é avaliado para se investigar a otimização dos métodos, já que o resultado ideal é um bom realce e baixo tempo de processamento.

Para a avaliação de tempo, os algoritmos foram executados 100 vezes e a partir disso calculado o tempo médio de cada método, dados em segundos.

#### 4.4.4 Resumo do capítulo

Neste Capítulo foram descritos as ferramentas utilizadas para o desenvolvimento desta Dissertação. Para a implementação das técnicas de realce foi-se utilizado um computador pessoal, juntamente com a utilização da linguagem de programação C/C++ utilizando a biblioteca OpenCV. Já para a avaliação subjetiva, além da utilização do computador pessoal, foi-se utilizado a linguagem de programação JAVA para a implementação da avaliação, e uma TV de 75 polegadas para a apresentação das imagens realçadas a serem avaliadas. Por fim, são apresentados as métricas de avaliação que serão utilizadas no trabalho, que são as métricas objetivas Entropia, AMBE e EME e a métrica subjetiva,

em que os avaliadores irão ordenar as imagens utilizando critérios de qualidade visual. O diagrama ilustrado na Figura 31 demonstra os principais elementos que são utilizados na elaboração desta dissertação.

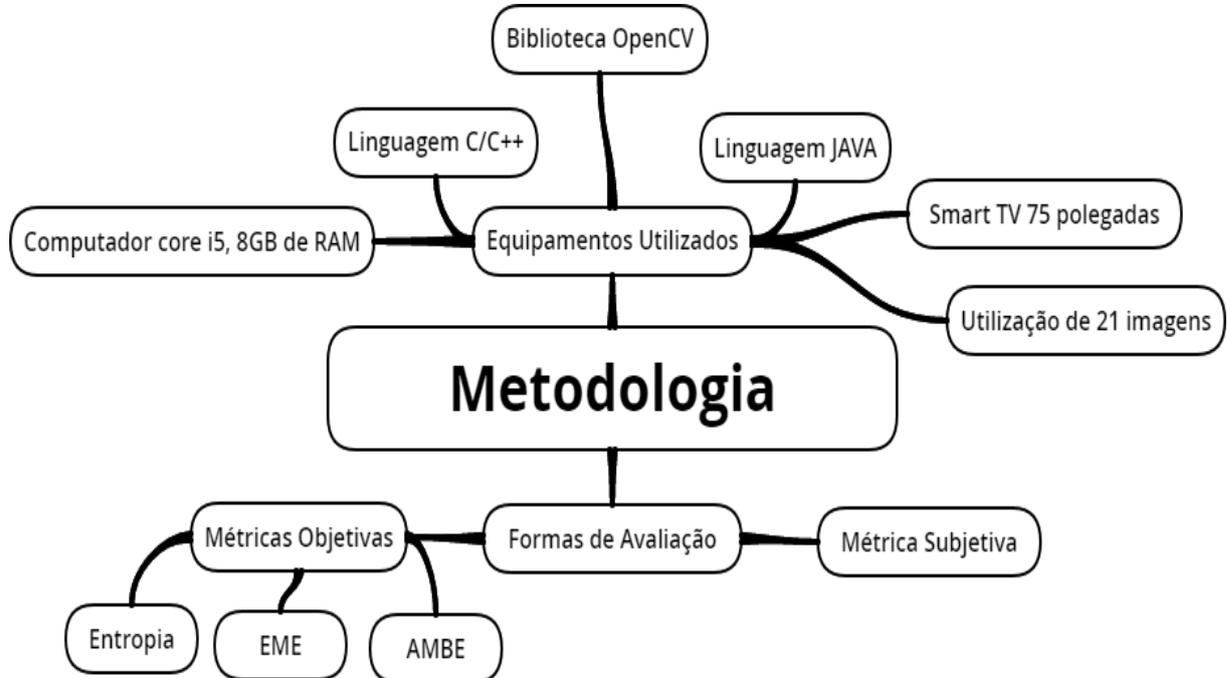


Figura 31 – Diagrama dos principais elementos utilizados na Dissertação.

Portanto, com base na metodologia apresentada neste capítulo, tem-se no próximo a apresentação e discussões dos resultados obtidos pelas métricas objetivas, subjetivas e tempo médio de execução.

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste Capítulo são postos os resultados obtidos através dos métodos de realce implementados, os quais são apresentados separadamente nas seguintes sub-seções: Resultados Objetivos (através das métricas AMBE, Entropia e EME), Resultados Subjetivos (avaliação visual feita por voluntários) e Tempo de Execução.

Além dos resultados objetivos obtidos para os cinco métodos estudados, são apresentados também os resultados para o método de Retinex da NASA. Contudo, devido a seus resultados possuírem ótimos realce e para evitar interferência diante dos outros resultados obtidos com os demais métodos, o método de Retinex da NASA não é incluído na avaliação subjetiva.

### 5.1 Resultados objetivos

Nesta subseção são colocados os resultados objetivos obtidos utilizando as métricas AMBE, EME e Entropia. Tais resultados são apresentados juntamente com as imagens realçadas pelos métodos avaliados e seus respectivos histogramas. Também são apresentados os resultados objetivos referente ao método de realce apresentado pela NASA (DRAGON, 2015), juntamente com as imagens originais utilizadas nesta dissertação. A análise objetiva das imagens da NASA são consideradas devido ao seus bons resultados visuais e por serem resultados de um destacado centro de pesquisa norte-americano.

Os resultados obtidos pelos métodos avaliados são apresentados nas Figuras 32, 34, 36, 38 e 40 com seus respectivos histogramas, obtido do canal V do sistema de cores HSV. Estes, por sua vez, são apresentados com linhas verdes que separam o histograma em porções de 32 *pixels* para facilitar a visualização dos efeitos causados pelos métodos na distribuição dos níveis de cinza.

Os resultados para a métrica AMBE são apresentados na Tabela 1. Observa-se nos resultados postos que o algoritmo SVLM é o que possui os menores valores, logo é o que menos afeta o brilho médio das imagens. Isto indica um pequeno nível de realce. Já os métodos que obtém os maiores valores de brilho médio, produzem maiores modificações, são respectivamente: Retinex da NASA, SHIAU e BBC. Destacam-se que as versões originais das imagens avaliadas possuem problemas de iluminação, principalmente em

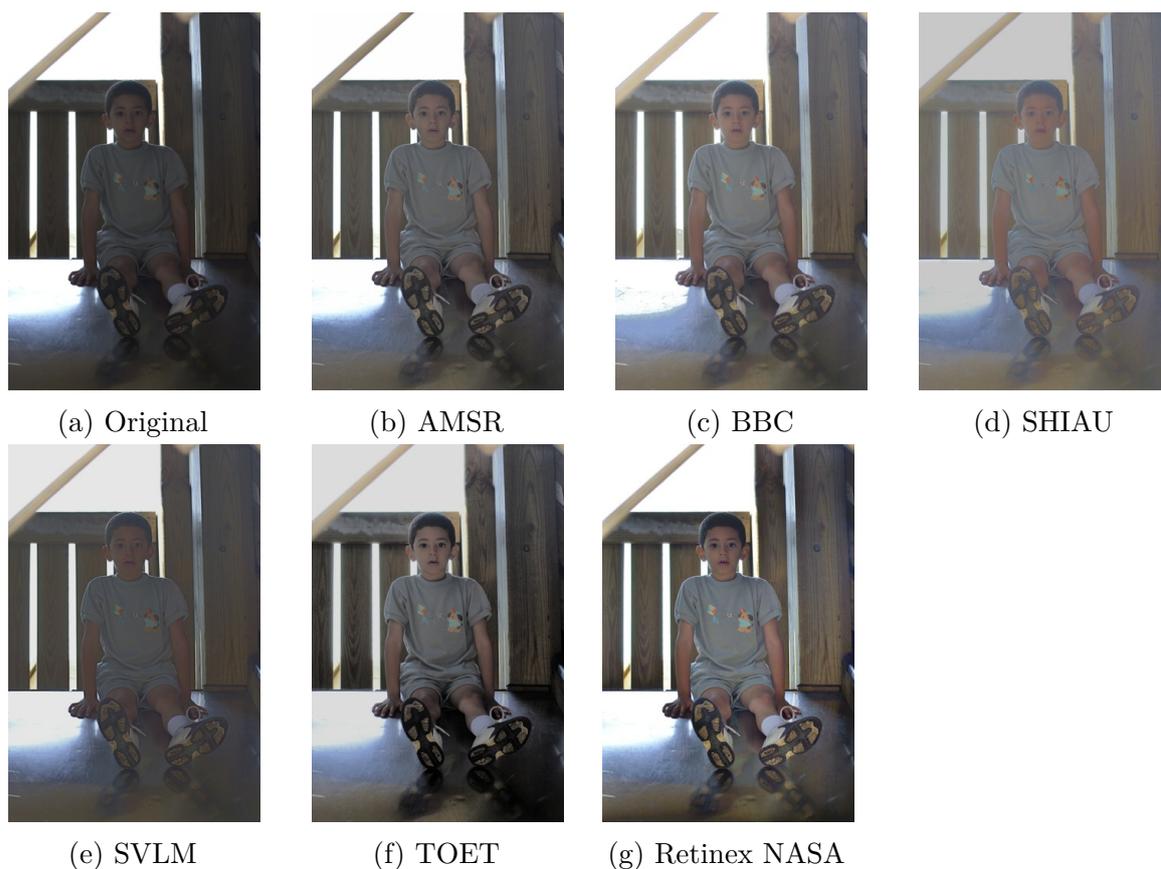


Figura 32 – Resultados dos realces para os 5 métodos avaliados. Imagem número 1 do banco de imagens.

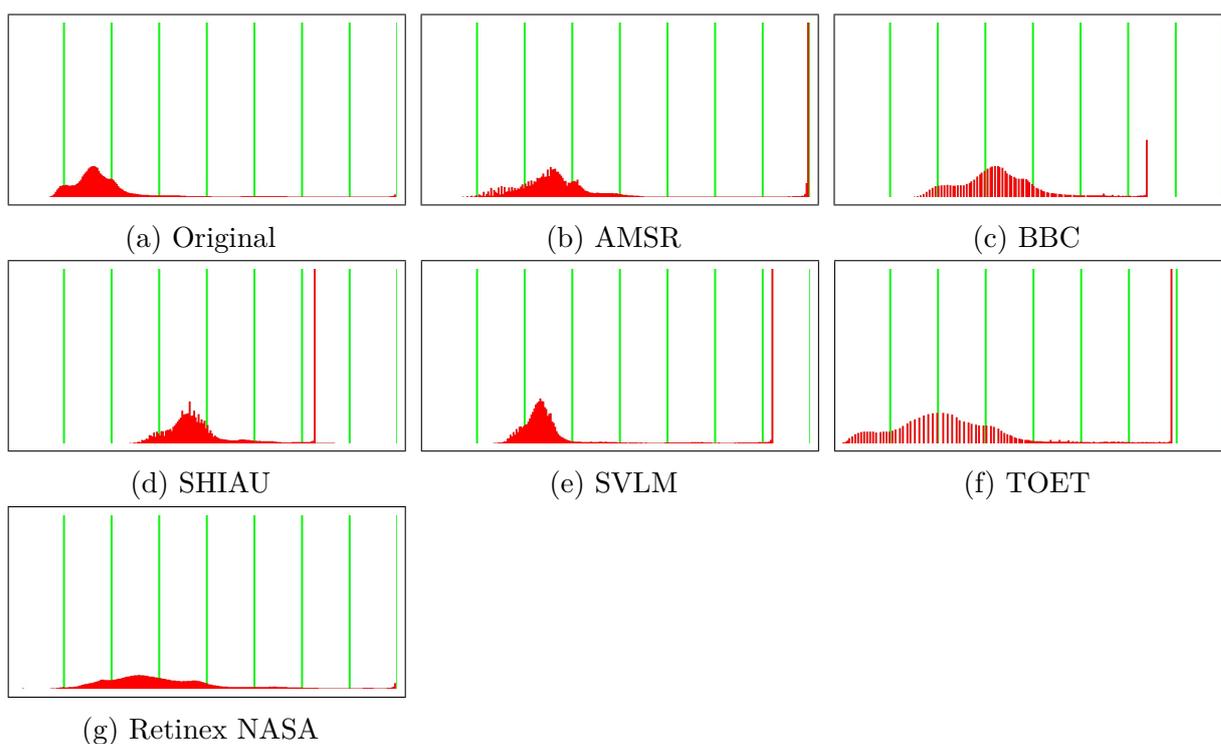


Figura 33 – Histogramas referente as imagens da Figura 32.

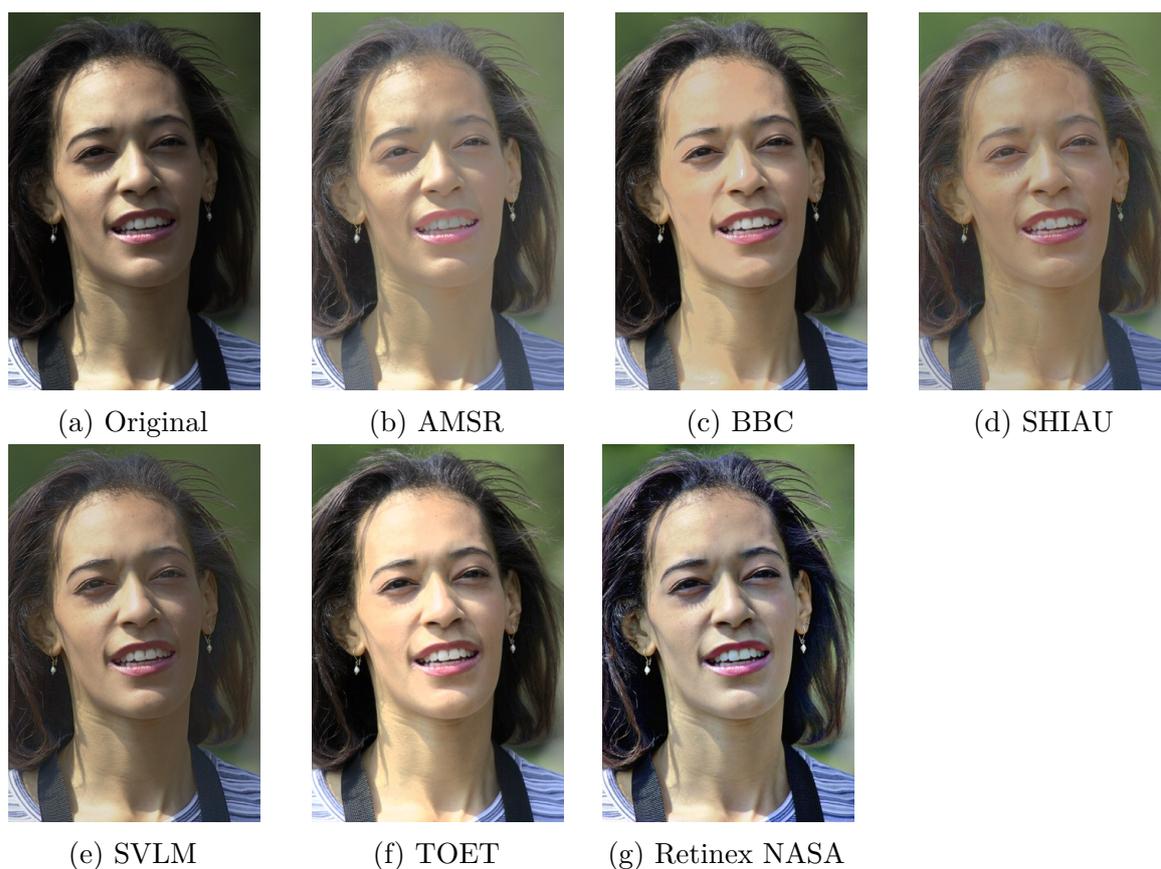


Figura 34 – Resultados dos realces para os 5 métodos avaliados. Imagem número 3 do banco de imagens.

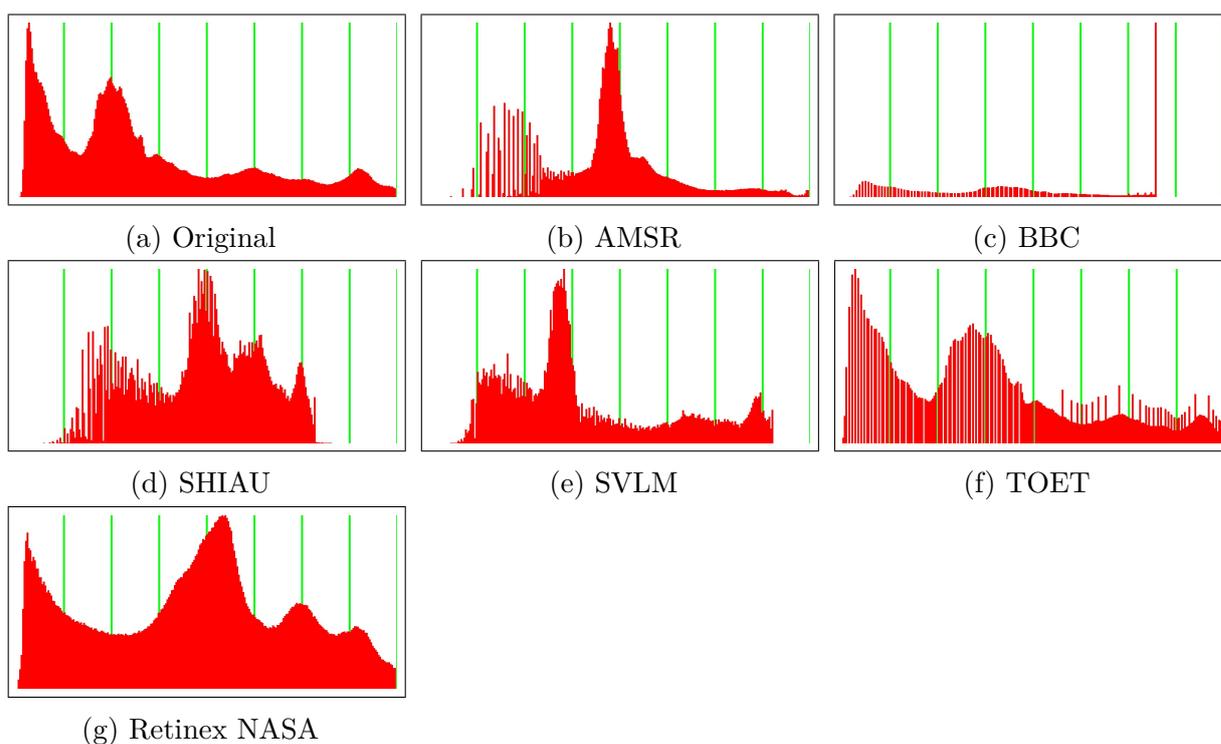


Figura 35 – Histogramas referente as imagens da Figura 34.

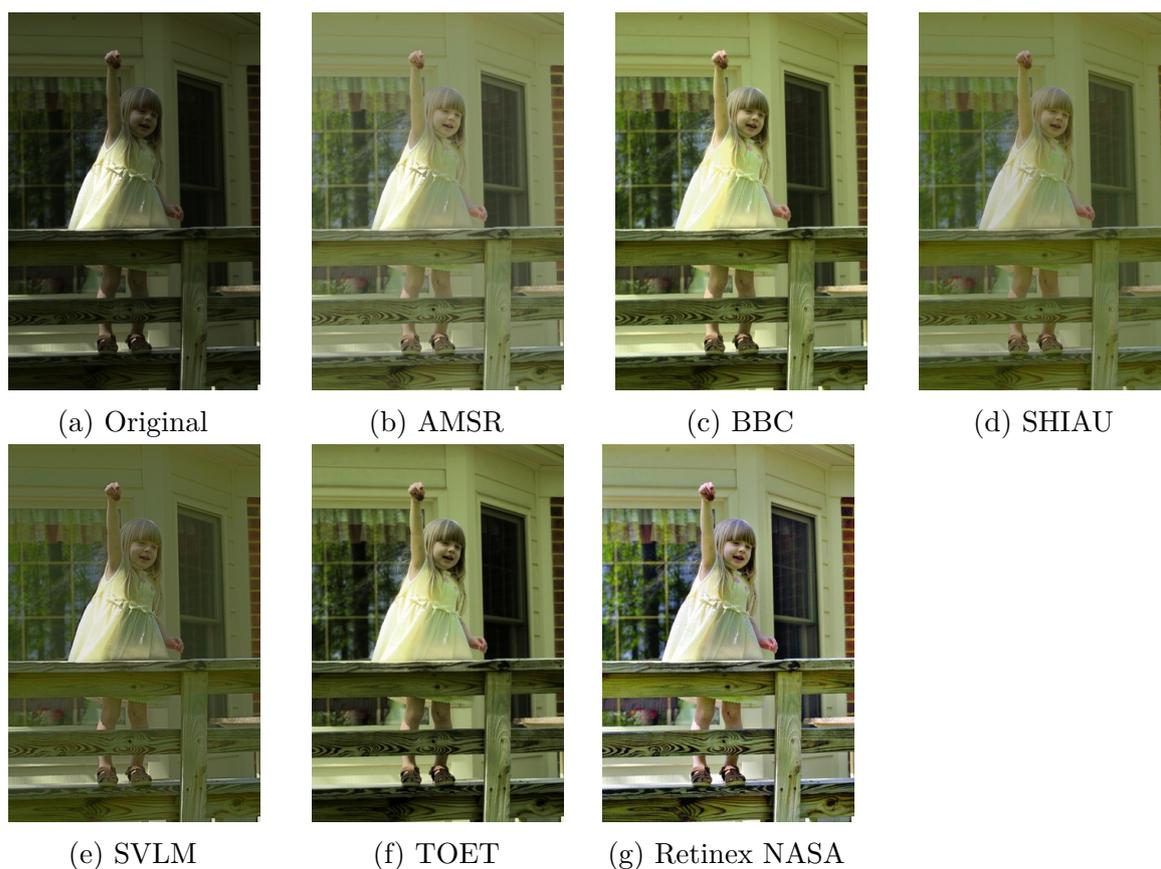


Figura 36 – Resultados dos realces para os 5 métodos avaliados. Imagem número 13 do banco de imagens.

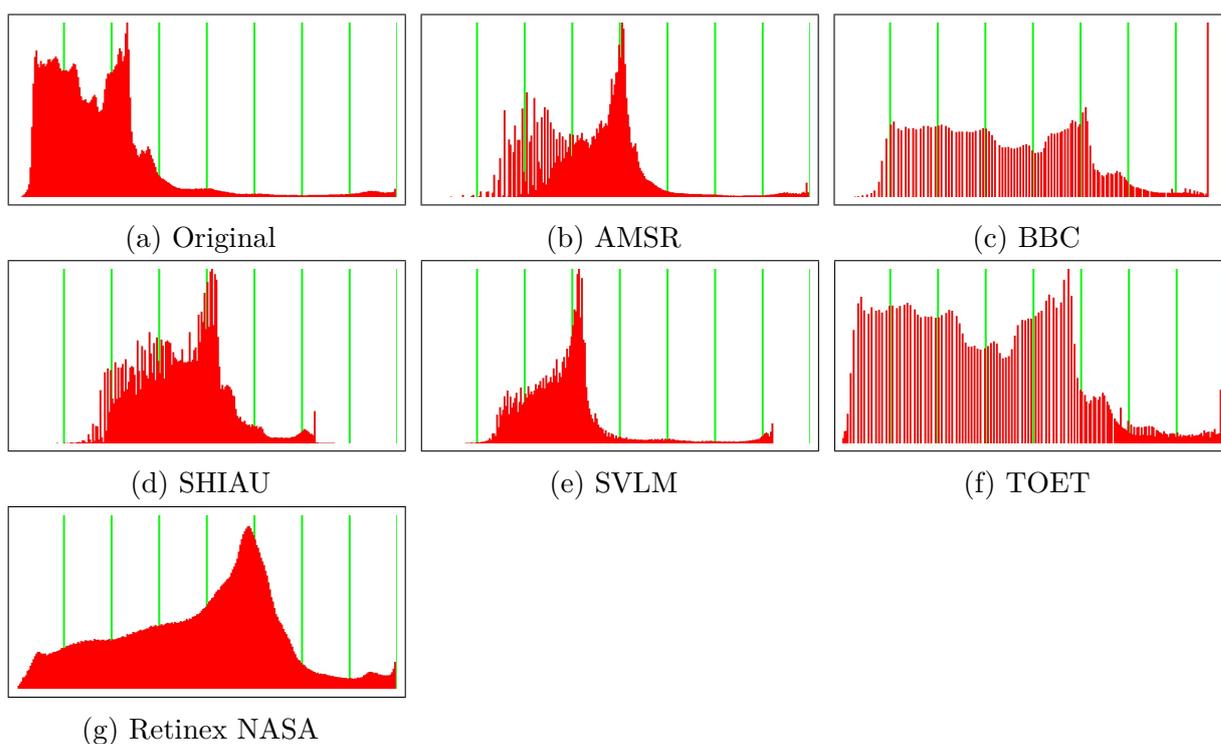


Figura 37 – Histogramas referente as imagens da Figura 36.

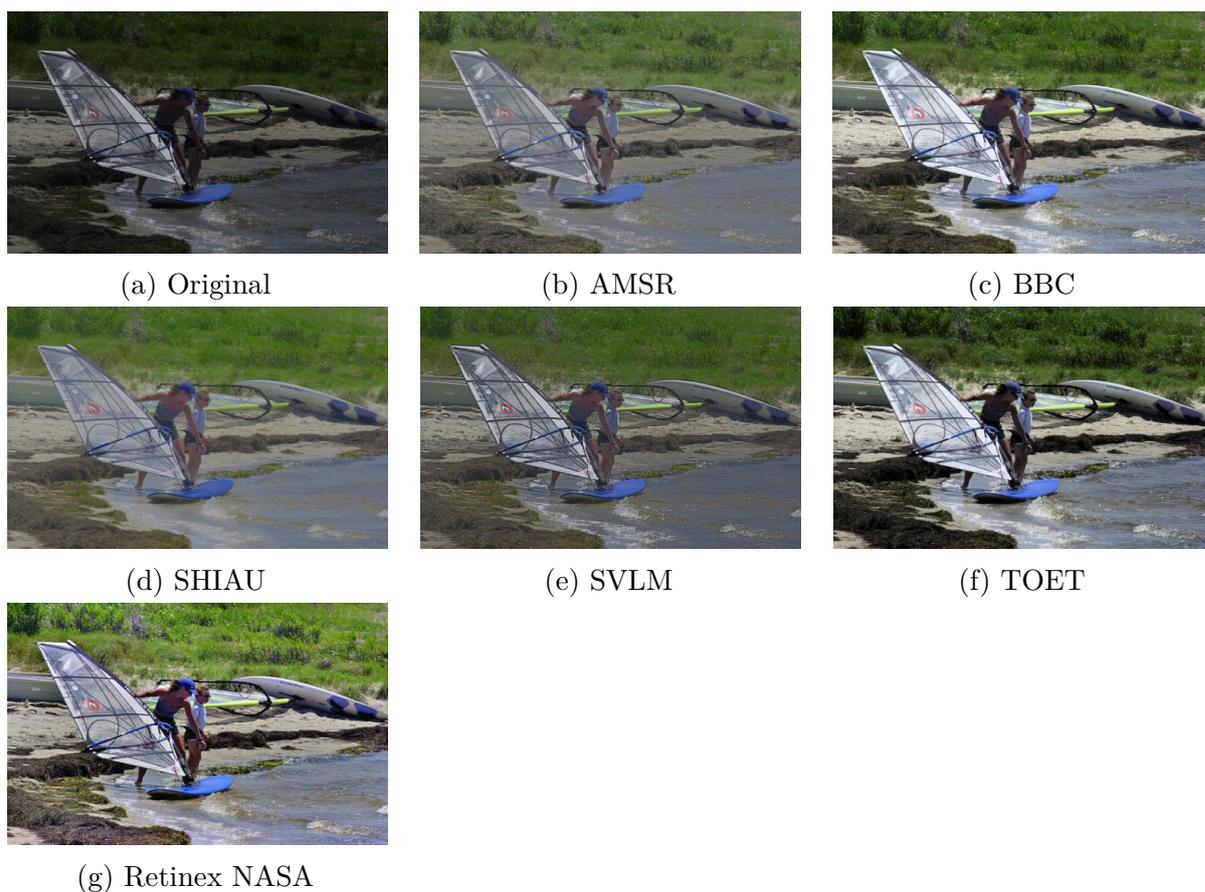


Figura 38 – Resultados dos realces para os 5 métodos avaliados. Imagem número 16 do banco de imagens.

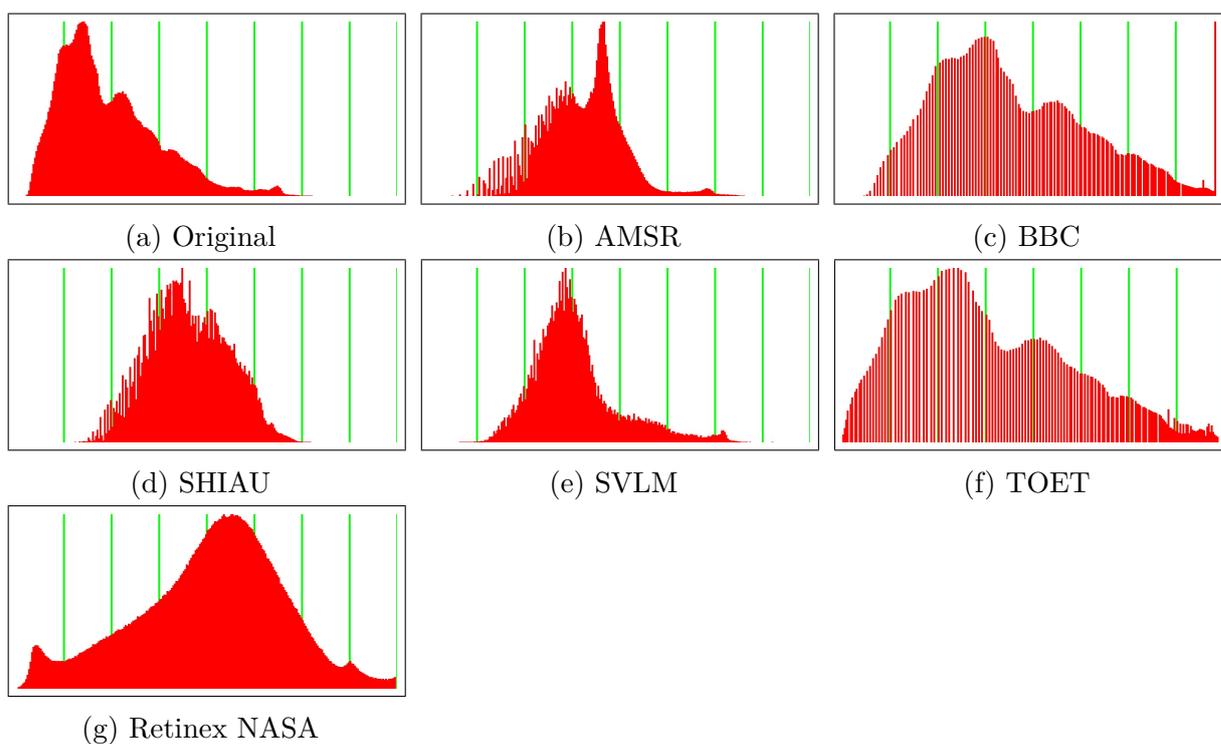


Figura 39 – Histogramas referente as imagens da Figura 38.

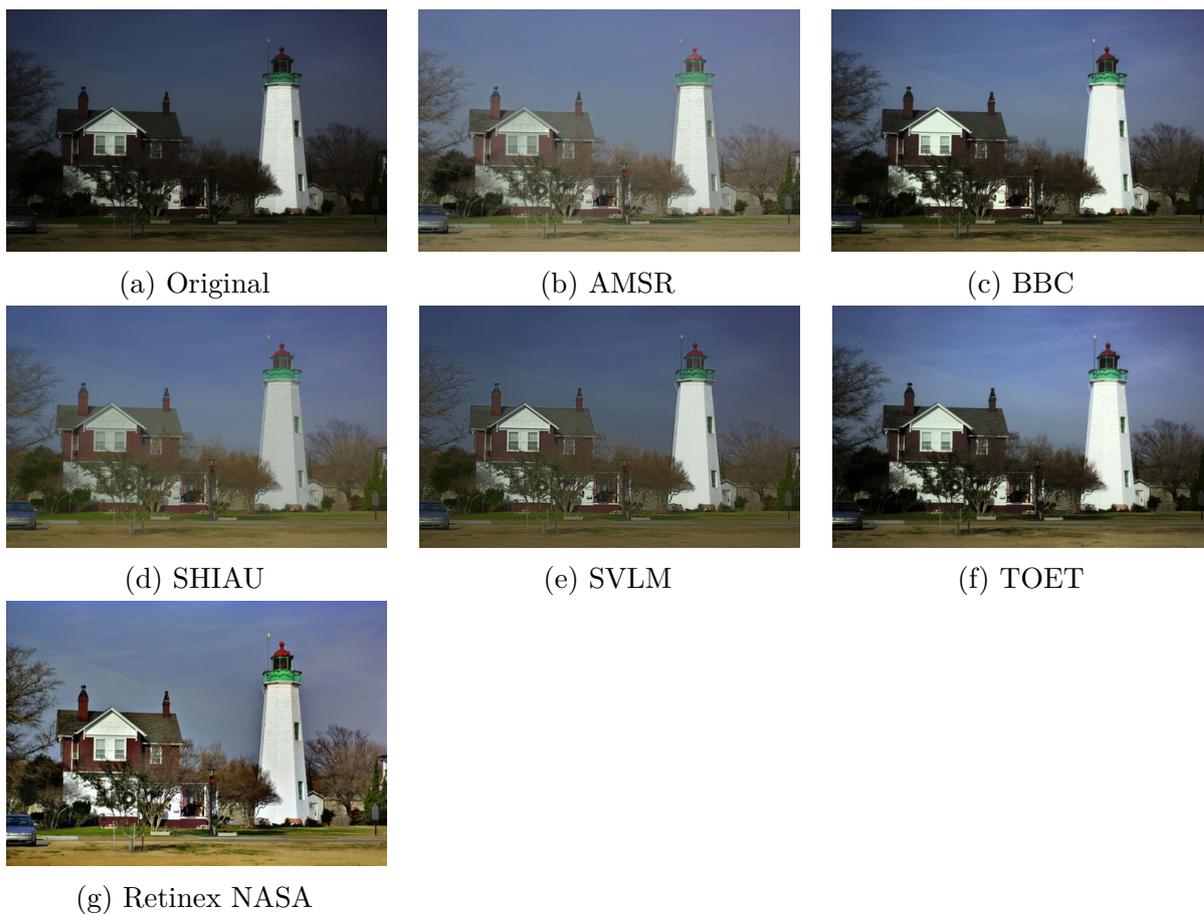


Figura 40 – Resultados dos realces para os 5 métodos avaliados. Imagem número 19 do banco de imagens.

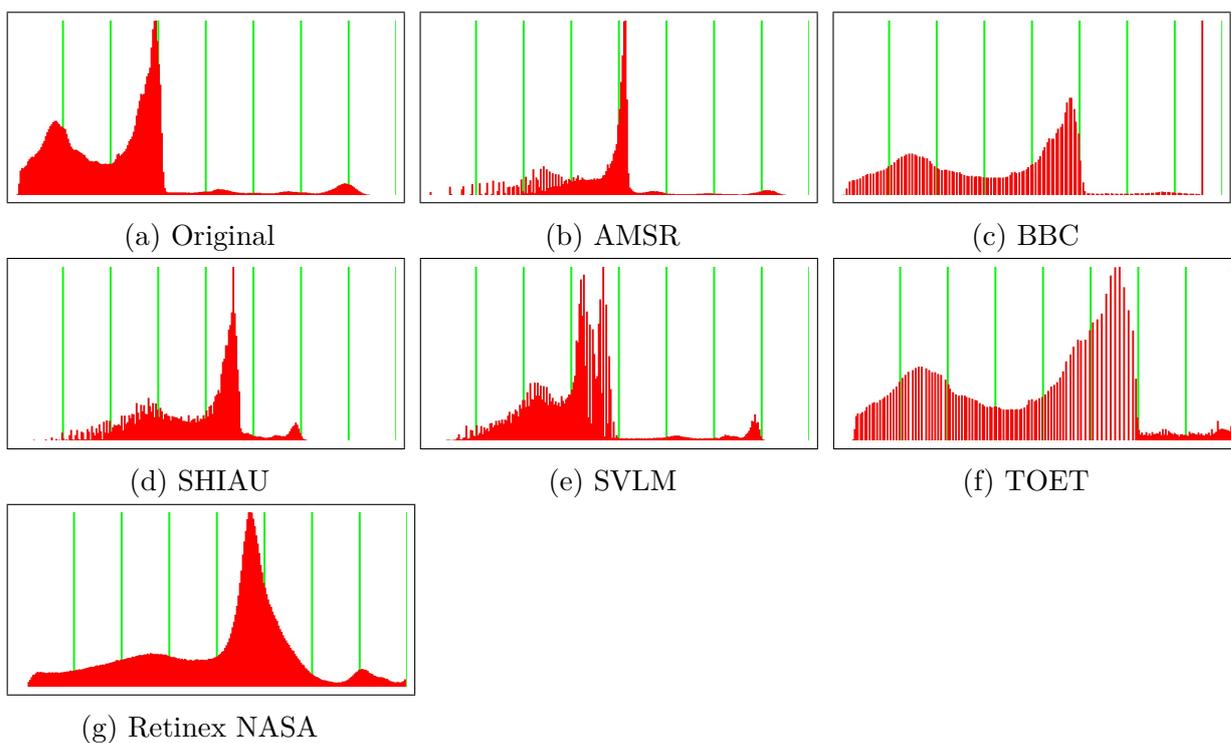


Figura 41 – Histogramas referente às imagens da Figura 40.

| Número | AMSR         | BBC          | SHIAU        | SVLM  | TOET         | NASA         |
|--------|--------------|--------------|--------------|-------|--------------|--------------|
| 1      | 17,93        | <b>41,26</b> | 38,51        | 12,06 | 6,69         | 29,59        |
| 2      | 46,32        | 37,59        | 43,21        | 24,00 | <b>46,71</b> | 37,77        |
| 3      | 32,13        | 31,41        | 38,31        | 19,74 | <b>41,76</b> | 36,13        |
| 4      | 36,85        | 33,91        | <b>40,13</b> | 23,26 | 39,92        | 35,52        |
| 5      | 34,12        | 30,36        | <b>42,46</b> | 24,74 | 34,87        | 33,01        |
| 6      | 31,01        | 26,80        | <b>37,41</b> | 20,87 | 34,21        | 31,68        |
| 7      | 48,88        | 52,74        | 50,15        | 31,22 | 43,12        | <b>58,16</b> |
| 8      | 34,73        | 50,66        | 49,88        | 31,99 | 38,89        | <b>51,58</b> |
| 10     | <b>49,69</b> | 30,46        | 39,12        | 16,04 | 28,74        | 35,6         |
| 11     | 33,62        | 29,17        | <b>36,72</b> | 20,71 | 23,88        | 22,97        |
| 12     | 23,29        | 25,10        | <b>36,97</b> | 20,22 | 32,79        | 27,15        |
| 13     | 52,27        | 62,02        | 54,14        | 35,69 | 42,58        | <b>68,03</b> |
| 14     | 27,30        | 30,05        | 36,95        | 15,11 | 37,65        | <b>42,34</b> |
| 15     | 38,67        | 28,61        | 40,42        | 21,13 | 35,54        | <b>40,54</b> |
| 16     | 40,30        | 60,01        | 53,76        | 35,95 | 43,35        | <b>68,92</b> |
| 17     | 20,91        | <b>46,96</b> | 1,24         | 4,57  | 9,01         | 8,57         |
| 18     | 36,26        | 37,23        | 43,28        | 24,59 | 48,18        | <b>44,93</b> |
| 19     | 46,00        | 40,73        | 50,76        | 29,65 | 48,38        | <b>61,82</b> |
| 20     | 40,09        | 39,62        | 41,23        | 22,99 | <b>41,35</b> | 41,27        |
| 21     | 51,91        | 60,45        | 53,73        | 37,23 | 47,09        | <b>74,98</b> |

Tabela 1 – Resultados obtidos pela métrica AMBE para as 20 imagens utilizadas.

regiões escuras em que, após o realce, tornam-se mais claras.

Já a Entropia e o EME (Medida de Realce), Tabela 2 e 3, explicam atributos referentes ao contraste da imagem. Ambas as tabelas apresentam os resultados individuais para cada imagem, destacando em negrito os valores maiores que os obtidos nas imagens originais. Também são apresentados os valores da diferença obtidos entre a imagem realçada e a imagem original.

O aumento dos valores da métrica Entropia nas imagens realçadas significa que os valores do histograma são reajustados de maneira a se ter uma maior distribuição nos níveis de cinza, ou seja, quanto maior for o aumento em relação a imagem original, maior é a proximidade e tendência de aumentar os níveis de detalhes da imagem. Caso o valor da métrica na imagem realçada seja maior que o valor obtido na imagem original, o valor de diferença apresentado na tabela será um valor positivo, caso seja um valor negativo significa que houve decremento do valor em relação a imagem original.

Os resultados da entropia apresentados na Tabela 2 demonstram que, grande parte dos algoritmos, reduzem o seu valor em relação à imagem original. A explicação para este fato se torna mais claro quando se observa os histogramas das imagens realçadas

apresentadas nas Figuras 33, 35, 37, 39 e 41. Nestas mostram-se uma pequena compactação do histograma em torno do centro do histograma (nível de cinza 128). Ou seja, os *pixels* mais escuros e mais claros são deslocados em direção ao centro do histograma de forma a facilitar a visualização destas regiões, o que acaba por realçar a imagem, mas em alguns casos há a redução do nível de contraste.

Entretanto, o Retinex da NASA possui seu valor de entropia maior que o valor original (valor da diferença positivo) e conseqüentemente apresenta maior dispersão dos níveis de cinza em todo o histograma, como pode ser observado nas Figuras 33 (g), 35 (g), 37 (g), 39 (g) e 41 (g). Assim, pode-se observar a melhoria do contraste nas imagens resultados, Figuras 32 (g), 34 (g), 36 (g), 38 (g) e 40 (g).

São apresentados na Tabela 3 os resultados de contraste local (EME), em que, valores próximos a zero indicam baixo contraste (regiões homogêneas) e valores altos significam alto contraste local. De acordo com os resultados apresentados na referida Tabela, observam-se que todas as técnicas, com exceção do método TOET, Retinex da NASA, imagem número 1 utilizando AMSR, imagem número 11 utilizando SVLM e imagem número 17 utilizando BBC, apresentam redução do valor de contraste local em relação à imagem original, ou seja, o valor EME obtido nos realces são menores do que os obtidos na imagem original o que resulta em uma diferença negativa demonstrada na respectiva tabela.

| Número | Original | AMSR        | Dif. AMSR | BBC  | DIF. BBC | SHIAU       | DIF. SHIAU | SVLM        | DIF. SVLM | TOET        | DIF. TOET | NASA        | DIF. NASA |
|--------|----------|-------------|-----------|------|----------|-------------|------------|-------------|-----------|-------------|-----------|-------------|-----------|
| 1      | 5,67     | <b>6,34</b> | 0,67      | 5,32 | -0,35    | <b>5,88</b> | 0,21       | <b>5,70</b> | 0,03      | <b>5,98</b> | 0,31      | <b>6,34</b> | 0,67      |
| 2      | 7,40     | 6,92        | -0,48     | 6,89 | -0,51    | 6,99        | -0,41      | 7,31        | -0,09     | 6,70        | -0,70     | <b>7,53</b> | 0,13      |
| 3      | 7,55     | 6,94        | -0,61     | 6,38 | -1,17    | 7,21        | -0,34      | 7,34        | -0,21     | 6,44        | -1,11     | <b>7,83</b> | 0,28      |
| 4      | 7,47     | 7,09        | -0,38     | 6,68 | -0,79    | 6,97        | -0,50      | 7,33        | -0,14     | 6,57        | -0,90     | <b>7,79</b> | 0,32      |
| 5      | 7,35     | 6,92        | -0,43     | 6,82 | -0,53    | 6,63        | -0,72      | 7,09        | -0,26     | 6,67        | -0,68     | <b>7,50</b> | 0,15      |
| 6      | 7,54     | 6,79        | -0,75     | 6,53 | -1,01    | 6,80        | -0,74      | 7,09        | -0,45     | 6,38        | -1,16     | <b>7,72</b> | 0,18      |
| 7      | 7,22     | 6,80        | -0,42     | 6,78 | -0,44    | 6,88        | -0,34      | 6,91        | -0,31     | 6,76        | -0,46     | <b>7,66</b> | 0,44      |
| 8      | 7,20     | 6,87        | -0,33     | 6,85 | -0,35    | 6,72        | -0,48      | 6,82        | -0,38     | 6,83        | -0,37     | <b>7,46</b> | 0,26      |
| 10     | 7,18     | 7,01        | -0,17     | 6,33 | -0,85    | 6,75        | -0,43      | 6,86        | -0,32     | 6,32        | -0,86     | <b>7,41</b> | 0,23      |
| 11     | 7,40     | 7,13        | -0,27     | 6,57 | -0,83    | 6,61        | -0,79      | 7,12        | -0,28     | 6,54        | -0,86     | <b>7,61</b> | 0,21      |
| 12     | 7,48     | 7,08        | -0,40     | 6,72 | -0,76    | 6,72        | -0,76      | 7,26        | -0,22     | 6,53        | -0,95     | <b>7,60</b> | 0,12      |
| 13     | 6,79     | 6,74        | -0,05     | 6,56 | -0,23    | 6,79        | 0,00       | 6,53        | -0,26     | 6,73        | -0,06     | <b>7,58</b> | 0,79      |
| 14     | 7,12     | 7,03        | -0,09     | 6,26 | -0,86    | 7,10        | -0,02      | 7,09        | -0,03     | 6,27        | -0,85     | <b>7,61</b> | 0,49      |
| 15     | 7,18     | 7,03        | -0,15     | 5,99 | -1,19    | 7,06        | -0,12      | 7,03        | -0,15     | 6,40        | -0,78     | <b>7,71</b> | 0,53      |
| 16     | 6,92     | 6,69        | -0,23     | 6,82 | -0,10    | 6,74        | -0,18      | 6,73        | -0,19     | 6,88        | -0,04     | <b>7,58</b> | 0,66      |
| 17     | 6,53     | <b>6,86</b> | 0,33      | 4,90 | -1,63    | 5,76        | -0,77      | <b>6,63</b> | 0,10      | 5,87        | -0,66     | <b>6,67</b> | 0,14      |
| 18     | 7,50     | 6,92        | -0,58     | 6,94 | -0,56    | 7,06        | -0,44      | 7,42        | -0,08     | 6,70        | -0,80     | <b>7,73</b> | 0,23      |
| 19     | 6,84     | 6,28        | -0,56     | 6,54 | -0,30    | 6,65        | -0,19      | 6,61        | -0,23     | 6,74        | -0,10     | <b>7,40</b> | 0,56      |
| 20     | 7,08     | 7,08        | 0,00      | 6,44 | -0,64    | <b>7,16</b> | 0,08       | <b>7,26</b> | 0,18      | 6,51        | -0,57     | <b>7,76</b> | 0,68      |
| 21     | 6,56     | <b>6,73</b> | 0,17      | 6,42 | -0,14    | <b>6,79</b> | 0,23       | 6,56        | 0,00      | <b>6,58</b> | 0,02      | <b>7,46</b> | 0,90      |

Tabela 2 – Resultados obtidos pela métrica Entropia para as 20 imagens utilizadas.

| Número | Original | AMSR        | Dif. AMSR | BBC         | DIF. BBC | SHIAU | DIF. SHIAU | SVLM        | DIF. SVLM | TOET         | DIF. TOET | NASA         | DIF. NASA |
|--------|----------|-------------|-----------|-------------|----------|-------|------------|-------------|-----------|--------------|-----------|--------------|-----------|
| 1      | 3,82     | <b>3,92</b> | 0,10      | 2,93        | -0,89    | 2,45  | -1,37      | 3,63        | -0,19     | <b>8,09</b>  | 4,27      | <b>7,62</b>  | 3,80      |
| 2      | 9,26     | 6,06        | -3,20     | 8,86        | -0,40    | 6,20  | -3,06      | 8,03        | -1,23     | <b>9,74</b>  | 0,48      | <b>14,36</b> | 5,10      |
| 3      | 8,46     | 4,80        | -3,66     | 7,52        | -0,94    | 5,50  | -2,96      | 6,64        | -1,82     | <b>9,67</b>  | 1,21      | <b>16,33</b> | 7,87      |
| 4      | 6,28     | 3,96        | -2,32     | 5,36        | -0,92    | 4,15  | -2,13      | 5,57        | -0,71     | <b>7,99</b>  | 1,71      | <b>11,46</b> | 5,18      |
| 5      | 5,09     | 3,37        | -1,72     | 4,77        | -0,32    | 2,93  | -2,16      | 4,80        | -0,29     | <b>7,08</b>  | 1,99      | <b>7,02</b>  | 1,93      |
| 6      | 5,86     | 3,12        | -2,74     | 5,01        | -0,85    | 3,43  | -2,43      | 5,19        | -0,67     | <b>7,56</b>  | 1,70      | <b>9,55</b>  | 3,69      |
| 7      | 5,60     | 2,77        | -2,83     | 4,64        | -0,96    | 3,44  | -2,16      | 4,97        | -0,63     | <b>7,16</b>  | 1,56      | <b>9,07</b>  | 3,47      |
| 8      | 4,62     | 3,09        | -1,53     | 3,96        | -0,66    | 2,81  | -1,81      | 3,73        | -0,89     | <b>6,99</b>  | 2,37      | <b>7,84</b>  | 3,22      |
| 10     | 7,66     | 3,98        | -3,68     | 6,16        | -1,50    | 4,23  | -3,43      | 7,25        | -0,41     | <b>10,86</b> | 3,20      | <b>11,21</b> | 3,55      |
| 11     | 7,99     | 5,59        | -2,40     | 7,15        | -0,84    | 4,48  | -3,51      | <b>8,63</b> | 0,64      | <b>13,07</b> | 5,08      | <b>11,70</b> | 3,71      |
| 12     | 5,02     | 3,65        | -1,37     | 4,68        | -0,34    | 2,83  | -2,19      | 4,72        | -0,30     | <b>7,21</b>  | 2,19      | <b>7,55</b>  | 2,53      |
| 13     | 7,55     | 4,49        | -3,06     | 6,52        | -1,03    | 4,82  | -2,73      | 5,56        | -1,99     | <b>11,03</b> | 3,48      | <b>15,63</b> | 8,08      |
| 14     | 9,85     | 6,14        | -3,71     | 8,36        | -1,49    | 6,04  | -3,81      | 8,32        | -1,53     | <b>11,07</b> | 1,22      | <b>17,22</b> | 7,37      |
| 15     | 6,36     | 3,58        | -2,78     | 5,73        | -0,63    | 4,63  | -1,73      | 4,83        | -1,53     | <b>9,45</b>  | 3,09      | <b>11,36</b> | 5,00      |
| 16     | 11,08    | 6,94        | -4,14     | 9,58        | -1,50    | 6,64  | -4,44      | 9,33        | -1,75     | <b>15,70</b> | 4,62      | <b>17,24</b> | 6,16      |
| 17     | 2,87     | 2,60        | -0,27     | <b>4,48</b> | 1,61     | 1,59  | -1,28      | 2,62        | -0,25     | <b>5,37</b>  | 2,50      | <b>3,83</b>  | 0,96      |
| 18     | 10,64    | 5,42        | -5,22     | 9,75        | -0,89    | 6,19  | -4,45      | 9,98        | -0,66     | <b>11,62</b> | 0,98      | <b>16,26</b> | 5,62      |
| 19     | 7,85     | 4,83        | -3,02     | 7,55        | -0,30    | 4,90  | -2,95      | 6,14        | -1,71     | <b>8,87</b>  | 1,02      | <b>13,84</b> | 5,99      |
| 20     | 18,13    | 12,53       | -5,60     | 16,19       | -1,94    | 11,25 | -6,88      | 15,57       | -2,56     | <b>18,27</b> | 0,14      | <b>30,13</b> | 12,00     |
| 21     | 9,26     | 6,25        | -3,01     | 8,05        | -1,21    | 5,72  | -3,54      | 6,77        | -2,49     | <b>9,41</b>  | 0,15      | <b>13,85</b> | 4,59      |

Tabela 3 – Resultados obtidos pela métrica EME para as 20 imagens utilizadas.

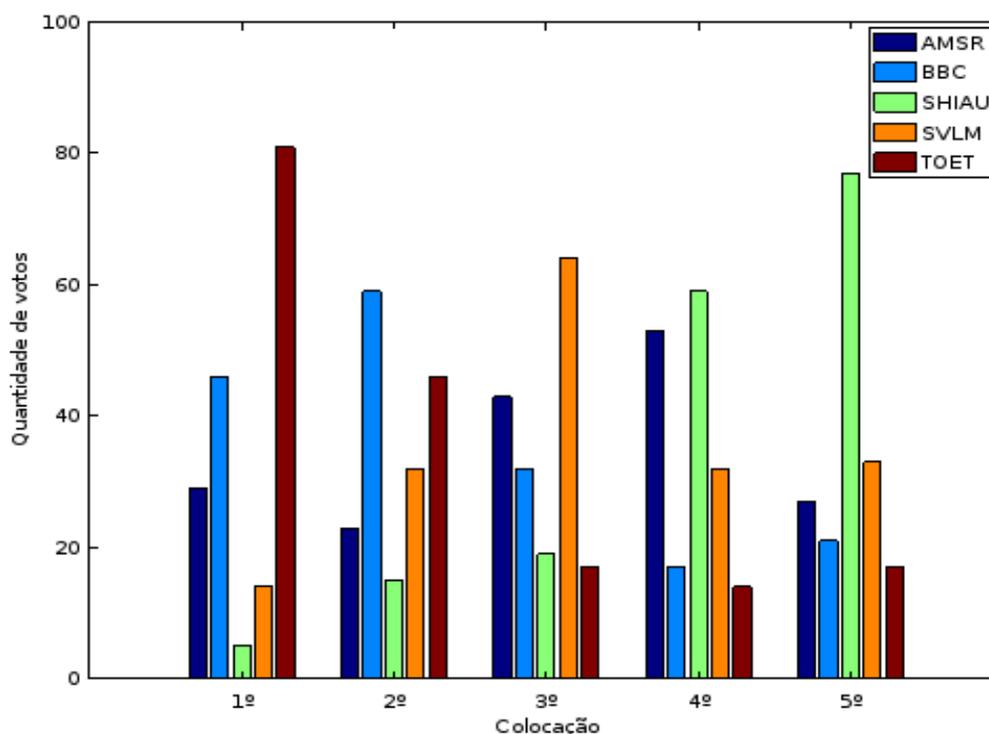


Figura 42 – Resultado da avaliação subjetiva. As barras indicam a quantidade de votações por cada método para cada colocação.

## 5.2 Resultados subjetivos

Os resultados obtidos através dos métodos de realce são apresentados nas Figuras 32, 34, 36, 38 e 40. Neste subconjunto é possível observar algumas diferenças produzidas pelos métodos.

Assim, a Figura 42 apresenta os resultados obtidos pela avaliação subjetiva através da demonstração da quantidade de votos obtidos para cada método. O eixo horizontal representa a classificação quanto ao melhor realce (1º é o melhor e o 5º o pior) e o eixo vertical representa a quantidade de votações adquiridas pelos métodos na referida colocação. O resultado a se extrair deste gráfico são as colocações que, neste caso, tem-se o TOET com a maior votação para o melhor realce, em segundo lugar o BBC em terceiro o SVLM e assim por diante. Já o escolhido como pior é o método de SHIAU (5º colocado com maior votação). Observa-se neste gráfico que o TOET é escolhido como melhor e nas demais colocações seus valores vão decaindo, analogamente o SHIAU escolhido como o pior, possui valores menores para as primeiras colocações.

| Método | Tempo (Seg.) | Desvio Padrão |
|--------|--------------|---------------|
| AMSR   | 6,710        | 0,3466        |
| BBC    | 0,008        | 0,0003        |
| SHIAU  | 1,397        | 0,0084        |
| SVLM   | 1,119        | 0,0083        |
| TOET   | 0,016        | 0,0006        |

Tabela 4 – Tempo de execução médio dos métodos em segundos utilizando 100 execuções.

### 5.3 Tempo de execução

Os tempos de processamento médio são obtidos de formas iguais para todos os métodos. Os valores de tempo são obtidos através do cálculo da média de tempo de 100 execuções consecutivas para cada método.

Os tempos são obtidos sob as mesmas circunstâncias. Todas as imagens possuem a mesma resolução de 2000x1312 *pixels*, podendo variar apenas a orientação (paisagem ou retrato).

Os tempos médios obtidos para cada método são apresentados na Tabela 4, em que a coluna à esquerda apresenta o nome do método e a coluna à direita apresenta o tempo médio em segundos.

### 5.4 Discussões dos resultados

As métricas objetivas fornecem um indicativo numérico sobre a melhoria de certos atributos alcançada pelo realce. Contudo, observa-se que nem sempre a imagem realçada reflete nos valores esperados destas métricas, que é o aumento dos seus valores em relação aos valores calculados nas imagens originais. Por exemplo, para a Entropia, há o realce em determinadas imagens e o esperado é o aumento do seu valor em relação ao valor na imagem original, contudo este aumento não se verifica nos resultados apresentados na Tabela 2. Os únicos casos que apresentam aumento são as imagens número 1 (utilizando AMSR, SHIAU, SVLM, TOET), número 17 (utilizando AMSR, e SVLM), número 20 (utilizando AMSR, SHIAU, SVLM e TOET) e número 21 (utilizando AMSR, SHIAU, SVLM e TOET) e todas as imagens resultantes da aplicação do Retinex da NASA.

Quando se analisa os histogramas de cada resultado mostrado nas Figuras 33, 35, 37, 39 e 41, observa-se que grande parte dos métodos produzem o realce deslocando os

*pixels* das regiões escuras e claras para regiões mais centrais do histograma. Isto melhora a visualização destas regiões, mas estreita o histograma, o que gera a diminuição do valor de Entropia. A partir disso, verifica-se que mesmo com a diminuição do valor desta métrica o realce ainda existe, mesmo não sendo, em alguns casos, o ideal, já que uma compactação do histograma reduz o contraste da imagem. Porém, quando há uma expansão do histograma, semelhante ao que acontece com as imagens realçadas pelo método de Retinex da NASA, há o aumento do valor desta métrica e conseqüentemente uma possibilidade maior de realce sem comprometimento do contraste. Por exemplo, a Figura 38 (g) realçada pelo Retinex da NASA é a que possui maior contraste dentre todas e seu histograma apresentado na Figura 39 (g) demonstra o alargamento. Observa-se que na imagem original (Figura 39) o histograma não apresenta preenchimento em todos os níveis de intensidade e, os demais métodos, quando há expansão, não possuem a mesma forma contínua como no Retinex da NASA. Logo, o único método que obtém aumento nesta métrica é o Retinex da NASA.

Em relação à métrica EME (Tabela 3), o aumento do seu valor em relação à imagem original representa melhoria no contraste local. Os métodos que apresentam aumento são o Retinex da NASA, TOET e a imagens número 1 (AMSR), número 11 (SVLM), número 17 (BBC). Entretanto, há métodos como o BBC e SVLM que quase não possuem aumentos, mas o valor obtido em relação à imagem original não é tão grande quando comparados ao AMSR e o SHIAU. Assim, os métodos da NASA e TOET são os que apresentam o aumento que se é esperado no realce. Logo, estes indicam o aumento do contraste local com a utilização destes dois métodos.

Os valores do AMBE estão relacionados ao brilho médio da imagem. Os métodos que mais modificam o brilho médio são: Retinex da NASA, SHIAU e BBC. Um valor baixo do AMBE significa que o método preserva o brilho médio da imagem original. Entretanto, a manutenção do brilho nem sempre preserva a naturalidade da imagem. Se uma imagem possuir grandes regiões de sub-exposição e sobre-exposição, espera-se que, ao aplicar um método de realce, a imagem resultante possua um maior valor de AMBE, indicando a melhoria da imagem realçada.

Diante dos resultados apresentados, observa-se que as métricas objetivas podem conduzir a resultados que não são suficientemente claros e precisos para que se possa determinar uma escolha de melhor método. O caso do Retinex da NASA é relativamente fácil, já que atinge todos os aumentos esperados nas métricas. Contudo, esta facilidade

não é refletidas para os demais métodos.

Portando, o método mais seguro de definir a qualidade da imagem é através da entrevista de opinião, que neste caso é a avaliação subjetiva, em que se mensura as preferências de escolhas dos participantes. Porém, até mesmo esta avaliação não apresenta, na maioria dos casos, unanimidade em relação ao melhor método e isto pode ser observado no resultado demonstrado na Figura 42, em que, mesmo o TOET sendo o método mais escolhido como primeiro lugar, há outros métodos que são escolhidos como primeiro também.

Esta não unanimidade dos resultados subjetivos demonstra a dificuldade em se ter um único método capaz de executar o realce nas mais distintas cenas. Isto porque há métodos que se comportam melhor para determinadas cenas e em outras não se comportam tão bem assim. Logo, a partir destas discussões, nota-se que a métrica subjetiva ainda é a mais adequada as diversidades de cenas.

Em relação ao tempo de processamento, pode-se observar a grande diferença que existe entre os demais métodos e o AMSR. Este é o mais lento com uma diferença de cerca de 6 segundos em relação aos demais métodos. Isto é consequência da utilização de vários filtros gaussianos, de logaritmos e da reconstrução de cor. O segundo e o terceiro mais lentos são SHIAU e SVLM: o primeiro possui em uma de suas etapas o método Retinex, porém determina um método rápido de obtenção da luminância, e o segundo faz a utilização de vários redimensionamentos necessários para a criação do mapa SVLM, fatores que influenciam diretamente no tempo final. Já entre os métodos mais rápidos têm-se o TOET (0,016 seg.) e o BBC (0,008 seg.). Estes métodos são baseados em equalização de histograma, método simples e de baixo custo computacional.

Assim, estes dois últimos métodos apresentam os melhores resultados na métrica EME, indicando o aumento do contraste local, os melhores resultados na avaliação subjetiva e os menores tempo de processamento. Assim, estes métodos são indicados para a utilização em sistemas embarcados devido ao seu baixo custo computacional e seus resultados objetivos e subjetivos.

Entretanto, há a necessidade de fazer uma modificação no método TOET. Seu método interativo não obtém com sucesso o valor do expoente para a utilização do ganho de potência no histograma, havendo assim a necessidade de um ajuste manual. O valor

manual utilizado empiricamente está entre 4,1 e 4,3. Algumas vezes, o algoritmo calcula valores próximos ao mencionado, mas mesmo assim houve a necessidade de configuração manual deste parâmetro.

Outra modificação necessária para a obtenção de bons resultados visuais no realce é a modificação do espaço de cores utilizado no método SVLM. Em seu trabalho original, os autores optaram pela utilização do espaço de cores YUV, contudo, na implementação nesta dissertação os realces tinham resultados acinzentados e opacos, logo optou-se pela utilização do espaço de cores HSV e esta mudança tornou a apresentação das cores mais reais. O método AMSR também utiliza o espaço de cores YUV, contudo a sua modificação não é necessária, já que o ajuste de cores é realizado na etapa final de reconstrução de cores utilizada pelos autores.

## 6 CONCLUSÕES, CONTRIBUIÇÕES E TRABALHOS FUTUROS

Esta dissertação apresenta um estudo de cinco técnicas de realce de imagens digitais e discute alguns métodos de avaliações que podem ser utilizados para suas análises. Os métodos de realce discutidos são o AMSR, BBC, SHIAU, SVLM e TOET. Já para os métodos de avaliação tem-se 3 técnicas de avaliações objetivas (AMBE, Entropia e EME), um método de avaliação subjetiva e por fim uma avaliação de custo computacional de cada método de realce.

Os algoritmos são implementados utilizando linguagem C/C++ juntamente com a biblioteca de processamento de imagens OpenCV. Já o desenvolvimento da ferramenta de avaliação subjetiva é desenvolvido na linguagem JAVA.

Os métodos de realce apresentados são comparados entre si utilizando as métricas citadas. A avaliação objetiva apresenta resultados que auxiliam na descrição do realce. A métrica AMBE, que está relacionada à variação de brilho médio, demonstra que os métodos Retinex da NASA, SHIAU e BBC são respectivamente os algoritmos que possuem os maiores valores desta métrica, o que significa que são os métodos que mais modificam os valores de *pixels* da imagem.

Na entropia, medida que está relacionada ao contraste global, ocorreram pouquíssimos casos de aumento da métrica para o realce, exceto para os resultados obtidos pelo método da NASA. Logo os demais métodos não possuem alongamento do histograma, ou se apresentam não é de forma contínua, como observado nos histogramas dos realces do Retinex da NASA.

Já os resultados do EME que indicam o contraste local, apresentam bons resultados com o aumento de seus valores, nos métodos da NASA, TOET e as Figuras 32 (b) do método AMSR. O método BBC não apresenta aumento, contudo não possui tanta diferença da original com relação aos outros métodos. Este resultado fica bem próximo ao obtido pela avaliação subjetiva, já que os mais bem escolhidos como melhores são o TOET e o BBC.

Quanto ao tempo de processamento, os métodos mais rápidos foram o BBC e o TOET e o mais lento foi o AMSR, possuindo uma diferença de 5 segundos ou mais dos outros métodos.

Portanto, tem-se que os métodos TOET e BBC foram os que obtiveram os melhores resultados e os menores tempo de processamento. Estes resultados são importantes para a utilização destes algoritmos em sistemas embarcados. Hoje há um aumento na utilização destes dispositivos, principalmente em se tratando de *smartphones* e a grande utilização de suas câmeras para a realização de fotos e vídeos pelos usuários.

A contribuição deste trabalho está na comparação e estudo destas técnicas de realce, através da apresentação dos resultados obtidos por métricas objetivas, subjetivas e tempo de processamento, estes resultados podem servir de base para diversos trabalhos que envolvam a utilização de imagens, já que geralmente estes trabalhos contam com uma etapa de pré-processamento utilizando métodos de realce. Além do mais, há a análise entre as métricas demonstrando que a métrica objetiva pode funcionar como uma guia, mas que para a avaliação de qualidade em si a melhor maneira de avaliação é a métrica subjetiva.

A partir desta dissertação, outros trabalhos futuros podem ser desenvolvidos como:

- i. desenvolvimento das técnicas mais rápidas em dispositivos móveis, avaliando tanto os resultados em fotos como em vídeo;
- ii. fazer um estudo e desenvolvimento de uma técnica de alargamento de histograma de forma a não comprometer o resultado do realce. Este estudo é importante, pois em algumas técnicas o histograma é movimentado para as regiões mais visíveis;
- iii. incluir na avaliação subjetiva a possibilidade de atribuir nota aos resultados dos realces.
- iv. desenvolver uma técnica ou adequar a existente para a obtenção automática do expoente da função de potência no método TOET.
- v. modificação do sistema de avaliação subjetiva, de forma que o sistema possa ser utilizado em outros tipos de avaliações.

## REFERÊNCIAS

- ADOBE. *Technical Guides: basic color theory for the desktop*. 2015. Acessado em: 8 Nov. 2015. Disponível em: <[http://dba.med.sc.edu/price/irf/Adobe\\_tg/color/main.html](http://dba.med.sc.edu/price/irf/Adobe_tg/color/main.html)>. Citado na página 21.
- AGAIAN, S. S.; PANETTA, K.; GRIGORYAN, A. M. Transform-based image enhancement algorithms with performance measure. *Image Processing, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 10, n. 3, p. 367–382, 2001. Citado na página 59.
- ARICI, T.; DIKBAS, S.; ALTUNBASAK, Y. A histogram modification framework and its application for image contrast enhancement. *Image processing, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 18, n. 9, p. 1921–1935, 2009. Citado na página 48.
- ASMARE, M. H.; ASIRVADAM, V. S.; IZNITA, L. Color space selection for color image enhancement applications. In: IEEE. *Signal Acquisition and Processing, 2009. ICSAP 2009. International Conference on*. [S.l.], 2009. p. 208–212. Citado na página 56.
- BHUIYAN, S.; ADHAMI, R. R.; KHAN, J. F. Fast and adaptive bidimensional empirical mode decomposition using order-statistics filter based envelope estimation. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Hindawi Publishing Corp., v. 2008, p. 164, 2008. Citado na página 50.
- BRADSKI, G.; KAEHLER, A. *Learning OpenCV: Computer vision with the OpenCV library*. [S.l.]: "O'Reilly Media, Inc.", 2008. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 55.
- CHEN, S.-D.; RAMLI, A. R. Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 49, n. 4, p. 1310–1319, 2003. Citado 2 vezes nas páginas 45 e 60.
- CHENG, F.-C.; HUANG, S.-C. Efficient histogram modification using bilateral bezier curve for the contrast enhancement. *Journal of Display Technology*, IEEE, v. 9, n. 1, p. 44–50, 2013. Citado 6 vezes nas páginas 9, 14, 36, 43, 47 e 55.
- CHIU, Y.-S.; CHENG, F.-C.; HUANG, S.-C. Efficient contrast enhancement using adaptive gamma correction and cumulative intensity distribution. In: IEEE. *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2011 IEEE International Conference on*. [S.l.], 2011. p. 2946–2950. Citado 3 vezes nas páginas 8, 30 e 34.
- DRAGON. *Retinex Image Processing*. 2015. Acessado em: 2 Nov. 2015. Disponível em: <<http://dragon.larc.nasa.gov/retinex/pao/news/>>. Citado 4 vezes nas páginas 8, 17, 55 e 62.
- FECHNER, G. T. Elements of psychophysics. *New York: Rinehart and Winston*, v. 1, 1960. Citado na página 59.
- FORSYTH, D. A.; PONCE, J. A modern approach. *Computer Vision: A Modern Approach*, 2003. Citado na página 21.
- FREITAS, R. F. Sistema de rastreamento da mão humana utilizando visão computacional para aplicações embarcadas. UFC, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 22.

- GIBSON, J. D. *Al Bovik, Handbook of Image and Video Processing*. [S.l.]: Academic Press, Inc., Orlando, FL, 2000. Citado na página 17.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Processamento de imagens digitais*. [S.l.]: Edgard Blucher, 2010. Citado 5 vezes nas páginas 16, 20, 21, 25 e 26.
- GORDON, I. *Theory of visual perception*. [S.l.]: New York: Wiley, 1989. Citado na página 59.
- HEUSCH, G.; CARDINAUX, F.; MARCEL, S. *Lighting normalization algorithms for face verification*. [S.l.], 2005. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.
- HUYNH-THE, T. et al. Using weighted dynamic range for histogram equalization to improve the image contrast. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2014. Citado 5 vezes nas páginas 8, 30, 32, 33 e 60.
- IBRAHIM, H.; KONG, N. S. P. Brightness preserving dynamic histogram equalization for image contrast enhancement. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on, IEEE*, v. 53, n. 4, p. 1752–1758, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 25.
- JANAKIRAMAN, T.; MOULI, P. C. Color image edge detection using pseudo-complement and matrix operations. In: *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*. [S.l.: s.n.], 2008. v. 32. Citado na página 22.
- JOBSON, D. J. et al. Properties and performance of a center/surround retinex. *Image Processing, IEEE Transactions on, IEEE*, v. 6, n. 3, p. 451–462, 1997. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 39.
- KIM, Y.-T. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on, IEEE*, v. 43, n. 1, p. 1–8, 1997. Citado na página 45.
- LAND, E. H.; MCCANN, J. Lightness and retinex theory. *JOSA, Optical Society of America*, v. 61, n. 1, p. 1–11, 1971. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.
- LEAO, A. C. Gerenciamento de cores para imagens digitais. UFMG, 2005. Citado na página 21.
- LEE, C.-H. et al. Adaptive multiscale retinex for image contrast enhancement. In: IEEE. *Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS), 2013 International Conference on*. [S.l.], 2013. p. 43–50. Citado 10 vezes nas páginas 9, 14, 16, 18, 26, 27, 36, 39, 44 e 55.
- LEE, S. et al. A space-variant luminance map based color image enhancement. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on, IEEE*, v. 56, n. 4, p. 2636–2643, 2010. Citado 6 vezes nas páginas 9, 14, 36, 37, 40 e 55.
- LI, B.; WANG, S.; GENG, Y. Image enhancement based on retinex and lightness decomposition. In: IEEE. *2011 18th IEEE International Conference on Image Processing*. [S.l.], 2011. p. 3417–3420. Citado 3 vezes nas páginas 9, 30 e 36.
- MCCANN, J. J.; RIZZI, A. *The art and science of HDR imaging*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011. v. 26. Citado na página 26.

- MELO, M. et al. Evaluation of hdr video tone mapping for mobile devices. *Signal Processing: Image Communication*, Elsevier, v. 29, n. 2, p. 247–256, 2014. Citado na página 56.
- MENDONÇA, M. M. *Comparação entre métodos de normalização da iluminação utilizados para melhorar a taxa do reconhecimento facial*. Tese (Doutorado) — Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo-Escola de Engenharia de São Carlos-Departamento de Engenharia Elétrica, 2008. Citado 3 vezes nas páginas 26, 27 e 28.
- NETO, R. *Equalização de histograma*. 2015. Acessado em: 17 Nov. 2015. Disponível em: <[http://siuvv.rodrigoneto.com/doku.php?id=si\\_mat\\_p7\\_cgraf\\_2bres](http://siuvv.rodrigoneto.com/doku.php?id=si_mat_p7_cgraf_2bres)>. Citado 2 vezes nas páginas 8 e 26.
- PAÍS, E. *Desfrutar as coisas ou fotografá-las?* 2015. Acesso em: 31 Out. 2015. Disponível em: <[http://brasil.elpais.com/brasil/2015/09/22/internacional/1442920296\\_941568.html?id\\_externo\\_rsoc=FB\\_CM](http://brasil.elpais.com/brasil/2015/09/22/internacional/1442920296_941568.html?id_externo_rsoc=FB_CM)>. Citado 2 vezes nas páginas 8 e 16.
- PODDAR, S. et al. Non-parametric modified histogram equalisation for contrast enhancement. *IET Image Processing*, IET, v. 7, n. 7, p. 641–652, 2013. Citado na página 30.
- RAHMAN, Z.-u. et al. Multi-scale retinex for color image enhancement. In: IEEE. *Image Processing, 1996. Proceedings., International Conference on*. [S.l.], 1996. v. 3, p. 1003–1006. Citado na página 28.
- REIS, I. M. de S.; TAVARES, J. M. R. da S. Interface para processamento de imagem em c++ utilizando visual studio. net 2005. 2007. Citado na página 55.
- REZA, A. M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (clahe) for real-time image enhancement. *Journal of VLSI signal processing systems for signal, image and video technology*, Springer, v. 38, n. 1, p. 35–44, 2004. Citado na página 25.
- RUBERT, C.; FONSECA, L.; VELHO, L. Learning based super-resolution using yuv model for remote sensing images. *Proceedings of WTDCGPI*, 2005. Citado na página 22.
- SCHETTINI, R. et al. Contrast image correction method. *Journal of Electronic imaging*, International Society for Optics and Photonics, v. 19, n. 2, p. 023005–023005, 2010. Citado 7 vezes nas páginas 8, 25, 30, 33, 34, 59 e 60.
- SHANMUGAVADIVU, P.; BALASUBRAMANIAN, K. Thresholded and optimized histogram equalization for contrast enhancement of images. *Computers & Electrical Engineering*, Elsevier, v. 40, n. 3, p. 757–768, 2014. Citado 4 vezes nas páginas 8, 30, 31 e 32.
- SHI, J.; CAI, Y. A novel image enhancement method using local gamma correction with three-level thresholding. In: IEEE. *Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC), 2011 6th IEEE Joint International*. [S.l.], 2011. v. 1, p. 374–378. Citado 4 vezes nas páginas 8, 17, 30 e 35.
- SHIAU, Y.-H. et al. A low-cost hardware architecture for illumination adjustment in real-time applications. IEEE, 2014. Citado 8 vezes nas páginas 9, 14, 16, 36, 50, 53, 55 e 56.

- SMITH, A. R. Color gamut transform pairs. In: ACM. *ACM Siggraph Computer Graphics*. [S.l.], 1978. v. 12, n. 3, p. 12–19. Citado na página 23.
- SOLOMON, C.; BRECKON, T. *Fundamentals of Digital Image Processing: A practical approach with examples in Matlab*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011. Citado 6 vezes nas páginas 8, 20, 21, 22, 23 e 24.
- TIWARI, M.; GUPTA, B.; SHRIVASTAVA, M. High-speed quantile-based histogram equalisation for brightness preservation and contrast enhancement. *IET Image Processing*, IET, v. 9, n. 1, p. 80–89, 2015. Citado 4 vezes nas páginas 8, 30, 31 e 32.
- TOET, A.; WU, T. Efficient contrast enhancement through log-power histogram modification. *Journal of Electronic Imaging*, International Society for Optics and Photonics, v. 23, n. 6, p. 063017–063017, 2014. Citado 6 vezes nas páginas 9, 14, 36, 46, 48 e 55.
- WANG, C.; YE, Z. Brightness preserving histogram equalization with maximum entropy: a variational perspective. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 51, n. 4, p. 1326–1334, 2005. Citado na página 25.
- WANG, S. et al. Naturalness preserved enhancement algorithm for non-uniform illumination images. *Image Processing, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 22, n. 9, p. 3538–3548, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 59.
- YE, Z.; MOHAMADIAN, H.; YE, Y. Discrete entropy and relative entropy study on nonlinear clustering of underwater and arial images. In: IEEE. *Control Applications, 2007. CCA 2007. IEEE International Conference on*. [S.l.], 2007. p. 313–318. Citado na página 59.
- ZHANG, D. et al. Histogram partition based gamma correction for image contrast enhancement. In: IEEE. *Consumer Electronics (ISCE), 2012 IEEE 16th International Symposium on*. [S.l.], 2012. p. 1–4. Citado 4 vezes nas páginas 8, 30, 34 e 35.