

UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

Realce Automático de Imagens Subaquáticas em Rios da Amazônia

DAILY DALENO DE O. RODRIGUES

Manaus – AM

Fevereiro de 2015

DAILY DALENO DE O. RODRIGUES

Realce Automático de Imagens Subaquáticas em Rios da Amazônia

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática do Instituto de Computação da Universidade Federal do Amazonas como requisito para a obtenção do Título de Mestre em Informática.

Orientador: Prof. Dr. José P. de Queiroz Neto

Coorientador: Prof. Dr. Wagner Ferreira de Barros

Manaus – AM

Fevereiro de 2015

Ficha Catalográfica

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

D278r de Oliveira Rodrigues, Daily Daleno
Realce Automático de Imagens Subaquáticas em Rios da
Amazônia / Daily Daleno de Oliveira Rodrigues. 2015
74 f.: il. color; 29 cm.

Orientador: José Pinheiro de Queiroz Neto
Coorientador: Wagner Ferreira de Barros
Dissertação (Mestrado em Informática) - Universidade Federal do
Amazonas.

1. Imagens subaquáticas. 2. Realce de imagens. 3. filtros não
lineares. 4. Rios da Amazônia. I. Queiroz Neto, José Pinheiro de II.
Universidade Federal do Amazonas III. Título



FOLHA DE APROVAÇÃO

**"Realce Automático de Imagens Subaquáticas em Rios da
Amazônia"**

DAILY DALENO DE OLIVEIRA RODRIGUES

Dissertação defendida e aprovada pela banca examinadora constituída
pelos Professores:

PROF. JOSÉ PINHEIRO DE QUEIROZ NETO – PRESIDENTE

PROFA. EULANDA MIRANDA DOS SANTOS – MEMBRO

PROF. ROGÉRIO CAETANO – MEMBRO

Manaus, 27 de fevereiro de 2015.

Resumo

O realce de imagens subaquáticas em aplicações na região dos rios amazônicos é cada vez mais requisitado e carece de um estudo mais aprofundado especialmente nos casos em que os rios apresentam alto índice de turbidez e baixa luminosidade. Estes rios têm demandado cada vez mais métodos de realce automáticos que realizem o monitoramento de sua fauna e flora, bem como manutenção de dutos e cabos subaquáticos. Os métodos de realce especificados, desenvolvidos e validados para uso nos rios da região, se deparam com o problema da qualidade de captação de imagens. As pesquisas relacionadas aos ambientes subaquáticos da Amazônia são prejudicadas pelo alto nível de turbidez de suas águas, causadas principalmente devido às partículas em suspensão e à interação da luz com o meio. A extração de imagens subaquáticas de visibilidade adequada aos ambientes dos rios amazônicos em geral, tem se demonstrado imprescindível e relevante, haja vista que, existem tesouros naturais ainda inexplorados nas profundezas desses rios. Por outro lado, verifica-se a necessidade de manutenção da parte subaquática do sistema de transporte de gás GLP (Gás Liquefeito de Petróleo) Coari-Manaus. Diante deste cenário promissor, este trabalho objetiva a melhoria dessas imagens através da aplicação de técnicas de realce com uso de filtros não lineares, que promovam a minimização das características da interação da luz com o meio, perda de contraste e cores em imagens extraídas de ambientes subaquáticos turvos. O método proposto é comparado a duas outras técnicas de realce ou melhoria de imagens que, como neste trabalho, também requerem uma única imagem como entrada. Os resultados obtidos retornam imagens com melhor qualidade visual, considerando-se um grande conjunto de experimentos realizados com dados de simulação e cenas reais obtidas em ambientes externos.

Palavras-chave: Imagens subaquáticas, processamento de imagens, realce de imagens digitais, filtros não lineares, rios da Amazônia, uniformização de iluminação na cena, imagens degradadas.

Abstract

The enhancement of underwater images in applications in the area of Amazonian rivers has been increasingly required and needs further study especially where the rivers have high turbidity and low light. There is increasingly demand for automatic enhancement methods to carry out monitoring of fauna and flora intensive rivers, as well as for the maintenance of pipelines and underwater cables. The enhancement methods specified, developed and validated for using in the rivers of the Amazonia are faced with the problem of imaging quality. The research related to underwater environments of the Amazon has to deal with high turbidity of the water, caused mainly due to particles in suspension and interaction of light with the environment. The underwater images extraction with satisfiable visibility of the environments of Amazonian rivers has become extremely indispensable and relevant, given that there are natural treasures still unexplored into the depths of these rivers, as well as there is need to maintain the underwater part of the transportation system gas LPG (Liquefied Petroleum Gas) Coari-Manaus. Given this promising scenario, this study aims to improve these images by applying techniques of enhancement using nonlinear filters, which promote the minimization of the light interaction characteristics with the environment, loss of contrast and color in images extracted from turbid underwater environments. The method was experimentally validated with images acquired from simulations of underwater scenes and images acquired in outdoor underwater environments. The proposed method is compared to two other techniques of highlighting or enhancement of images. As in this study, these techniques also require a single image as input. The results return images with enhanced visual quality, considering a large set of experiments with simulation data and real outdoors scenes.

Keywords: Underwater images, image processing, digital image enhancement, filters nonlinear, Amazon's rivers, uniform lighting in the scene, degraded images.

Agradecimentos

À Deus, que me tem acompanhado e iluminado ao longo da minha caminhada.

Aos meus queridos familiares, meu filho Pedro Daleno e minha esposa Adelaide Araújo, aos meus pais Zenas e Celeste que muito me incentivaram e direcionaram a enfrentar e a vencer as barreiras da vida.

Ao meu orientador Professor José Pinheiro, pela hombridade, dedicação e acima de tudo confiança dispensada durante o processo de orientação deste trabalho, e ao meu co-orientador Professor Wagner Barros que contribuiu imensamente para meu crescimento e formação científica ao longo do curso de mestrado.

Ao IFAM e FAPEAM, cujos auxílios financeiros permitiram a dedicação necessária à realização deste trabalho.

Aos amigos meus ilustres colegas de turma, em especial Anderson Fontoura, Elton Raniere, Bernado Gatto e Namedin Júnior, pelo empenho, sugestões e contribuições nos trabalhos que desenvolvemos em conjunto, muitos dos quais contribuíram diretamente para a consagração desta dissertação.

A todos os amigos com quem convivi em Manaus, em especial ao Jonathas Pessoa, Michel Yvano, Luiz Cavalcante, Wesley Viana, Daniele e outros que não me recordo no momento, pelo companheirismo, amizade e bons momentos vividos ao longo de todo o período em que estivemos juntos.

Aos colegas do laboratório de Visão e Robótica que sempre me apoiaram e promoveram momentos de companheirismo que sempre me foram prestados.

À todos, MUITO OBRIGADO.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

1	INTRODUÇÃO	9
1.1	Problema	11
1.1.1	Contextualização do Problema	11
1.1.2	Definição do Problema	11
1.1.3	Abordagem para Solução do Problema	12
1.2	Objetivos	13
1.2.1	Objetivo Geral	13
1.2.2	Objetivos Específicos	13
1.3	Organização do Texto	13
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	15
2.1	Imagem.....	15
2.2	Visão Computacional	16
2.3	Processamento Digital de Imagens.....	17
2.3.1	Aquisição de Imagem.....	19
2.3.2	Pré-processamento	20
2.4	Ambientes e Imagens Subaquáticas	21
2.5	Propagação da luz em meios subaquáticos.....	22
2.6	Rios Amazônicos.....	25
2.7	Realce e Restauração de Imagens Digitais.....	26
2.8	Linearidades de Filtros de Realce	27
2.9	Técnicas de Melhoramento de Imagem.....	30
2.9.1	Filtro Homomórfico	31
2.9.2	Alargamento de Contraste	32
2.9.3	Equalização de Histograma.....	32
2.10	A Biblioteca de Programa OpenCV	33
3	TRABALHOS RELACIONADOS	34
3.1	Descrição dos Trabalhos	34
4	MATERIAIS E MÉTODOS	40
4.1	Desenvolvimento Metodológico	40
4.2	Revisão Sistemática dos Trabalhos	41
4.3	Avaliação da qualidade em imagens	44
4.3.1	Avaliação Subjetiva	45
4.3.2	Avaliação Objetiva.....	46
4.3.3	Avaliação da qualidade em trabalhos relacionados	46

5	MÉTODO PROPOSTO.....	49
5.1	Arquitetura do Método	50
5.2	Correção da iluminação, Transformada Rápida de Fourier e Filtragem Passa Alta ..	51
5.3	Realce do contraste.....	53
5.4	Correção das Cores.....	54
6	EXPERIMENTOS E RESULTADOS.....	56
6.1	Experimentos.....	56
6.1.1	Metodologia de Avaliação	56
6.1.2	Condições de Avaliação	57
6.2	Resultados	58
7	CONSIDERAÇÕES E TRABALHOS FUTUROS	69
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	71

Lista de Figuras

Figura 1. Exemplos de diferentes tipos de meios participativos	10
Figura 2. Ambientes onde o meio não exerce influência da propagação da luz.	11
Figura 3. Ambientes onde o meio exerce forte influência da propagação de luz.....	11
Figura 4. Matriz f representativa dos pontos de uma imagem.....	16
Figura 5. Exemplos dos fenômenos de atenuação e dispersão em um ambiente subaquático.	18
Figura 6. O “bueiro óptico”	19
Figura 7. Efeito do fenômeno de absorção e dispersão da luz ao interagir com o meio aquático.....	23
Figura 8. Descrição em alto nível da arquitetura do método automático de realce proposto..	23
Figura 9. Fluxograma para o algoritmo do método automático de realce proposto.....	24
Figura 10. Padrão de cor dos rios amazônicos	25
Figura 11. Formação da imagem a partir do modelo de refletância e iluminação	31
Figura 12. Algoritmo proposto por Iqbal et al.....	35
Figura 13. Algoritmo proposto por Almeida et al.	36
Figura 14. Diagrama de blocos do método proposto.....	50
Figura 15. Imagem melhorada pelas etapas de correção da iluminação e realce do contraste	60

Lista de Tabelas

Tabela 1. Relação trabalho base x Contribuição	38
Tabela 2. Grupos de trabalhos classificados por técnica de realce.....	42
Tabela 3. Grupos de trabalhos classificados por tipo de ambiente.....	43
Tabela 4. <i>Mean Opnion Score</i> (MOS).....	45
Tabela 5. Quadro quantitativo dos experimentos realizados.....	56
Tabela 6. Quadro comparativo de imagens com iluminação corrigida	58
Tabela 7. Quadro comparativo das imagens antes e após aplicação do método de melhoramento	61
Tabela 8. Quadro comparativo das imagens do método proposto com as dos métodos avaliados	63
Tabela 9. Média de pontuação das opiniões nos experimentos.....	65
Tabela 10. Índice de satisfação dos usuários para o método proposto	66
Tabela 11. Média dos valores das métricas objetivas por método avaliado.....	67

Capítulo 1

Introdução

Em muitas áreas de pesquisas científicas o uso de imagens tem se tornado cada dia mais presente. A visão computacional (VC) é uma subárea da Ciência da Computação que utiliza um ou mais sensores para adquirir mapas de distância, movimentos, imagens do ambiente e um conjunto de técnicas que extraem e manipulam dados que estão contidos nas imagens, ditos características, tais como: forma, cor e textura, entre outras. O Processamento de imagens digitais (PDI) é o conjunto de técnicas da VC que manipulam as características das imagens. Estas imagens constituem-se da parte física de uma dada informação, o objetivo da área de PDI é resolver problemas que envolvam a visualização das informações que a imagem carrega.

Constata-se que muitas áreas necessitam da utilização destas técnicas, tais como, medicina, biologia, automação industrial, sensoriamento remoto, astronomia, microscopia, artes, área militar, arqueologia, segurança, vigilância, entre outras. Em decorrência dessa necessidade, Barros (2010) destaca que o meio subaquático vem sendo objeto de estudo em diversas áreas do conhecimento tais como, detecção de minas e exploração de terrenos subaquáticos (Foresti, 2001), inspeção subaquática de cabos de energia e de telecomunicação (Ortiz et al., 2002), monitoramento e análise de espécies marinhas e fluviais (Johnsen, 2002; Johnsen et al., 2004), a vigilância de ambientes (Lavest et al., 2002) e arqueologia (Coleman et al., 2000). Entretanto, ainda é perceptível que a maioria dos estudos da área de VC são relacionados a meios transparentes como o ar, ficando desta forma o meio subaquático carente de pesquisas, principalmente no que se refere às águas dos Rios da Amazônia, a qual se encontra publicado apenas os trabalhos (Almeida et al., 2010; Barros, 2010; Mahiddine et al., 2012 e Ferreira, 2013).

Estudos destinados a esta área de pesquisa ressaltam que em muitos ambientes, vários fatores intervêm de forma negativa na visualização das informações, como o aéreo, onde há névoa, neblina, chuva, fumaça e granizo. Também frisam que nos ambientes subaquáticos, fatores negativos decorrentes principalmente das propriedades da luz, que interage com o meio, dificultam o acesso e percepção das informações contidas na imagem. Os estudos de Yitzhaky et al. (1998) e Barros (2010), consideram que as imagens subaquáticas são tipicamente menos definidas que a maioria das imagens adquiridas na atmosfera, pois estão sujeitas à forte influência do meio como, partículas em suspensão, bolhas de ar e além de

vários outros problemas que envolvem a propagação da luz no meio líquido (absorção e refração da luz) como os reflexos luminosos, baixa iluminação e a sua não uniformidade.

Diante deste cenário, este trabalho visa abordar o problema de realce automático de imagens ou vídeos adquiridos de cenas imersas em meios participativos, isto é, onde o meio exerce forte influência na propagação da luz como neblina, poluição e ambientes subaquáticos, em particular a água, mais especificamente em águas dos Rios da Amazônia, cita-se o Rio Solimões, onde se encontram altos índices de turbidez e baixa luminosidade (Almeida et al., 2010). A Figura 1 ilustra alguns exemplos de imagens adquiridas em diferentes meios participativos.



Figura 1. Exemplos de diferentes tipos de meios participativos.

Por fim, nota-se que a relevância deste estudo é evidente considerando-se a grande diversidade e o número de tarefas que demandam o uso de imagens em ambientes subaquáticos com alto índice de turbidez e baixa luminosidade, além de motivar pesquisas sobre o meio subaquático dos rios da Amazônia e o progresso tecnológico na área de processamento de imagens digitais, utilizando exclusivamente e unicamente técnicas e algoritmos não lineares de realce de imagens, a qual se encontra publicado apenas os trabalhos (Narasimhan e Nayar, 2003; Ye et al., 2005 e Ferreira, 2013).

Devido a suposições típicas, as aplicações conhecidas da literatura destinada à restauração e realce de imagens subaquáticas, quando submetidas para tratar os problemas degradativos de forma isolada, podem não produzir resultados satisfatórios em ambiente como os dos Rios Amazônicos. Isto se deve ao fato que, em suma, as pesquisas são destinadas aos experimentos realizados em mares e oceanos, caracterizados com baixo índice de turbidez e longo alcance visual (Queiroz-Neto et al., 2004; Almeida et al., 2010).

Para atender a este contexto, Barros (2010) especificou dois caminhos que podem ser trilhados, o primeiro se refere à necessidade de criar novos algoritmos, para cada tarefa desejada, levando-se em consideração os efeitos do meio participativo e o segundo destina-se a reverter o efeito de degradação causado pelo meio a fim de restaurar ou realçar, nas

imagens, as características necessárias para a execução da tarefa desejada. Este autor ainda ressalta que, a segunda opção é muito mais abrangente que a primeira, pois vários algoritmos podem compartilhar características semelhantes da imagem. Sendo assim, esta dissertação aborda a segunda opção, ou seja, realçar imagens ou vídeos de meios subaquáticos a fim de utilizá-las em algoritmos clássicos de VC ou PDI.

1.1 Problema

1.1.1 Contextualização do Problema

Durante o processo de formação da imagem, as cenas adquiridas pelos sensores podem ou não sofrer interferências do meio. Em ambientes onde a cena é obtida no vácuo ou em ar puro, o meio não exerce influência da propagação da luz, conforme pode ser observado na Figura 2. Entretanto, quando estas cenas são obtidas em ambientes onde ocorrem os eventos como, por exemplo, neblina, poluição ou principalmente em ambientes subaquáticos (anteriormente definido como meios participativos), o meio exerce forte influência, ainda mais se considerarmos os cenários dos Rios da Amazônia, conforme considera Queiroz-Neto et al. (2004) e reitera Almeida et al. (2010).



Figura 2. Ambientes onde o meio não exerce influência da propagação da luz.

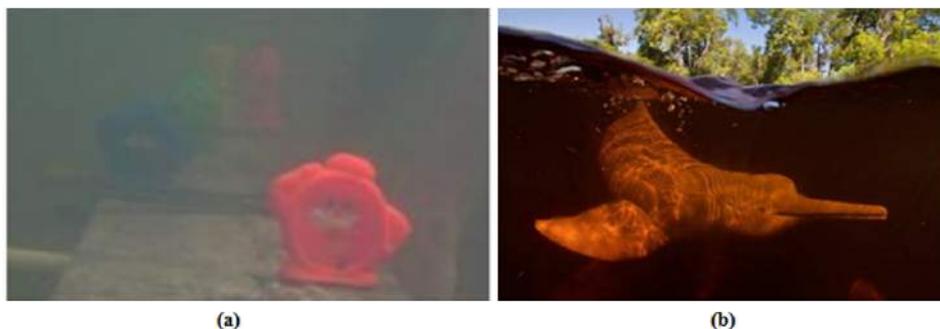


Figura 3. Ambientes onde o meio exerce forte influência da propagação de luz. Em (a), pode-se notar o alto índice de turbidez da água, característica principal encontrada em Rios da Amazônia. Fonte: (Almeida et al., 2010). Em (b), uma característica comum às águas dos rios da Amazônia é a baixa luminosidade. Nota-se que há uma forte perda de visibilidade a poucos metros da câmera. Fonte: (Barros, 2010) - Imagem obtida em <http://www.natgeo.com.br>.

Os estudos de Yitzhaky et al. (1998), Almeida et al. (2010), Barros (2010) e Ferreira (2013) afirmam que as imagens subaquáticas são tipicamente menos definidas que a maioria das imagens adquiridas na atmosfera, pois estão sujeitas à forte influência das partículas em suspensão no meio líquido onde a luz se propaga. E ainda consideram que, em imagens subaquáticas, a perda de informação é devida, principalmente, à luz que interage com o meio, onde suas características de atenuação e dispersão provocam perdas significativas no contraste da imagem, como pode ser verificado na Figura 3.

1.1.2 Definição do Problema

O problema tratado neste trabalho é determinado pela perda de contraste em imagens ou vídeos adquiridos em Rios da Amazônia, imersos neste meio participativo de características de alta turbidez e baixa luminosidade, que produzem efeitos de atenuação não lineares quanto à propagação da luz no meio, o que dificulta o uso de métodos de melhoria de contraste utilizados em imagens ou vídeos fora deste ambiente, para o qual se pretende uma solução que vise o realce automático das imagens obtidas neste meio.

1.1.3 Abordagem para solução do problema

O processamento de imagem pode ser abordado a partir de dois pontos de vista diferentes: como uma técnica de restauração de imagem ou como um método de realce (melhoramento) de imagem:

- i.** A restauração da imagem pretende recuperar uma imagem degradada usando um modelo da degradação e da formação da imagem original; é essencialmente um problema inverso. Esses métodos são robustos e exigem muitos parâmetros do modelo (como índice de atenuação e coeficientes de difusão que caracterizam a turbidez da água). Outro parâmetro importante é a estimação da profundidade de um determinado objeto na cena.
- ii.** O realce (melhoria) da imagem usa critérios subjetivos qualitativos para produzir uma imagem mais agradável visualmente e não confia em qualquer modelo físico para a formação da imagem. Esses tipos de abordagens são geralmente mais simples e mais rápidas do que os métodos de restauração.

O problema é tratado do ponto de vista computacional, desenvolvendo um sistema de realce automático que realize a leitura de imagens ou vídeos que possam ser processados e, com isto, resulte no melhoramento através do uso de filtros não lineares de realce que não requerem um conhecimento a priori do meio subaquático ou do modelo de formação da imagem, por assim se caracterizarem (ver seção 2.8). Os algoritmos são obtidos na literatura, testados empiricamente e, quando necessário, traduzidos/adaptados para melhor atender a qualidade do melhoramento das imagens e o desempenho computacional. O termo automático explanado anteriormente refere-se ao fato do sistema não necessitar, em momento algum, da intervenção do usuário para informar quaisquer parâmetros necessários para execução/processamento do método.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

Especificar, desenvolver e validar um método automático baseado em filtros não lineares para realce de imagens subaquáticas com alto nível de turbidez em Rios da Amazônia, sujeitas aos processos de espalhamento e absorção da energia eletromagnética provenientes do efeito atmosférico e da coluna d'água.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Projetar e implementar um algoritmo para correção dos problemas da atenuação, dispersão e espalhamento da luz em meios subaquáticos;
- Adaptar, desenvolver e implementar algoritmos para melhoramento de contraste em imagens subaquáticas;
- Adaptar e implementar um algoritmo que permita corrigir a opacidade das cores em ambientes subaquáticos.

1.3 Organização do Texto

Este trabalho está organizado em sete capítulos, incluindo este introdutório, onde são explanadas as principais definições e características a respeito do escopo da pesquisa realizada.

O Capítulo 2 apresenta uma fundamentação teórica referente aos principais conceitos utilizados e aos modelos de formação de imagens no vácuo e em meios participativos.

O Capítulo 3 explana o estado da arte dos principais trabalhos relacionados ao tema proposto. São descritos os trabalhos relacionados às técnicas de realces de imagens, entre outras abordagens propostas no intuito de identificar as otimizações, contribuições e avaliações a cerca dos modelos de realce de imagens, seja em ambiente atmosférico ou subaquático.

O Capítulo 4 aborda o material utilizado e os procedimentos realizados no desenvolvimento da pesquisa. Apresenta uma taxonomia dos trabalhos estudados, onde é identificado e classificado, em grupo, cada trabalho referenciado neste projeto de pesquisa científica. Por fim, terço comentários a respeito das métricas para medição de qualidade dos resultados identificados com intuito de mensurar o quão melhor é o método proposto em relação ao estado da arte em questão.

O Capítulo 5 descreve detalhes do método proposto. É apresentada uma arquitetura do método de realce de imagens proposto. São definidos os componentes, descritos suas propriedades internas e externas, e abordado seus relacionamentos com outros componentes que integram este método.

O Capítulo 6 explana os experimentos realizados para validação da metodologia proposta. Primeiramente apresenta a metodologia utilizada para avaliar a qualidade do realce. No segundo momento descreve as condições necessárias para aplicação da avaliação. Por fim, no Capítulo 7 são apresentadas as considerações e as propostas de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Neste capítulo, é apresentada uma fundamentação teórica referente aos principais conceitos inerentes ao método proposto e aos modelos de formação de imagens no vácuo e em meios participativos. Com intuito de situar o leitor a respeito do cenário da pesquisa, contextualiza-se os conceitos com as aplicabilidades dos trabalhos relacionados.

2.1 Imagem

Antes de definir conceitos relacionados à Visão Computacional (VC) e processamento digital de imagens (PDI), faz-se necessário conceituarmos o que é imagem. Assim, uma imagem pode ser definida como uma função bidimensional, $f(x, y)$, em que x e y são coordenadas espaciais (plano), e a amplitude de f em qualquer par de coordenadas (x, y) é chamada de intensidade de ou nível de cinza da imagem nesse ponto. Quando x , y e os valores de intensidade de f são quantidades finitas e discretas, chamamos de imagem digital (Gonzalez e Woods, 2000).

Uma imagem digital é composta de um número finito de elementos, cada um com localização e valor específico. Esses elementos são chamados de elementos pictóricos, elementos de imagem, *pels* e *pixels*. *Pixel* é o termo mais utilizado para representar os elementos de uma imagem digital, bem como representa de forma numérica a luminosidade de um ponto da imagem. A Figura 4 ilustra a representação numérica de uma imagem ampliada de 10 X 10 pixels.

Tipicamente, cada ponto de uma imagem é decomposto em uma tripla de cores e cada proporção relativa é transformada em valores numéricos que permitem que eles sejam recuperados. No modelo conhecido como RGB, por exemplo, a imagem é decomposta nas cores vermelho (R-Red), verde (G-Green) e azul (B-Blue).

O modelo de cores RGB é um modelo aditivo no qual o vermelho, o verde e o azul são combinados de várias maneiras para reproduzir outras cores. Cada uma pode variar entre o mínimo (completamente escuro) e máximo (completamente intenso). Geralmente, a partição é de 8 bits para cada uma das 3 cores, dando um alcance de 256 possíveis valores, ou intensidades, para cada tom.

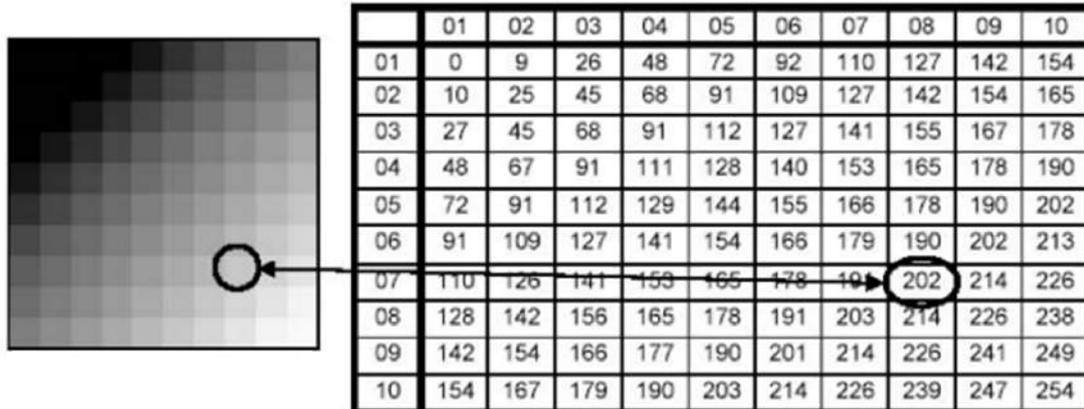


Figura 4. Representação numérica de uma imagem de tamanho 10x10 *pixels*.

2.2 Visão Computacional

A Visão Computacional pode ser definida como um conjunto de métodos e técnicas que tornam sistemas computacionais capazes de extrair e interpretar informações de imagens. Carvalho (2007) destaca que o desenvolvimento de algoritmos computacionais capazes de extrair informações presentes em uma imagem é fortemente influenciado pela compreensão dos processos de aquisição de imagens e de sua percepção no sistema visual do homem e de outros animais. Um dos maiores objetivos da VC é buscar um modelo de representação genérico que se aproxime da visão biológica, seja em ambientes aquáticos ou não, objetivo este ainda longe de ser alcançado.

Os primeiros estudos mais aprofundados e específicos de VC datam da década de setenta, quando os computadores já tinham capacidade de processamento suficiente para processar grandes conjuntos de dados, como são as imagens. Por esta razão, esse ramo é relativamente novo e a maior parte dos trabalhos, aplicações e abordagens está orientada à soluções de problemas práticos e específicos, ou em estágios de pesquisa.

Aplicações de VC podem ser encontradas como parte integrante de sistemas complexos. São exemplos desses sistemas equipamentos para processamento de imagens médicas e aplicações industriais para controle de qualidade ou medição de características de produtos. Além dessas duas aplicações, a VC pode ser aplicada em ambientes subaquáticos, como exemplo, podemos visualizar a pesquisa realizada por Queiroz-Neto (2005) intitulado “Sistema de Contagem Automática de Peixes”. Este estudo consiste em definir um sistema de identificação automática e contagem de peixes que se encontra dividido em três etapas principais: aquisição de imagens; rastreamento e contagem; e identificação.

Outro exemplo interessante é a utilização de robôs autônomos que necessitam da VC para a captura de informações em ambientes complexos, como os ambientes subaquáticos. Estudos e pesquisas destinadas a meios com este perfil, tem sido prejudicados por causa das adversidades encontradas nestes ambientes, haja vista que, à medida que aumenta a profundidade, mais escassos ficam a visualização e o reconhecimento dos objetos representados, que em sua maioria são de extrema importância (Almeida et al., 2010).

Rudek et al. (2001) ainda destaca que existem muitas aplicações importantes graças às tecnologias de pesquisa da área de visão computacional e processamento de imagens, principalmente aplicações feitas nas áreas de sensoriamento remoto, reconhecimento de padrões, astronomia, medicina, segurança pública, análise de impressões digitais, multimídia, entretenimento, reconhecimento de assinaturas, robótica móvel, construção de armas bélicas, sistemas produtivos, entre outras.

2.3 Processamento Digital de Imagens

O ato de processar uma imagem consiste em aplicar sobre ela, transformações sucessivas com o intuito de obter mais facilmente informações nela contidas de modo que o resultado final seja mais adequado que a imagem original para uma aplicação específica. Entretanto, o processo de extração de informações de imagem pelo olho humano nem sempre é o mais satisfatório possível.

Alvarenga et al. (1999), afirma que a capacidade de visualização ou obtenção de características da imagem ou cena pelo olho humano é limitada devido a distorções e degradações do meio. Em decorrência disto, ressalta que o uso de PDI é de fundamental importância, uma vez que, devido à utilização de uma série de técnicas que melhorem essa imagem ou cena, a visualização é facilitada, viabilizando então a extração de informações que agilizam essa percepção.

Assim, de acordo com Gonzalez e Woods (2000), o campo de PDI se refere ao processamento de imagens digitais por um computador digital, centrada no realce e no filtro dos dados contidos nas imagens para facilitar a sua interpretação/compreensão ou simplesmente para melhorar a sua qualidade.

De forma análoga, Ferreira (2013) ainda complementa que é de extrema relevância a aquisição e aplicação de PDI em imagens digitais obtidas em ambientes com características de meios participativos, pois facilita o estudo do ambiente de difícil acesso pelo ser humano, como por exemplo, as profundezas dos rios ou oceanos. E discorre que, devido a uma série de

fatores naturais, objetos ou partículas em suspensão presentes nessas imagens digitais extraídas, promovem a perda de cor e definição, o que torna o PDI um processo de extrema importância para o estudo avançado desse ambiente, por isso é necessário o processamento dessas imagens que irá devolver formas e cores aos objetos que tiveram informações importantes perdidas ou de alguma forma, degradadas.

Para aplicar o PDI, faz-se necessário que o processo disponha de uma imagem da cena. Para tanto, a aquisição de imagens é feita por sensores que captam a energia irradiada pelos elementos da cena, onde as informações captadas passam por um dispositivo que transforma as informações físicas captadas em informações digitais.

Uma vez que a imagem é capturada e digitalizada, aplica-se o processo de conversão dos dados em uma matriz bidimensional, o que facilita o processamento de imagens e o armazenamento das informações. É nessa matriz que serão aplicados métodos matemáticos para amenizar o problema de perda no realce de cores das imagens extraídas do meio subaquático dos rios amazônicos. A Figura 5 demonstra uma representação estrutural da imagem analógica convertida em uma matriz de M por N pontos, cada qual denominado elemento da imagem ou, como explanado anteriormente, *pixel*.

O processo de conversão dos dados, captados pelos sensores para o formato digital, se dá por meio de dois métodos chamados de amostragem e quantização. A amostragem é a resolução espacial que esta associada ao nível de detalhes que podem ser vistos em uma imagem e a quantização é a resolução dos níveis de cinza. A resolução das imagens depende principalmente desses dois métodos.

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix}$$

Figura 5. Matriz f representativa dos pontos de uma imagem. Fonte: (GONZALEZ e WOODS, 2000).

Na Figura 5, acima, podemos notar a presença dos pontos de $f(M \times N)$, cada ponto possui valores que representam a resolução, quanto maior os valores, maior é a resolução. Na faixa de 0 a $n-1$, a quantização faz com que cada um destes *pixels* assumam um valor inteiro e quanto maior o valor de n , maior o número de níveis de cinza presentes na imagem digitalizada.

De acordo com Gonzalez e Woods (2000) e Albuquerque (2007), as técnicas em análise de imagem podem ser divididas em três áreas básicas: processamento de baixo nível, processamento de nível intermediário e processamento de alto nível. A Figura 6 mostra os processos de cada uma dessas áreas.

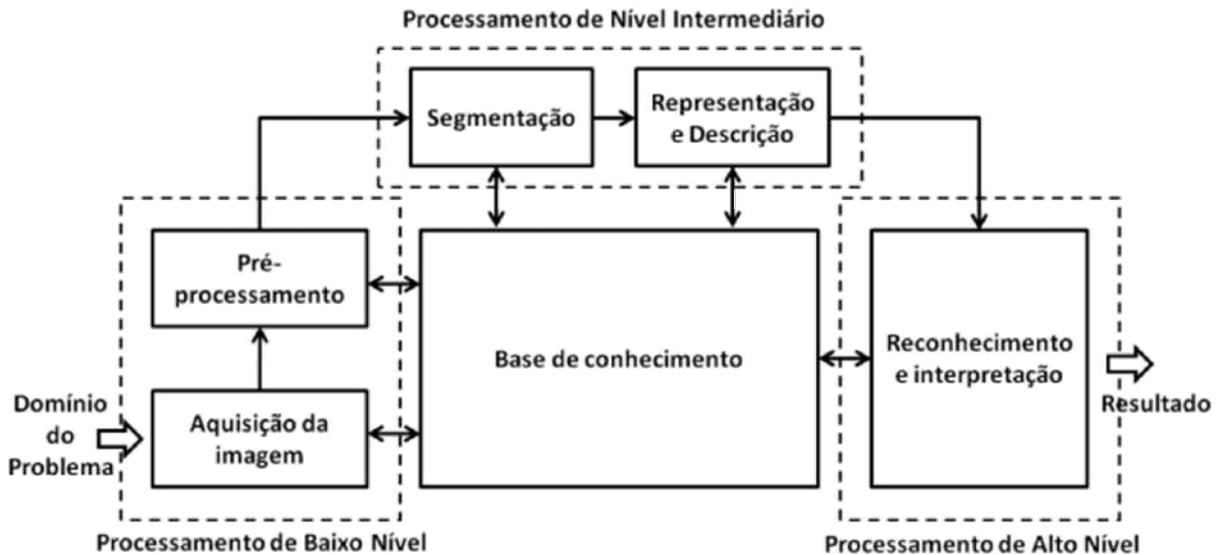


Figura 6. Elementos do processo de análise da imagem. Fonte: (Gonzalez e Woods, 2000).

Considerando o escopo do método de realce proposto e a figura acima, este trabalho propõe suas contribuições realizando unicamente processamento de baixo nível. Sendo assim, nas seções seguintes, são apresentados e discutidos os dois passos para o processamento digital de imagens com enfoque no processamento de baixo nível em imagens, sendo: aquisição de imagem e pré-processamento. Vale ressaltar a existência de outras etapas além das duas destacadas, no entanto, não são abordadas por estar além das margens do domínio do problema.

2.3.1 Aquisição de Imagem

É o primeiro passo do processo de PDI. É a etapa que requer uso, na maioria das aplicações, de apenas um sensor de imagem com capacidade para digitalizar o sinal produzido por este sensor. Desta forma, Gonzalez e Woods (2009) frisam que dois elementos são necessários para a aquisição de imagens digitais, no que se refere ao sensoriamento. O primeiro é o uso de um dispositivo físico sensível à energia (faixa espectral de energia eletromagnética) emitida pelo objeto cujas imagens desejamos capturar e que gera um sinal elétrico de saída. O segundo é um dispositivo que converte a saída (sinal elétrico) do dispositivo físico de

sensoriamento para um formato digital, chamado digitalizador. Como por exemplo, em uma câmera digital, onde sensores produzem uma saída elétrica proporcional à intensidade da luz. O digitalizador faz a conversão da saída elétrica em dados digitais.

2.3.2 Pré-processamento

Posteriormente ao processo de aquisição e digitalização da imagem, o próximo passo é o pré-processamento que visa o melhoramento da imagem, aumentando as chances e tornando oportuno o sucesso dos processos seguintes do processamento digital de imagem (Gonzalez e Woods, 2000). Nesta fase, são utilizadas técnicas para aumento de contraste, remoção de ruídos, realce e normalização, com o objetivo de converter os padrões para uma forma que possibilite uma simplificação do posterior processo de reconhecimento.

As técnicas utilizadas nessa etapa envolvem duas categorias principais: métodos que operam no domínio espacial e no domínio da frequência. O domínio espacial refere-se ao próprio plano da imagem, e as técnicas nesta categoria são baseadas na manipulação direta dos *pixels* de uma imagem. As técnicas de processamento no domínio da frequência se baseiam na modificação da transformada de Fourier de uma imagem.

Em outras palavras, as técnicas espaciais consideram as imagens no domínio espacial, ou seja, como funções de luminância $I(u, v)$ de cada *pixel* (u, v) . Enquanto que as técnicas espectrais, isto é, que operam no domínio da frequência por sua vez, supõem que as imagens são modeladas em termos da frequência (Wu, Wv) de variação das luminâncias entre os *pixels* ao longo da linha u e da coluna v da imagem, isto é, $F(I(u, v)) = I(Wu, Wv)$ (Wu, 2007).

Alguns dos procedimentos que podem ser aplicados nessa etapa são: suavização espacial (homogeneidade dos pixels através de filtros tais como média, mediana ou bilateral), aguçamento de contornos (realce e detecção de bordas), realce de contraste (equalização de histograma e alargamento de contraste), correção de cor, filtragem homomórfica no domínio da frequência (permite correção do problema da não uniformidade da iluminação presente na cena), dentre outras. Na seção 2.8, apresenta-se conceitos destes procedimentos e no Capítulo 5 e 6 são discutidos de forma mais oportuna e detalhada, as aplicações, comportamentos e resultados dessas técnicas no âmbito dos estudos deste trabalho.

2.4 Ambientes e Imagens Subaquáticas

Em ambientes subaquáticos, os problemas observados na visualização dos objetos na imagem são resultados da degradação das imagens causada basicamente pela interação da luz com a água, podendo ser agravada por vários tipos de partículas em suspensão (Nascimento, 2008).

O estudo de Drews e Botelho (2008) frisa que a aplicação de técnicas de VC nas imagens subaquáticas trata com problemas decorrentes da transmissão do meio e ressalta que as propriedades ópticas dos corpos dentro da água dependem da interação entre a luz e o ambiente aquático. Esta interação inclui, basicamente, dois processos: absorção e espalhamento (Xu e Negahdaripour, 1997).

O trabalho de Almeida et al. (2010) explana que a combinação desses dois processos de propagação de luz provoca a redução de contraste da cena. E ainda conceitua, embasado nos estudos de Queiroz-Neto et al. (2004), Queiroz-Neto (2005), Queiroz-Neto (2006), Drews e Botelho (2008) e Schettini e Corchs (2010), que o primeiro é o processo físico em que a luz interage com a matéria e é convertida em outras formas de energia, fazendo com que os objetos tenham sua energia luminosa proveniente de si, aparentemente reduzida, isto é, absorvidas, fato conhecido na literatura como absorção. E o segundo, é o processo de espalhamento, também conhecido como dispersão, que é o processo físico onde os fótons interagem com as partículas em suspensão na água e mudam sua direção de propagação dos raios luminosos. Drews e Botelho (2008) ainda afirmam que esse fenômeno pode ser dividido em retro dissipação, que surge quando a luz é refletida na direção da câmera e em pró-espalhamento, que é produzido quando a luz é refletida pelo objeto, alterando sua direção. Maiores detalhes sobre esses fenômenos são abordados na Seção 2.5.

Os problemas relacionados com a luminância do meio participativo, como absorção e atenuação da iluminação podem variar de acordo com as características das propriedades da água. A distância limite para a visualização e análise de um objeto alvo depende diretamente das condições da água e do tipo de fonte de luz utilizada (Almeida et al., 2010). Nos oceanos e mares, em locais onde as águas apresentam baixo índice de turbidez e poucas partículas em suspensão, a distância de visibilidade pode chegar de 10 até 20 metros. Já nos meios fluviais, como por exemplo, nos Rios da Amazônia, esta distância pode variar considerando-se a coloração e número de partículas em suspensão da água, chegando em alguns casos, a distâncias limites de 40 a 50 centímetros (Almeida et al., 2010).

Em ambientes subaquáticos com características como as dos rios amazônicos, a dispersão e reflexão da luz são potencializadas, pois nestes há uma baixa visibilidade devido

ao grande número de partículas em suspensão, diminuindo exponencialmente a qualidade da imagem e o campo de visão da câmera, de forma que dificulta, de maneira significativa, o processamento das imagens (Queiroz-Neto, 2005). A diminuição exponencial da qualidade da imagem está diretamente relacionada com a informação de distância percorrida pela luz do objeto à câmera, isto é, a diminuição da qualidade é afetada negativamente com base nesta distância (Barros, 2014).

Ferreira (2013) afirma que os efeitos de absorção e dispersão tornam-se mais evidentes nos rios da Amazônia, onde a extração, visualização, captura e processamento de imagens se torna mais difícil por causa da pigmentação escura ou argilosa dos rios onde as águas são muito turvas devido a restos de folhas e troncos de árvores, assim como o assoreamento do leito de rios, aumentando significativamente as partículas em suspensão.

2.5 Propagação da luz em meios subaquáticos

Para um melhor entendimento do problema em questão, faz-se necessário entender os principais fenômenos relacionados ao processo de interação da luz com o meio subaquático. Conforme abordou-se na Seção 2.4, os processos físicos de interação da luz em meio aquático causam uma forte perda de contraste nas imagens, principalmente devido aos fenômenos de *atenuação e dispersão* da luz na água.

A atenuação é o processo físico no qual a luz, ao interagir com partículas do meio, ou as suspensas nele, é parcialmente convertida em outras formas de energia, provocando o decaimento da intensidade na imagem dos objetos com a distância. A dispersão é causada pela mudança de direção de propagação da luz. A dispersão dos raios de luz pode causar um efeito de borramento na imagem e fazer com que objetos distantes da câmera apresentem luminosidade maior que objetos próximos. A Figura 7 exemplifica a interação dos raios de luz com o meio em um ambiente aquático e mostra os efeitos de atenuação e dispersão (Nascimento, 2008).

No estudo de Schechner e Karpel (2004) discorre que a iluminação natural subaquática vem de um cone limitado acima da cena, tal como representado na Figura 8. Este fenômeno é causado pela refração dos raios de iluminação através da superfície da água, e é denominado *optical manhole or Snell's window*, assim definidos em Cronin e Shashar (2001) e Horváth e Varjú (2005). Schechner e Karpel (2004) ainda destaca que uma vez na água, a iluminação natural sofre uma forte coloração dependente da atenuação. Como resultado, ela geralmente se torna predominantemente azul-verde em mares ou oceanos (Webster, 1998), e argilosa-

escura como nos Rios da Amazônia, o que se pode considerar a ocorrência da interação dessa luz com a cena visualizada.

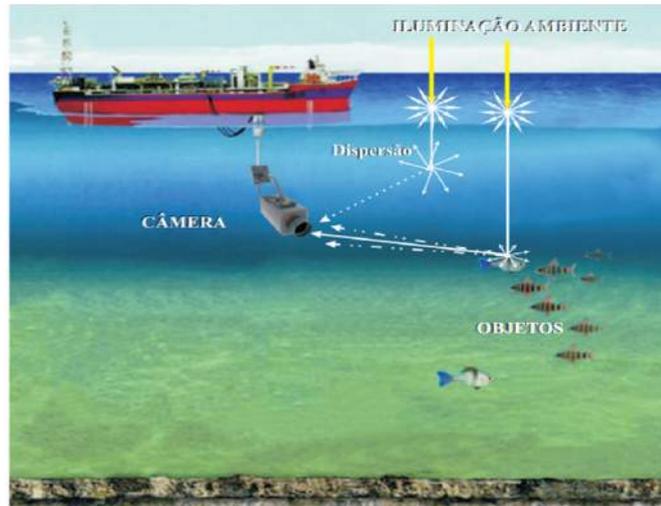
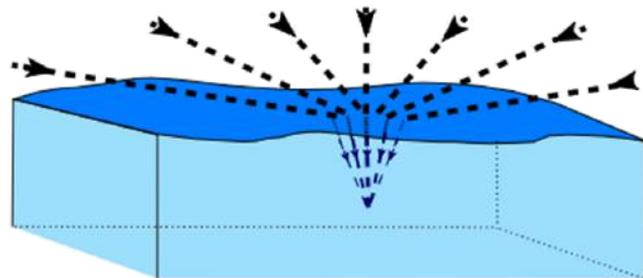
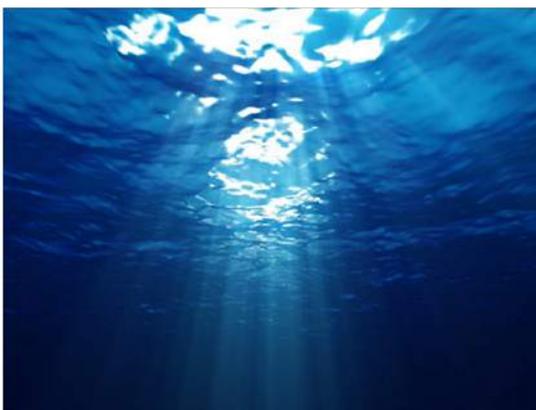


Figura 7. Exemplos dos fenômenos de atenuação e dispersão em um ambiente subaquático.



(a)



(b)



(c)

Figura 8. Iluminação subaquática natural. Em (a) O “bueiro óptico”. Fonte: (Schechner e Karpel, 2004). Em (b) representação real do bueiro em águas com baixo índice de turbidez. Em (c) representação real do bueiro em águas com alto índice de turbidez. Esse fenômeno ocorre devido à refração na superfície da água, a iluminação subaquática natural vem de cima e uma vez dentro deste meio participativo interage com as partículas em suspensão e dependendo o índice de turbidez, causa um ofuscamento da cena, perda de contraste, dentre outros.

Barros (2010) sugere um conceito frequentemente encontrado na literatura, que afirma que a luz é formada por um grande número de “partículas” de energia eletromagnética, chamadas fótons, que se movem no vácuo a uma velocidade de $2,998 \times 10^8$ m/s. Ainda destaca que à medida que a luz se propaga no meio, os fótons que a compõem interagirão com o meio de forma que a informação que será captada pelo sensor terá suas características como a intensidade, o contraste, a cor e a nitidez modificadas. Estas modificações atribuí-se aos dois fatores anteriormente explicados na seção 2.4.

Os estudos de Mobley (1994), Jenkins e White (1997), Born (1999), Schechner e Karpel (2004), Queiroz-Neto et al. (2004), Queiroz-Neto (2005) e Barros (2010), destacam que, quando as mudanças proporcionadas pelos fenômenos de absorção e dispersão ocorrem em ângulos compreendidos entre 0 e 90 graus, tem-se o fenômeno conhecido na literatura por *forward scattering*. Se a mudança na direção de propagação ocorrer em ângulos compreendidos entre 90 e 180 graus, tem-se o fenômeno chamado *backscattering*. A Figura 9 ilustra estes fenômenos.

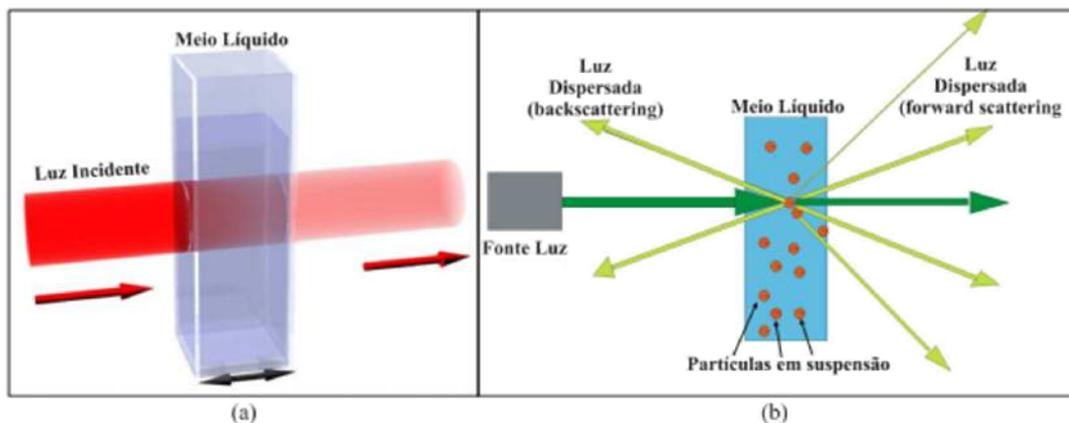


Figura 9. Efeito do fenômeno de absorção (a) e dispersão (b) da luz ao interagir com o meio aquático. Em (b) destacam-se os efeitos referentes ao *forward scattering* e *backscattering*. Fonte: (Barros, 2010) com figura adaptada de (Kaplan et al., 1999).

Na Figura 9, pode-se notar os efeitos de *Forward Scattering* e *Backscattering*. O *Forward Scattering* ocorre quando ao ser refletido pela superfície de um objeto, um raio de luz ao se propagar em um meio participativo, sofre pequenos desvios em sua trajetória até o sensor devido a sua interação com as partículas do meio. O resultado desse efeito é o borramento em algumas regiões da imagem. *Backscattering* representa os raios que foram refletidos por objetos que se encontram fora da área de visão do observador e podem chegar até ele. Isso ocasiona um aumento expressivo na radiância de objetos, principalmente aqueles muito distantes (Nascimento, 2008).

2.6 Rios Amazônicos

No meio participativo, a quantidade de luz é reduzida à medida que a profundidade aumenta consequentemente a nitidez das cores decresce, uma a uma, de acordo com seu comprimento de onda. Schettini e Corchs (2010) afirmam que em oceanos e mares, a cor vermelha desaparece com a profundidade de cerca de 3m. Na profundidade de 5m, a cor laranja está perdida. A maior parte do amarelo se apaga a uma profundidade de 10m, e, finalmente, o verde e o roxo desaparecem em profundidades maiores. A cor azul é a que viaja mais tempo na água, devido ao seu comprimento de onda mais curto. As imagens subaquáticas são, portanto, dominada pela cor azul-esverdeada.

Em rios, igarapés ou lagos da região amazônica, este cenário de perda de cor nem sempre o que se percebe é o mesmo observado nos oceanos e mares, haja vista a grande variedade de coloração da água apresentada nos mais variados rios amazônicos, tal como o Rio Negro que possui padrão de coloração de águas negras, tem diferentes cores e tonalidades, dependendo de cada estuário. A cor muda de acordo com a densidade de árvores e da flora da selva acumuladas e decompostas em solo, que então deságua no rio decorrente de chuvas que os levam. Outro rio com padrão de coloração bastante adverso ao padrão apresentado pelo rio citado anteriormente é o Rio Solimões, com águas de coloração argilosa decorrentes da erosão principalmente do solo de suas margens. Na Figura 10 pode ser visto o padrão de cor apresentado em cada um.



Figura 10. Padrão de cor dos rios amazônicos. Em (a) visão de satélite destaca presença do Rio Negro com águas escuras-avermelhadas e Rio Solimões com águas argilosas. Em (b) apresenta-se o encontro das águas contendo do lado esquerdo o Rio Solimões e direito o Rio Negro. Fonte: *Wikipedia*.

Em meios participativos, as imagens subaquáticas apresentam independente de sua localidade, tipo de coloração ou índice de turbidez, visibilidade limitada, baixo contraste e iluminação não uniforme, que acarretam no obscurecimento da cena, aparecimento de artefatos brilhantes, cor diminuída e ruído aumentado. Com base neste contexto de diversidade de coloração de águas, propõe-se um filtro de correção de cor que atenda genericamente cada padrão diversificado de cor, seja o encontrado em oceanos e mares, seja em rios.

2.7 Realce e Restauração de Imagens Digitais

Observa-se com bastante frequência na literatura uma confusão da aplicação correta de conceitos sobre realce e restauração de imagens. Os autores em seus trabalhos ora usam o conceito de restauração para representar um processo de melhorias em imagens, ora usam o de realce para descrever o mesmo processo. Destaca-se que este equívoco é comumente encontrado de fato nos trabalhos relacionados a esta área de pesquisa e ressalta-se que muitos autores enleiam e usam os dois termos para o realce de imagens, fato este que, muitas das vezes, não ocorre em seu processo de pesquisa. Diante deste dilema, e com o intuito de amenizar esta confusão, a seguir discute-se e apresenta-se dois conceitos totalmente concretos e distintos.

Realçar imagens é fazer uso de métodos ou procedimentos que acentuam características importantes da imagem para cada aplicação específica, aperfeiçoam a imagem fazendo uso de critérios subjetivos qualitativos como forma de produção de uma imagem mais agradável visualmente sem confiar em qualquer modelo de formação de imagem. Exemplos encontrados na literatura demonstram relevantes melhorias na qualidade da imagem, aumentam o contraste da imagem, e facilitam processamentos adicionais, como detecção da borda e das regiões na imagem, além de serem abordagens mais simples e rápidas em relação às de deconvolução, isto é, restauração. Em outras palavras, pode-se entender por realce de uma imagem a redistribuição das luminâncias de forma a acentuar contrastes do objeto de interesse (Gonzalez e Woods, 2000). De forma similar, permite-se ainda afirmar que implica em melhorar contraste, nitidez e brilho que não necessariamente mantém as características originais da imagem, mas visa somente melhorar seu aspecto visual.

A restauração, por sua vez, tem o propósito direcionado para reconstruir ou recuperar uma imagem “degradada”, usando-se algum conhecimento a priori do processo de degradação e modelo de formação da imagem original. Desta forma, as técnicas de restauração se

orientam na direção da definição da degradação e da aplicação de processos inversos para recuperar a imagem original (Gonzalez e Woods, 2000). Pode-se acrescentar que, restauração de imagens, implica em obter as características reais da imagem, mesmo que isso não a torne visualmente mais clara e que este método é rigoroso, exigindo muitos parâmetros do modelo como coeficientes de atenuação e de difusão que caracterizam a turbidez da água que pode ser extremamente variável.

Confrontando estes conceitos, pode-se considerar de acordo com Gonzalez e Woods (2000), que assim como no realce de imagens, o principal objetivo das técnicas de restauração é melhorar uma imagem em algum sentido predefinido. Apesar de haver áreas de sobreposição, o realce de imagens é principalmente um processo subjetivo, enquanto a restauração é, em grande parte, um processo objetivo. Assim, justifica-se o fato dos autores utilizarem-se o ponto de vista de uma avaliação visual e subjetiva como métrica de comparação da qualidade da imagem realçada, estando de acordo com as discussões oportunas realizadas no Capítulo 4. Entretanto, não o torna impraticável fazer uso de uma métrica de mensuração de qualidade do realce válida para medir a potencialidade do estudo.

2.8 Linearidades de Filtros de Realce

Filtragem são técnicas que aplicam transformações (operadores - máscaras) na imagem *pixel a pixel*, que não dependem apenas do nível de intensidade luminosa de um determinado pixel, mas também do valor dos níveis de intensidade dos pixels vizinhos. O processo de filtragem é feito utilizando matrizes denominadas máscaras, as quais são aplicadas sobre a imagem. Possui objetivo de corrigir, suavizar ou realçar determinadas características de uma imagem dentro de uma aplicação específica (Gonzalez e Woods, 2000). Os filtros podem ser lineares e não lineares.

Os filtros lineares são aqueles que aplicam, de alguma forma, uma operação matemática linear a um sinal (imagem) de entrada e buscam suavizar, realçar detalhes da imagem e minimizam efeitos de ruídos, sem alterar o nível médio da intensidade dos pixels na imagem. Enquanto que os filtros não lineares são aqueles que exercem uma operação matemática não linear e aplicam transformações sem o compromisso de manter o nível médio de intensidade dos pixels da imagem original.

A classificação mais habitual dos filtros baseia-se na sua linearidade e resposta em frequência. Um filtro é linear quando são válidos os princípios da superposição e da

homogeneidade explicados e abordados a seguir em forma de prova matemática e descrição causal. Caso contrário, o filtro é não linear.

a) Como uma prova matemática

Prova:

Seja um filtro (operador) H , que produz uma imagem de saída $g(x, y)$ para uma imagem de entrada $f(x, y)$.

$$H [f(x, y)] = g(x, y)$$

H é um filtro linear se e somente se:

$$\text{i) } H [a.f(x, y)] = a.H [f(x, y)]$$

$$\text{ii) } H [a.f_i(x, y) + b.f_j(x, y)] = H [a.f_i(x, y)] + H [b.f_j(x, y)]$$

Onde a e b são constantes e $f_i(x, y)$ e $f_j(x, y)$ são imagens arbitrárias (do mesmo tamanho).

Considerando os princípios da linearidade **i** e **ii** apresentados acima, provemos que os filtros abaixo são lineares ou não. Para provarmos a linearidade, começamos com o lado esquerdo de cada situação e tentamos provar que ele é igual ao lado direito.

Situação 1: $f(x, y) = (T + bT).f(x, y)$

Para que o filtro acima seja linear, deve atender as propriedades **i** e **ii**. Considerando o caso:

i) $H [a.f(x, y)] = a.H [f(x, y)]$, verifiquemos:

Temos que:

$$\begin{aligned} H [a.f(x, y)] &= (T + bT).a.f(x, y) \\ &= a.(T + bT).f(x, y) \\ &= a.H [f(x, y)] \end{aligned}$$

Portanto, **verdadeiro**.

ii) $H [a.f_i(x, y) + b.f_j(x, y)] = H [a.f_i(x, y)] + H [b.f_j(x, y)]$, verifiquemos:

Temos que:

$$\begin{aligned} H [a.f_i(x, y) + b.f_j(x, y)] &= (T + bT). [a.f_i(x, y) + b.f_j(x, y)] \\ &= (T + bT).a.f_i(x, y) + (T + bT).b.f_j(x, y) \\ &= H [a.f_i(x, y)] + H [b.f_j(x, y)] \end{aligned}$$

Portanto, **verdadeiro**.

Observando que i e ii são verdadeiros, então o filtro é linear.

Situação 2: $f(x, y) = (f(x, y)+1)^2$

Considerando o caso

i) $H[a.f(x, y)] = a.H[f(x, y)]$, verifiquemos:

Temos que:

$$H[a.f(x, y)] = a^2.f(x, y)^2 + 1^2 \neq a.H[f(x, y)]$$

Portanto, **o filtro é não linear**.

b) Como uma descrição causal

Para provarmos através de uma descrição causal a linearidade dos filtros, procura-se criar uma relação de entrada e saída, isto é, deve-se verificar se o resultado da aplicação de um determinado filtro H em uma matriz ou imagem $f(x, y)$ produz, sem depender de entradas futuras, uma matriz ou imagem $g(x, y)$, provido que o segundo evento (matriz ou imagem $g(x, y)$) seja uma consequência unicamente ou exclusivamente do primeiro $H[f(x, y)]$, além de considerar que a inversão do processo permita obter, sem perda de dados, as intensidade de cada pixel da imagem anterior.

Por outro lado, se este evento resultante $g(x, y)$ depender além do evento $H[f(x, y)]$, assim como de entradas futuras, bem como não tornar possível a obtenção da imagem anterior a aplicação do processo, caso se deseje fazer o processo inverso, podemos considerar como um filtro não causal. Diante deste contexto, verifiquemos dois casos explanados.

Caso 1: Considerando aplicar o operador negativo (F_n) na matriz ou imagem $f(x, y)$, obtém-se uma imagem $g(x, y)$ em que todos seus pixels são subtraídos pela maior intensidade dos pixels da imagem $f(x, y)$. Esta operação, além de não depender de valores futuros para implicar no resultado em $g(x, y)$, também torna possível recuperar os valores das intensidades dos pixels da imagem original partindo de $g(x, y)$ aplicando-se apenas a operação inversa, ou seja, somar os pixels de $g(x, y)$ pela maior intensidade dos pixels da imagem $f(x, y)$. Logo, verificamos que essa operação é linear.

Caso 2: Por outro lado, considerando aplicar o filtro de equalização de histograma (F_{eq}) na matriz ou imagem $f(x, y)$, obtém-se uma imagem $g(x, y)$ em que seus pixels recebem novos valores que não dependem unicamente da aplicação de uma operação reversível, haja vista que essa técnica, em suma, consiste em fazer com que as probabilidades de ocorrência

das intensidades sejam distribuídas de modo uniforme, gerando um melhor contraste na imagem. Assim, pode-se considerar que o filtro de equalização de histograma é não causal, uma vez que, além de ser uma operação não linear, impede que os valores das intensidades dos pixels da imagem original possam ser obtidos partindo de $g(x, y)$.

Durante o desenvolvimento deste trabalho, preocupou-se em fazer uso, unicamente, de técnicas não lineares para melhoramento de imagem, no intuito de verificar quais comportamentos e resultados é possível promover em ambientes com alto índice de turbidez. A seguir, algumas das técnicas que constituem o método proposto são explanadas.

2.9 Técnicas de Melhoramento de Imagem

Os métodos de melhoramento de imagens comumente vistos na literatura compreende uma combinação de filtros lineares e/ou não lineares dispostos e aplicados sequencialmente em imagens subaquáticas degradadas que fazem processamento tanto no domínio do espaço quanto no da frequência. A revisão da literatura revela que os métodos de realce que utilizam esse padrão de configuração são considerados como uma etapa de pré-processamento de imagem.

Assim, ao analisar as etapas de processamento de imagem, Ferreira (2013) enfatiza que para obtenção do sucesso de um sistema de visão computacional, grande importância deve ser disponibilizada à execução da etapa de pré-processamento e define que esta fase de realce procura evidenciar características de interesse ou recuperar imagens que sofreram alguma degradação devido à introdução de ruído, perda de contraste ou borramento. De forma análoga, Souza e Correia (2007) complementa que esta etapa permite uma visualização com mais detalhes e destina-se na execução de técnicas para o realce de imagens que destacam uma região dentro da imagem de tal forma que a resultante seja melhor aplicável para o fim que se destina do que a original.

Em suma, as técnicas de aperfeiçoamento de imagem surgem basicamente para melhorar a capacidade de interpretação ou percepção da informação em imagens pelos telespectadores humanos, bem como promover o fornecimento de melhores dados para outras técnicas automatizadas de processamento de imagem (Gonzalez e Woods, 2002). O aperfeiçoamento de imagem é aplicado em todos os campos onde as imagens devem ser entendidas e analisadas como, por exemplo, a análise de imagens médicas, de satélites, etc. Nas seguintes subseções descrevemos, brevemente, as técnicas não lineares de melhoramento de imagem que constituem, de alguma forma, o desenvolvimento do método proposto.

2.9.1 Filtro Homomórfico

De acordo com Paker (2011), a filtragem homomórfica (FH) é uma técnica usada em uma imagem, onde a mesma é transformada do plano cartesiano bidimensional para outro sistema de coordenadas, de forma que as operações de melhoria da imagem fiquem mais simples de serem aplicadas. É um filtro não linear que opera sobre a transformada de Fourier da imagem original, isto é, no domínio da frequência. Permite de forma separada e independente a manipulação dos componentes de iluminação e refletância em uma imagem. E, viabiliza normalizar o brilho e aumentar o contraste na imagem simultaneamente no domínio da frequência (Toth et al., 2011).

Ao observar um modelo de formação simples, pode-se notar que uma imagem é o resultado da multiplicação dos componentes de refletância de um objeto pela luminância do ambiente (ver Figura 11). Na imagem, a refletância e a iluminação não são separáveis, mas suas localizações no domínio da frequência podem ser localizadas por aproximação.

Na Figura 11, em (c), verifica-se a ocorrência do problema da não homogeneidade da iluminação, fato muito presente em cenas subaquáticas. Para uniformizar a iluminação da imagem, as altas frequências da imagem podem ser aumentadas e as baixas frequências diminuídas, haja vista que os componentes de frequências altas caracterizam mais a refletância da imagem (quantidade de luz refletida pelo objeto na cena), enquanto que as frequências baixas representam a maior parte da iluminação da imagem. Para tanto, a FH utiliza um filtro passa-alta para suprimir baixas frequências e ampliar as altas, no domínio logarítmico das intensidades da imagem (Pratt, 2007).

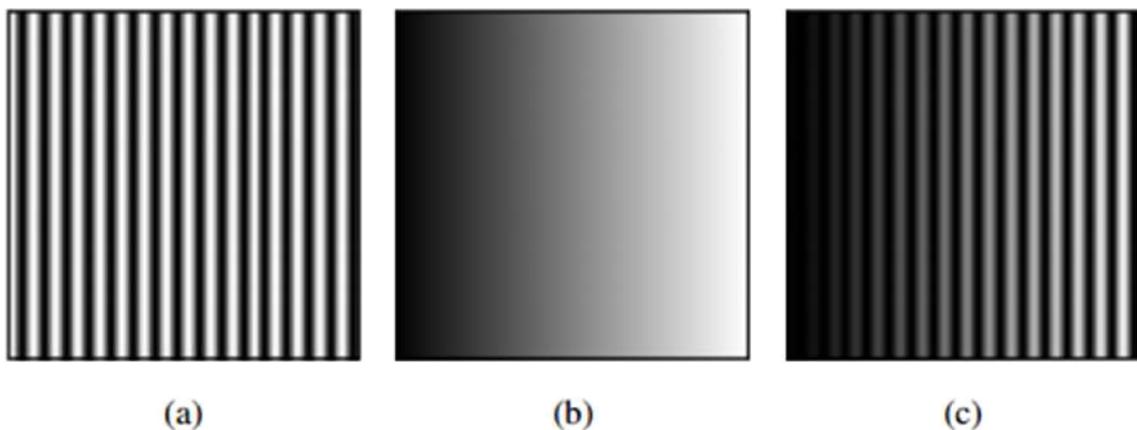


Figura 11. Formação da imagem a partir do modelo de refletância e iluminação. Em (a) a refletância em uma imagem, em (b) o padrão de iluminação e em (c) a imagem visualizada. Fonte: Leite, B.B. (2008).

2.9.2 Alargamento de Contraste

O contraste de uma imagem é a distribuição de seus pixels escuros e claros. Uma imagem de baixo contraste tem uma pequena diferença entre os valores de pixels escuros e claros. A técnica de alargamento de contraste é um filtro que trabalha no domínio do espaço e é utilizada para esticar a faixa dinâmica das intensidades de uma imagem no intuito de fazer com que as cores brilhantes tornam-se mais brilhante e as cores escuras fiquem mais escuras, o que aumenta o contraste, isto é, alonga o histograma de uma imagem de modo que todo o intervalo dinâmico da imagem seja preenchido. Esta faixa dinâmica é o intervalo entre o valor de intensidade mínimo e máximo. Matematicamente, alongamento de contraste é dado por (Zakaria et al., 2010).

$$I'(x, y) = \frac{d}{I_{max} - I_{min}} \times (I(x, y) - I_{min}) + I_0 \quad (1)$$

Onde $I'(x, y)$ é a nova intensidade da faixa dinâmica da imagem, d é o novo valor da faixa dinâmica, $I(x, y)$ é a intensidade do pixel da imagem de entrada, I_{min} e I_{max} são, respectivamente, a menor e maior intensidade da imagem de entrada e, I_0 é ponto de partida da nova faixa dinâmica de $I'(x, y)$. Esta transformação vai proporcionar uma boa representação visual da cena original, mas talvez alguns detalhes sejam perdidos devido à saturação e recorte, bem como devido à má visibilidade nas regiões subexpostas da imagem, isto é, regiões com muitos pixels pretos, que expressam pouquíssima informação.

Na literatura há várias propostas de modificações ou adaptações da equação (1) de acordo com as características do ambiente a qual se almeja realçar, seja em meio participativos com baixo ou alto índice de turbidez e luminosidade. Todas essas alterações visam otimizar o processo de melhoria de realce e/ou recuperação de cor.

2.9.3 Equalização de Histograma

A equalização de histograma (HE) é uma técnica que faz ajuste de contraste usando o histograma da imagem. Esta técnica baseia-se na ideia de remapeamento/redistribuição das intensidades do histograma da cena para um que tenha função de densidade de probabilidade quase uniforme (Gonzalez e Woods, 2002). HE resulta numa curva de transferência de contraste que se estende dos picos do histograma (onde está presente mais informação) e comprime as calhas do histograma (onde está presente menos informação).

Em geral, a HE pode ser dividida em três tipos distintos: equalização global, equalização regional por blocos e equalização regional pontual. Na equalização global, o processo é aplicado levando-se em consideração todos os tons de cinza presentes na imagem. Nas equalizações regionais por blocos e pontual, utiliza-se uma janela de tamanho definido pelo usuário para varrer a imagem e, para cada posição da janela na imagem, analisa-se apenas os tons de cinza dentro da janela. A diferença entre as duas técnicas de equalização regional é que na equalização por blocos, todos os pontos do bloco são equalizados enquanto que na equalização pontual apenas o ponto central da janela é equalizado. Para tal, o deslocamento da janela na equalização regional pontual é feito ponto a ponto, ao contrário do deslocamento de equalização regional por blocos que é feito bloco a bloco.

2.10 A biblioteca de programação Opencv

A biblioteca de programação OpenCV (*Open Source Computer Vision Library*), desenvolvida pela *Intel*, em meados do ano de 2000, é uma biblioteca multiplataforma, totalmente livre ao uso acadêmico e comercial, para o desenvolvimento de aplicativos na área de VC, que se faz necessário seguir o modelo de licença da BSD Intel. A biblioteca é escrita em C/C++ e pode ser executada nos sistemas operacionais *Linux*, *Windows* e *Mac OS X*.

Esta biblioteca foi projetada para eficiência computacional e com um robusto foco em aplicações de processamento em tempo real e possui uma série de funções para manipulação de imagens e vídeos, tais como ler e gravar uma imagem ou vídeo, fazer processamentos como aumento de brilho, alteração de resolução, tornar a imagem uma escala de cinza, extrair características da imagem, dentre outras (Bradski, 2008).

Neste trabalho, o uso desta biblioteca irá facilitar em procedimentos básicos de leitura e gravação de imagem e vídeos, bem como nos manuseios mais comuns, permitindo manter o foco da programação no algoritmo específico do realce das imagens.

Capítulo 3

Trabalhos Relacionados

Neste capítulo serão descritos os trabalhos relacionados às técnicas de realce de imagens, entre outras abordagens propostas no intuito de identificar as otimizações, contribuições e avaliações a cerca dos modelos de realce de imagens, seja em ambiente atmosférico ou subaquático. Os trabalhos contribuem no sentido de amenizar os problemas comumente encontrados em imagens subaquáticas tais como, a não uniformidade da iluminação, baixo contraste e opacidade das cores.

3.1 Descrição dos Trabalhos

Os métodos encontrados na literatura podem ser classificados em duas categorias, os baseados no modelo físico de formação da imagem e os baseados no realce (melhoria) da imagem que utilizam critérios subjetivos e/ou objetivos para produzir uma imagem mais agradável visualmente (Gonzalez e Woods, 2010).

Bazeille et al. (2006) propuseram um método automático para melhorar as imagens subaquáticas que não requer ajuste de parâmetros para corrigir defeitos, tais como desigualdade da iluminação, baixo contraste e cores opacas. Um filtro homomórfico no domínio da frequência é aplicado para remover os defeitos da não uniformidade da iluminação e para melhorar o contraste da imagem. A cadeia de processamento, finaliza com uma expansão dinâmica das intensidades no histograma, aplicada para aumentar o contraste e equalizar as cores médias na imagem, inicialmente implementado para reduzir a cor dominante. O autor relata que o filtro homomórfico altera a geometria da cena, assim como adiciona ruídos à medida em que a cena é reconstruída.

Gracias et al. (2008) compararam metodologias existentes para lidar com baixo contraste, iluminação não uniforme em sequências de imagens subaquáticas. Esses autores utilizaram a filtragem homomórfica para tratar o problema da iluminação, que por meio do filtro Butterworth passa-baixa alcançou resultados bem melhores que o filtro passa-baixa de Gauss, geralmente mais utilizado em trabalhos que fazem uso da filtragem homomórfica.

Os estudos de Bazeille et al. (2006) e Gracias et al. (2008) contribuem com ideias para tratar os problemas da não uniformização da iluminação e baixo contraste, fazendo uso da

filtragem homomórfica e do filtro de Butterworth para tratamento das frequências de refletância e luminância.

Panetta et al. (2008) propuseram um algoritmo para melhoria de imagem com iluminação variável para melhorar o contraste local, e também para manter as informações sobre as bordas. Esses autores também disponibilizaram um algoritmo de multi-equalização de histograma no espaço de cores HSV para o segmento de imagem, permitindo uma correção rápida e eficiente de iluminação não uniforme.

Outra técnica para melhorar o contraste das imagens subaquáticas foi proposto no trabalho de Iqbal et al. (2007). Esses autores desenvolveram um modelo que melhorar as técnicas e métodos de percepção de imagens subaquáticas através de uma proposta baseada em alongamento de *slides* (*slide stretching*) aplicado tanto no espaço de cor RGB quanto no HSI. Nesse estudo, os autores consideram as características da luz interagindo com o meio e basearam-se no fato de que certa cor ocasiona uma coloração mais predominante na imagem. Nesse método, três etapas são utilizadas conforme ilustra a Figura 12.

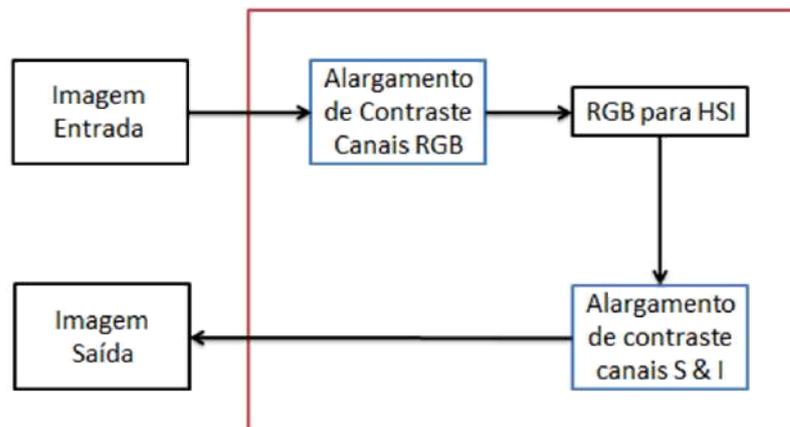


Figura 12. Algoritmo proposto por Iqbal et al.. Fonte adaptada: Iqbal et al. (2007).

Primeiramente, essa técnica realiza o alongamento de contraste em cada um dos canais RGB a fim de melhorar o contraste da imagem colorida. Em seguida, converte o resultado do espaço de cor RGB para HSI. Por fim, trata a opacidade das cores aplicando o alongamento de contraste nos canais saturação e intensidade. Isto ajuda a igualar o contraste de cores na imagem e também corrige as regiões da imagem com problema da iluminação, permitindo certa aproximação das cores verdadeiras da cena caso estivesse na atmosfera, isto é, fora do meio participativo.

Após aplicar o método proposto em seus experimentos, os autores afirmam que as imagens apresentam perceptíveis melhorias. A métrica de comparação para avaliação da

qualidade da imagem realçada utiliza, aparentemente, análise subjetiva, amparada principalmente pela comparação dos histogramas antes e após aplicação do método.

O trabalho de Almeida et al. (2010) apresenta um estudo que toma como base o uso de algoritmos existentes na literatura, com intuito de especificar, projetar e desenvolver um aplicativo útil para realizar o realce de imagens subaquáticas gravemente influenciadas pelo meio participativo. O método proposto é fortemente baseado no trabalho de Iqbal et al. (2007), difere-se por não necessitar da obtenção de parâmetros para uso na etapa de *stretch* e por realizar a equalização do histograma em cada um dos canais RGB antes da conversão para o espaço de cor HSI. As etapas que constituem o método são demonstradas na Figura 13.

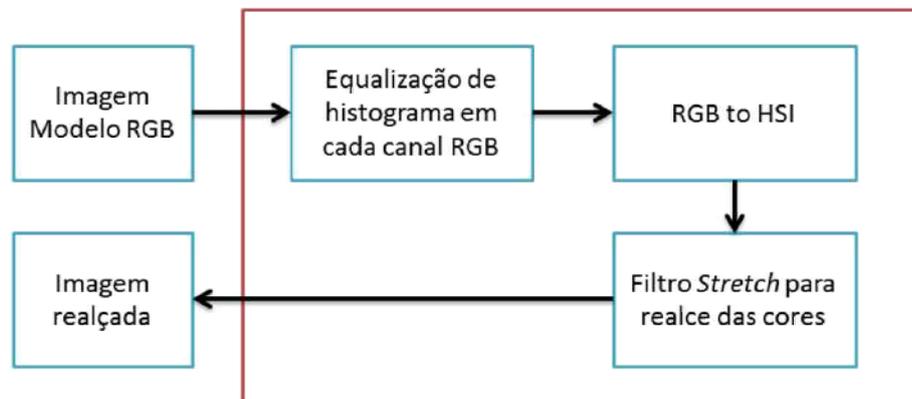


Figura 13. Algoritmo proposto por Almeida et al.. Fonte adaptada: Almeida et al. (2007).

Os resultados demonstram minimizar os efeitos da perda de contraste em imagens subaquáticas de alta turbidez e baixa luminosidade, uma vez que foram realizados os experimentos nos Rios da Amazônia. O autor argumenta consistência nos resultados da técnica proposta. Ainda afirma que, comparando com outros algoritmos existentes da área, este método apresenta melhora significativa em relação à facilidade de se utilizar imagens subaquáticas quaisquer, sem a necessidade de modificações ou determinações manuais de parâmetros de filtros.

Os estudos de Panetta et al. (2008), Iqbal et al. (2007) e Almeida et al. (2010) contribuem no sentido de comprovar que o uso de equalização de histograma e/ou alargamento de contraste em cada um dos canais do modelo de cor RGB, bem como nos canais de saturação e intensidade do modelo HSI, torna oportuno à obtenção de bons resultados na igualação do contraste de cor, isto é, predominância de certa cor conforme explanou-se na seção 2.6.

Esses trabalhos também viabilizam a recuperação da cor verdadeira dos objetos imersos anteriormente com aparências opacas e distorcidas, bem como promove a amenização do problema de iluminação, mesmo em meios participativos com alto índice de turbidez e pouca iluminação.

Andreas et al. (2005) também apresentaram uma técnica para melhoria de imagem subaquática usando vários algoritmos, incluindo equalização de histograma, *Gaussian Blur* e *Log-Gabor*. Eles definiram como a equalização de histograma é usada para a remoção do efeito *backscattering*, atenuação e efeito da iluminação a partir das imagens e como o problema dos métodos de histograma (a remoção de ruído nas imagens não é garantia) é resolvido usando um método de filtragem passa-baixa (*Gaussian Blur*) e algoritmo *denoising* multi-escala (*Log-Gabor*).

Chambah et al. (2004) propuseram um método de correção de cor com base no *Automatic Color Equalization* (ACE), um algoritmo de equalização de cores sem supervisão desenvolvido por Rizzi et al. (2003). ACE é uma abordagem perceptiva inspirada por alguns mecanismos de adaptação do sistema de visão humano e é baseado em uma nova abordagem de cálculo, que combina o algoritmo *Gray World* com o algoritmo *Patch White*. O método foi aplicado em vídeos gravados no meio aquático que apresentam um desvio de cor forte e não uniforme, devido à profundidade das águas e da luz artificial. Parâmetros internos do algoritmo ACE foram devidamente ajustados para atender às exigências de imagens e histogramas de forma natural.

Kalia et al. (2011) investigaram os diferentes efeitos das técnicas de pré-processamento de imagens que podem afetar ou melhorar o desempenho do detector SURF (Bay et al, 2008). Propuseram um novo método nomeado IACE (*Image Adaptive Contrast Enhancement*). Eles modificam a técnica de melhoramento de contraste, adaptando-o de acordo com as estatísticas dos níveis de intensidade da imagem. Na ocasião, disponibilizaram a Equação (1) que possibilita calcular a modificação das intensidades dos níveis P_{out} de acordo com as intensidades dos níveis P_{in} da imagem a ser realçada.

$$P_{out} = ((P_{in} - c) / (d - c)) \times (b - a) \quad (1)$$

Onde **a** é o nível de intensidade mais baixa da imagem e é igual a 0, **b** é a sua contraparte correspondente e é igual a 255, **c** é o menor nível de intensidade de limiar da imagem original para a qual o número de pixels na imagem é inferior a 4% e **d** é o nível de intensidade do limiar superior para a qual o número de pixels é cumulativamente maior do que 96%. Estes

limiaries são usados para eliminar o efeito de valores extremos, e melhorar os detalhes intrínsecos na imagem mantendo a relação de contraste. No entanto, os valores de P_{out} devem estar no intervalo $[0, 255]$, portanto, utilizou-se o seguinte algoritmo:

$$\begin{aligned} &\text{Se } (P_{out} < 0) P_{out} = 0; \\ &\text{else se } (P_{out} > 255) P_{out} = 255; \end{aligned}$$

Os resultados desse algoritmo são bastante promissores. Pode-se observar que o desempenho relativo do método IACE é melhor do que o método proposto por Iqbal et al. (2007), em termos de tempo necessário para o processo de melhoramento e de harmonização completa da imagem. Sua contribuição dar-se no sentido de fazer uso de limiaries na extremidade das intensidades do alargamento.

Por fim, Schettini et al. (2010) propuseram um método para melhoramento de imagens baseado em uma correção exponencial local e dependente de imagem. A técnica tem como objetivo corrigir imagens que apresentam simultaneamente regiões superexpostas e subexpostas. Para evitar artefatos, o filtro bilateral é usado como máscara na correção exponencial. Dependendo das características da imagem (pilotado por análise do histograma), uma etapa automática de parâmetros de ajuste é introduzida, seguido de alongamento, recorte, e tratamento da preservação da saturação das cores. Sua contribuição dar-se no sentido do uso de recorte no alongamento na extremidade das intensidades no histograma e bem como a etapa de correção da saturação das cores.

Diante deste cenário de contribuições, apresenta-se na Tabela 1, um resumo onde pode ser identificado o que cada trabalho relacionado contribuiu com o método desenvolvido. A tabela também exhibe um conjunto de técnicas não lineares – destacado em negrito na coluna da direita – que foram utilizados como trabalhos base para tratamento do respectivo grupo de problema a qual pertence.

Tabela 1. Relação trabalho base x Contribuição.

Problema da iluminação	
Bazeille et al. (2006)	Uso da filtragem homomórfica .
Gracias et al. (2008)	Uso da filtragem homomórfica com filtro passa-alta de Butterworth no tratamento dos problemas de atenuação, dispersão e espalhamento da luz em meios subaquáticos.

Problema do baixo contraste	
Andreas et al. (2005), Chambah et al. (2004) e Rizzi et al. (2003)	Uso de algoritmos especializados para equalização do histograma (CLAHE) na recuperação do contraste, remoção de do efeito <i>backscattering</i> , atenuação do efeito da iluminação.
Panetta et al. (2008); Iqbal et al. (2007) e Almeida et al. (2010)	Uso do modelo de cor HSV para tratar problemas da iluminação e contraste; Uso de alargamento de contraste e equalização de histograma nos modelos de cor RGB e HSI para melhorar o contraste das cores e amenizar a cor predominante, respectivamente.
Kalia et al. (2011)	Uso de limiaries para corte no histograma após aplicação do CLAHE para tratamento dos ruídos.
Problema da opacidade das cores	
Schettini et al. (2010)	Uso da filtragem de correção de cor para recuperação das cores.

O uso de cada um dos algoritmos dos trabalhos base é justificado pelo fato de apresentar melhor resultado no tratamento de cada um dos problemas, também identificados na tabela. Seus benefícios são comprovados pela literatura e podem ser constatados nos trabalhos relacionados, além de está de acordo com os resultados obtidos após aplicação dos experimentos (ver Capítulo 6).

Capítulo 4

Materiais e Métodos

Neste capítulo, apresenta-se o material utilizado e os procedimentos realizados no desenvolvimento da pesquisa. O material é listado nas seções abaixo e os procedimentos são descritos nos itens seguintes.

4.1 Desenvolvimento Metodológico

Para alcançar satisfatoriamente os objetivos propostos, foi desenvolvida uma pesquisa aplicada, através de uma abordagem quantitativa e qualitativa (Furaste, 2002). Este trabalho seguiu uma metodologia de pesquisa bibliográfica e experimental, do ponto de vista dos procedimentos técnicos (Jung, 2004), que pode ser sumarizada nas seguintes etapas:

Na primeira etapa foi realizada uma revisão sistemática acerca dos estudos investigativos a respeito da revisão bibliográfica e sobre o estado da arte que compreendendo o tema proposto relativo ao processamento digital de imagens subaquáticas em ambiente nos variados índices de turbidez e baixa luminosidade, com intuito de obter as técnicas de aquisição, formação, interpretação e realce das imagens. Maiores detalhes da revisão sistemática são explanados na seção 4.2.

Na segunda etapa foi feito um estudo específico relativo ao uso, funções existentes e potencialidades da biblioteca OpenCV e do *software* MATLAB como ambientes para aplicação do projeto, adquirindo e instalando a versão mais adequada para integrar ao método a ser desenvolvido. Foi realizado também um estudo sobre a linguagem C/C++ e sua aplicabilidade em imagens utilizando a biblioteca OpenCV, onde estudou-se os filtros específicos voltados para o processamento de imagens que melhor promovesse resultados no realce de imagens digitais em ambientes subaquáticos.

Na terceira etapa foi especificado, projetado e desenvolvido o método de melhoramento de imagens subaquáticas, constituído dos algoritmos de realce obtidos da literatura, que possuem as características dos filtros não lineares que melhor apresentaram resultados nos seus respectivos estudos, e viabilizaram a replicação dos testes. Além da utilização desses algoritmos, adaptações foram propostas no intuito de alcançar melhores resultados na qualidade do realce das imagens obtidas nos rios da Amazônia.

Na quarta etapa, experimentos foram realizados com o método proposto em vários ambientes, tanto atmosférico quanto subaquático, seja em situações como neblina, chuva e nevoeiro, seja em águas com baixo ou alto índice de turbidez. O objetivo foi observar se os resultados alcançados condiziam com os esperados e, caso positivo, passaria para a próxima etapa da publicação do artigo científico em congressos.

A quinta etapa, é complemento da quarta e é executado nos casos onde os resultados não fossem os esperados, então seriam analisados e propostos modificações nos algoritmos de acordo com a necessidade utilizando outros métodos de resolução para identificação e tratamento do problema. Após isto, faz-se uma nova execução dos testes das funções relacionadas até a obtenção dos resultados almejados.

Na sexta etapa, com os resultados alcançados satisfatoriamente, produziu-se e publicou-se um artigo intitulado “*Enhancement of Degraded Images by Natural Phenomena*” na 10ª *Internacional Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications – VISAPP 2015*, evento este relacionado ao estudo realizado neste trabalho. O artigo apresenta resultados satisfatórios no realce das imagens subaquáticas partindo de uma avaliação subjetiva e objetiva, tanto nas imagens adquiridas em rios da Amazônia, quanto as obtidas em mares e oceanos, além de mostrar promissoras melhorias em ambientes atmosféricos com presença de fenômenos naturais degradativos, tais como: neblina, nevoeiro, chuva, fumaças, dentre outros.

4.2 Revisão Sistemática dos Trabalhos

Diversas empresas/instituições desenvolvedoras de ciência, pesquisas científicas ou *softwares* estão preocupadas em melhorar a qualidade de seus produtos/projetos entregando-os de acordo com os objetivos, metas, contribuições, orçamentos e os prazos estabelecidos. Uma das possíveis soluções é a adoção de um modelo de melhoria de processo de desenvolvimento destes. Porém, muitas vezes, somente isto não é suficiente, uma vez que questões específicas envolvidas nos processos não são tratadas.

Para alcançar resultados com valor científico plausível e procurando reduzir o viés de uma revisão informal da literatura, foi decidido realizar uma revisão sistemática. Uma revisão sistemática “é um meio de identificar, avaliar e interpretar toda pesquisa disponível e relevante sobre uma questão de pesquisa, um tópico ou um fenômeno de interesse, e têm por objetivo apresentar uma avaliação justa de um tópico de pesquisa, usando uma metodologia confiável, rigorosa e auditável” (Kitchenham, 2010).

Para dar início à revisão sistemática e conseqüentemente à investigação científica, foi definida uma pergunta ou questão bem formulada e clara, de forma a conter uma descrição do problema, condição de interesse, o meio, o contexto, a intervenção e o desfecho. Por meio dessa pergunta foi definido o objetivo geral da pesquisa.

No segundo momento da revisão, procurou-se certificar de que todos os artigos relevantes, ou que possam ter algum impacto no término da revisão, fossem de fato incluídos. A busca da evidência teve início com a definição de termos ou palavras-chave, que posteriormente comporiam a *string* de busca, seguida das estratégias de pesquisas, definição das bases de dados e de outras fontes de informação a serem pesquisadas.

Consecutivamente, deu-se início à terceira fase, constituída da revisão da literatura e seleção dos estudos, avaliação dos títulos e dos resumos (*abstracts*). Os trabalhos relacionados que estabelecem esta pesquisa são identificados e classificados em grupos. A classificação deu-se no momento da pesquisa, leitura e seleção dos artigos obtidos através da técnica de revisão sistemática, por meio uma pergunta clara, definição de uma estratégia de busca, o estabelecimento de critérios de inclusão e exclusão dos artigos e, acima de tudo, uma análise criteriosa da qualidade da literatura selecionada, conforme se explanou anteriormente.

O conjunto de palavras-chave que formaram a *string* de busca resultou, em um primeiro momento, 640 trabalhos científicos. Após vários refinamentos dessa *string*, obteve-se uma relação de 34, o que emanou nos trabalhos que mais contribuíram significativamente, seja de forma direta ou indireta, para o desenvolvimento e conclusão desta pesquisa.

As identificações dos grupos de trabalhos são demonstradas na Tabela 2 e 3. Primeiramente foram divididos em dois: grupos de trabalhos classificados por técnica de filtros de realce e grupos de trabalhos classificados por tipo de ambiente. O primeiro grupo destina-se aos que fazem uso das técnicas de realce baseados tanto em filtros lineares quanto em não lineares. No segundo, atribui-se aos trabalhos pautados unicamente das técnicas de realce baseados em filtros não lineares, conforme se demonstra a representatividade classificatória na Tabela 2. Esta classificação visou, principalmente, identificar quais são os filtros não lineares, suas aplicabilidades, comportamentos e resultados apresentados.

Tabela 2. Grupos de trabalhos classificados por técnica de realce.

Grupo	Técnica de realce	Trabalhos
1	Técnicas de realce baseados em filtros lineares e não lineares	Albuquerque (2007), Bazeille et al. (2006), Buscariollo et al. (2008), Carvalho (2007), Chao e Wang (2010), Cronin e Shashar (2001), Garcia et al. (2002), Horváth e Varjú (2005), Hou e Weidemann (2007), Hou et al. (2007), Johnsen (2002), Paulo e Silvia (2008), Queiroz-Neto (2005), Queiroz-Neto (2006), Queiroz-Neto et al.

		(2004), Schechner e Karpel (2004), Schettini et al. (2010), Webster (1998), Ye et al. (2005).
2	Técnicas de realce baseados em filtros não lineares	Ferreira (2013), Narasimhan e Nayar (2003) e Ye et al. (2005).

Durante a leitura dos artigos, também foram observados alguns trabalhos implementados de acordo com o tipo de ambiente onde a técnica de realce ou restauração foi aplicada nas imagens. Esses ambientes foram identificados como: atmosfera, subaquático com baixo índice de turbidez e com alto índice de turbidez. Por ambiente de atmosfera, considerá-se ambientes que não estão submersos ao meio participativo, tais como nevoeiro, neblina, nevasca, dentre outros. Na Tabela 3, é possível observar os trabalhos relacionados de acordo com esse perfil de taxonomia.

Tabela 3. Grupos de trabalhos classificados por tipo de ambiente.

Grupo	Ambiente	Trabalhos
1	Atmosfera	Delac et al. (2006), Rizzi e Gatta (2003), Rizzi et al. (2003), Schettini et al. (2010), Souza e Correia (2007), Stuchi e Vieira (2013), Toth et al. (2011), Yitzhaky et al. (1998).
2	Subaquático com baixo índice de turbidez	Andreas et al. (2005), Avcibas et al., 2002), Barros (2010), Bazeille et al. (2006), Cronin e Shashar (2001), Gracias et al. (2008), Horváth e Varjú (2005), Hou e Weidemann (2007), Hou et al. (2007), Iqbal et al. (2007), Kalia et al. (2011), Mobley (1994), Nascimento (2008), Padmavathi et al. (2010), Padmavathi et al. (2010), Queiroz-Neto (2005), Queiroz-Neto (2006), Queiroz-Neto et al. (2004), Schechner e Karpel (2004), Schettini e Corchs (2010), Xu e Negahdaripour (1997).
3	Subaquático com alto índice de turbidez	Almeida et al. (2010); Barros (2010); Ferreira (2013) e Mahiddine et al. (2012).

Partindo do ponto de vista que esta pesquisa visa desenvolver um método de realce de imagens subaquáticas com alto índice de turbidez e diante do quantitativo informado, percebe-se a notoriedade da escassez de trabalhos direcionados aos ambientes com tais características, isto é, rios com uma quantidade consideravelmente grande de partículas em suspensão e com baixa luminosidade, como é o caso de vários Rios da Amazônia.

Ainda considerando o fator de escassez de trabalhos, nota-se facilmente tal ocorrência quando se refere aos tipos de filtros lineares ou não lineares, relacionados com o método de realce proposto pela pesquisa. Na Tabela 2, percebe-se o baixo quantitativo de pesquisas que se destinam especificamente e unicamente a utilização de filtros não lineares.

4.3 Avaliação da qualidade em imagens

Uma das questões primordiais em trabalhos que lidam com a melhoria de imagens por meio de técnicas de realce é a estimativa da qualidade da imagem resultante do processo. Nesta seção são apresentadas e discutidas as métricas de estimativa de qualidade em imagem resultante dos processos mais encontrados na literatura. É abordada uma fundamentação teórica referente à avaliação da qualidade de imagens considerando a presença ou ausência de um referencial.

A avaliação da qualidade de imagens é importante para dimensionar distorções que podem reduzir a qualidade no momento da exibição. Na atualidade, existem duas formas de se obter essa avaliação, primeiramente através de métodos subjetivos, isto é, por meio de notas produzidas por observadores humanos, descrevendo informações mais qualificadas a respeito da qualidade das imagens, entretanto, são bastante custosas de serem obtidas. A segunda é através de métodos objetivos, onde algoritmos simulam o comportamento do sistema visual humano produzindo a avaliação da qualidade.

Percebe-se uma expressiva quantidade de estudos em que as métricas de avaliação são utilizadas através de comparativos partindo do ponto de vista da análise visual e subjetiva do observador. Esta metodologia, mesmo não sendo objetiva, não pode ser considerada irrelevante, uma vez que, sempre é perceptível a melhoria dos resultados apresentados em trabalhos com avaliações com este propósito. Por outro lado, almeja-se em muitos casos, a aplicação de técnicas consistentes que permitam mensurar numericamente, de forma objetiva, eficiente e com baixo custo computacional, o quão bom é o método apresentado em relação aos trabalhos equivalentes. Sendo assim, são descritas a seguir duas abordagens que ilustram algumas das metodologias mais utilizadas para este fim.

Observa-se em muitas aplicações a necessidade de desenvolver métodos para avaliar a qualidade de algoritmos usados no processamento digital de imagens, nesses casos tem-se conhecimento da imagem original, e pode-se verificar diretamente a similaridade entre a imagem processada e a genuína. As métricas de qualidade utilizadas nesse contexto são de grande utilidade para se verificar a eficácia desses algoritmos na qualidade final das imagens processadas.

Há um grande conjunto de técnicas para medir a qualidade de uma imagem dado que a imagem original é conhecida. Porém, é muito frequente o caso onde não se tem a imagem de referência como, por exemplo, nos processos de realce de imagens. Ainda assim, é desejável avaliar a qualidade da imagem resultante. O sistema visual humano é especialista nesse tipo

de problema, também conhecido como “avaliação cega da qualidade da imagem” ou “avaliação sem referência da qualidade da imagem” conforme apresentou Barros (2010).

Em seus estudos, Barros (2010) ainda afirma que as métricas sem referência retornam valores que, em sua maior parte, podem ser considerados como índices de fatores de qualidade em imagens e esses índices correspondem a valores associados a alguma característica mensurável da imagem. Fato este diferente dos resultados obtidos pelas métricas onde se tem uma imagem como referência. Os índices obtidos podem ser combinados ou utilizados isoladamente, com o objetivo de descrever o nível de qualidade da imagem. Assim sendo, percebe-se que a avaliação da qualidade sem imagens de referência tem ampla utilização em tarefas de caráter específico.

4.3.1 Avaliação subjetiva

As avaliações subjetivas são aquelas baseadas em análises psico-visuais, realizadas através de comparações e com a participação de observadores humanos. Neste tipo de avaliação os experimentos são realizados por meio de escolhas subjetivas, nos quais cada um dos avaliadores fazem a escolha intuitiva da imagem que mais lhe agrada. As respostas dos participantes são analisadas com a aplicação de técnicas estatísticas.

As avaliações subjetivas da qualidade estão preocupadas em como as imagens são percebidas por um observador e como sua opinião é determinada. Uma das métricas mais utilizadas para este tipo de avaliação é a *Mean Opinion Score* (MOS - Média de Pontuação de Opinião). Representa os resultados da combinação de um conjunto de características retiradas das imagens degradadas para avaliação da qualidade. Nesta métrica, um fator importante para determinar o valor de satisfação do usuário é determinado que é determinada no intervalo de 1 (Péssimo) a 5 (Excelente), conforme pode ser visto na Tabela 4.

Tabela 4. *Mean Opinion Score (MOS)*

MOS	Qualidade	Deterioração
5	Excelente	Imperceptível
4	Bom	Perceptível mas não irritante
3	Razoável	Levemente irritante
2	Degradada	Irritante
1	Péssimo	Muito irritante

4.3.2 Avaliação Objetiva

As avaliações objetivas das imagens fazem uso de algoritmos que simulam o comportamento do sistema visual humano produzindo a avaliação da qualidade. A maior parte destas avaliações objetivas existentes mede a qualidade de imagens com base no cálculo da diferença de intensidade dos pixels, fator que pode não ser suficiente para avaliar a qualidade de imagens do ponto de vista de observadores humanos.

Estas métricas almejam reproduzir as avaliações de um observador humano baseados em medidas de similaridade ou diferenças entre as imagens. Apesar de apresentarem resultados satisfatórios, ainda não tem a capacidade de reproduzir tais avaliações completamente, nem sempre os melhores valores das métricas objetivas significam os melhores resultados selecionados pela análise subjetiva.

4.3.3 Avaliação da qualidade em trabalhos relacionados

Diante dos trabalhos analisados nesta pesquisa, destacam-se os casos onde o autor apresentou métricas diferenciadas como em Hou e Weidemann (2007). Uma métrica é usada com o objetivo de mensurar a eficácia da qualidade da imagem restaurada, em sintonia com propriedades ópticas ambientais. Esta métrica utiliza decomposições *wavelet* anteriores para restringir a nitidez da métrica com base em pistas em escala de cinza na borda, ponderada pela razão na potência de componentes de imagem de alta frequência para a potência total da imagem. A abordagem é uma métrica de percepção e decomposição de *wavelet* limitada por uma razão de espectro de potência.

Ainda em Hou e Weidemann (2007) os autores destacam que nos últimos anos têm sido analisadas e propostas várias metodologias para avaliação da qualidade de imagem com o objetivo de desenvolver uma métrica de qualidade que se correlaciona com medidas de qualidade percebida (para uma revisão detalhada ver Wang e Bovik, 2006). Também foi evidenciado que um grande esforço tem sido dispensado para desenvolver novos métodos com objetivos de identificar o nível de qualidade da imagem que incorporam medidas de melhorias de acordo com a percepção, considerando as características do sistema visual humano. E ainda foi apresentada uma classificação das métricas objetivas de mensuração da qualidade da imagem realçada, divididas em três grupos, são elas:

- Referência completa (existe uma imagem original com que a imagem distorcida deve ser comparada);
- Sem referência ou avaliação "cega" de qualidade e;

- Avaliação da qualidade com redução de referência (a imagem de referência é apenas parcialmente disponível, na forma de um conjunto de características extraídas).

Além de comparação visual, Hou e Weidemann (2007) desenvolveram uma métrica objetiva de qualidade para a dispersão turva de imagens subaquáticas típicas. Os autores mensuraram sua qualidade por meio da nitidez, usando o gradiente ou inclinação de bordas. Primeiramente as imagens são decompostas por uma transformada *wavelet* para remover o ruído aleatório do meio. A nitidez das bordas é determinada por regressão linear, obtendo o ângulo de inclinação entre os valores de tons de cinza de pixels de borda contra localização. Esta nitidez, em geral, é a média dos ângulos de tons de cinza com média ponderada pela relação entre a potência dos componentes de alta frequência da imagem para a potência total da mesma. A métrica foi usada no seu programa automático de restauração da imagem e os resultados demonstram consistência para diferentes condições ópticas e faixas de atenuação.

A fim de avaliar a qualidade do seu método de suavização adaptativa para imagem subaquática, Andreas et al. (2005) criaram um critério simples com base num resultado geral apresentado em Pratt (1991) para imagens livres de ruído e bem contrastadas. Eles definiram um índice de robustez entre 0 e 1 (que está relacionado com a variância da regressão linear da magnitude do gradiente do histograma) que mede a proximidade do histograma com uma distribuição exponencial. O mesmo índice foi também utilizado por Bazeille et al. (2006), entretanto, para avaliar o desempenho de seu algoritmo.

O trabalho apresentado em Iqbal et al. (2007) os autores mostraram uma abordagem formal para avaliar a qualidade do realce realizado nas imagens. A abordagem foi baseada em gerar um histograma da imagem origem e resultante após aplicação do método e com isso, demonstrar estatisticamente os índices de contraste e nitidez da imagem.

Barros (2010) destacou um estudo desenvolvido por Avcibas et al. (2002) onde são apresentadas e categorizadas 26 métricas de qualidade. Este processo de categorização foi realizado com auxílio da ANOVA – Análise de Variância. Os autores afirmam que os resultados obtidos com a ANOVA possibilitaram a avaliação das métricas de qualidade de acordo o tipo de distorção aplicado à imagem.

Eles ainda ressaltam que a métrica ideal foi determinada para cada tipo de distorção e, conseqüentemente, classificaram-nas de forma global, ou seja, de acordo com todos os tipos de distorção testados ao mesmo tempo. Neste último caso, os tipos de métricas que se destacaram foram aquelas baseadas na qualidade das bordas seguidas daquelas baseadas no sistema visual humano. Foi possível, também, verificar que métricas bastante simples podem

ser muito eficientes de acordo com a aplicação, como é o caso das métricas baseadas nas diferenças dos pixels e sua aplicação em imagens afetadas por ruído branco aditivo.

Por fim, o trabalho de Schettini et al. (2010) fizeram uso de uma abordagem combinada tanto de avaliação subjetiva quanto objetiva. Na primeira etapa de suas avaliações, os autores selecionaram um conjunto de imagens originais com suas respectivas versões realçadas por cada um dos métodos comparados. Eles dispuseram as imagens para avaliação subjetiva do ponto de vista de cada um dos grupos de observadores/avaliadores. Uma pontuação é computada e agrupada para cada um dos métodos, o que permitiu analisar o desempenho preferencial para cada trabalho. Posteriormente a esta fase, o autor finaliza suas avaliações com uso de métricas objetivas que visam estimar o brilho e o contraste da imagem.

Definitivamente, por meio das análises destes estudos, considerar o uso de métricas para mensuração da qualidade do realce alcançado pelos métodos propostos é um importante fator a ser relevado e utilizado como metodologia de avaliação da eficácia e eficiência dos resultados apresentados, seja qual for a técnica de realce adotada.

Capítulo 5

Método Proposto

Conforme se explanou na seção 2.4 e 2.5, imagens subaquáticas são essencialmente caracterizadas pela pouca visibilidade, haja vista que a luz é atenuada exponencialmente à medida que viaja na água, resultando em cenas de pouco contraste e com aparência nebulosa. O processo de atenuação da luz limita a distância de visibilidade e é provocado pelos fenômenos de absorção e dispersão, o que influencia negativamente no aparecimento de um conjunto de problemas constantemente encontrados em imagens subaquáticas. Por um lado, o efeito *forward scattering* geralmente leva à diluição dos recursos visuais de imagem. Por outro, o efeito *backscattering* normalmente limita o contraste das imagens, gerando uma espécie de peça de vestuário como véu que sobrepõe à imagem e esconde a cena.

Esses efeitos/fenômenos não ocorrem apenas devido à forma como a luz interage com a própria água, mas também devido aos seus componentes ou partículas em suspensão, tais como matéria orgânica dissolvida e bolhas de ar. A gama de visibilidade pode ser aumentada com iluminação artificial de luz sobre o objeto, mas produz a não uniformidade da propagação da luz na cena e na superfície do objeto, gerando o aparecimento de um ponto brilhante no centro da imagem, com área mal iluminada em torno dela, fato conhecido na literatura como farol de neblina.

Em Stuchi e Vieira (2013) os autores consideram que vários métodos podem ser utilizados para tentar contornar esses fenômenos, mais especificamente, tratar o problema da não uniformidade da iluminação no meio subaquático. Afirmam por um lado que, se considerarmos o domínio do espaço, um método bastante simples é tentar aumentar manualmente o brilho da imagem ou mesmo usar correção gama, que permite a compensação de pontos de não linearidade na iluminação da imagem (Pratt, 2007). Por outro lado, destaca que se fizer uso da filtragem no domínio da frequência, um dos métodos mais utilizados para a correção da não homogeneidade de iluminação de imagens é a filtragem homomórfica.

Ao considerar a necessidade de correção do contraste e opacidades das cores, técnicas no domínio do espaço tais como as utilizadas em Panetta et al. (2008), Iqbal et al. (2007) e Almeida et al. (2010) contribuem significativamente na promoção da correção e posteriormente recuperação das qualidades da imagem. Estas técnicas se referem aos filtros do CLAHE com corte no histograma e *slide stretching* descritos com maior detalhe nas seções seguintes.

Neste contexto, o corrente capítulo descreve a proposta de projeto para o desenvolvimento da dissertação e é apresentada uma arquitetura do método de realce de imagens proposto. São definidos os componentes, descritos suas propriedades internas e externas, e abordados seus relacionamentos com outros componentes que integram este método. Uma descrição prévia do algoritmo a ser desenvolvido também é explanada.

5.1 Arquitetura do Método

Compreender a arquitetura de *software* permite uma ampla visão e representa a compreensão da estrutura do método como um todo, bem como oportuniza a base para o entendimento comum de um sistema e de todas as partes interessadas. Assim, a arquitetura proposta para o desenvolvimento deste trabalho é apresentada na forma de diagrama de blocos e é dividida em três etapas interconectadas que permitem receber uma imagem ou *frame* de um vídeo degradado, identificado como dados de entrada, adquiridos pelo sensor (câmera) e construir outra imagem realçada como saída. O método proposto é demonstrado na Figura 14.

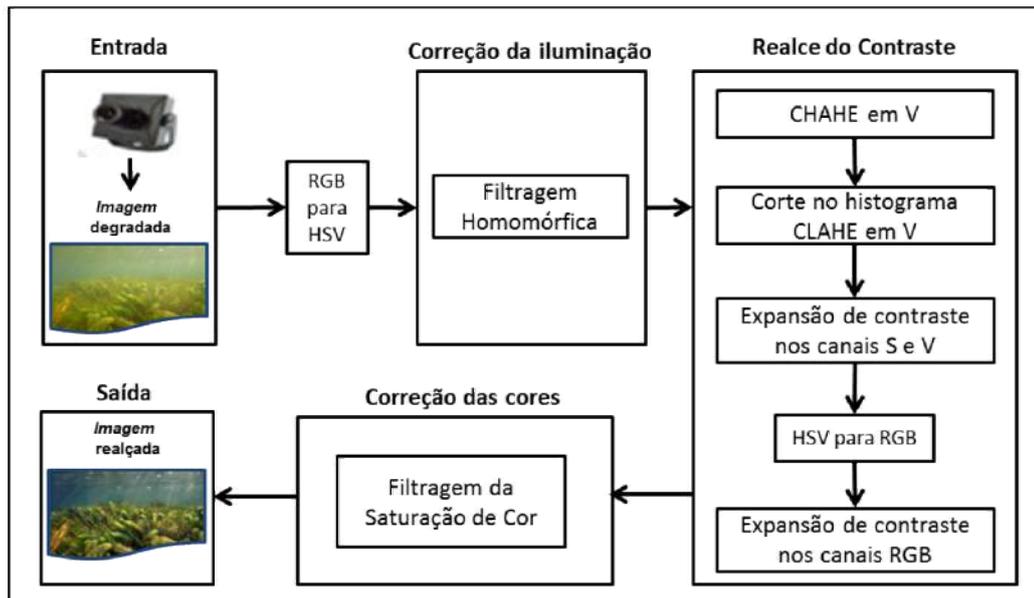


Figura 14. Diagrama de blocos do método proposto.

O método é aplicado para receber uma imagem de entrada convertida para o modelo de cor HSV utilizado devido ao fato do olho humano maximizar a percepção da cor dos objetos em cena. O primeiro passo corresponde à etapa de correção do problema da não uniformidade da iluminação. Possibilita que a iluminação fique a mais homogênea possível ao longo da cena, permitindo tornar perceptíveis as informações presentes tanto nas regiões subexpostas quanto nas superexpostas. O segundo envolve a etapa do realce do contraste, e

destina-se a melhorar a qualidade das imagens sob os critérios subjetivos do olho humano. Por fim, a terceira etapa permite minimizar a alteração da saturação das cores entre as imagens de entrada e saída, no intuito que elas fiquem mais intensas, tornando-as mais próximas possíveis das cores reais tanto quanto as que não tenham sido degradadas. Maiores detalhes de cada etapa são explanados nas seções seguintes.

5.2 Correção da iluminação, Transformada Rápida de Fourier e Filtragem Passa Alta

Como explicado por Padmavathi et al. (2010), a formação das imagens pode ser modelada como o produto de matrizes gerado pela intensidade da iluminação e da refletância dos objetos presentes na cena, isso é:

$$f(x, y) = i(x, y) \cdot r(x, y) \quad (2)$$

onde $f(x, y)$ representa a imagem capturada, $i(x, y)$ a iluminação e $r(x, y)$ a refletância dos objetos na cena.

É preciso considerar que a iluminação tende a variar mais lentamente (baixa frequência) em toda a imagem quando comparada com a refletância, caracterizada pelas mudanças abruptas, especialmente nas extremidades (alta frequência). Isto significa que, se os componentes de baixa frequência (iluminação) forem diminuídos, enquanto que os de média e alta frequência (refletância) aumentem, o problema poderia ser amenizado e possivelmente resolvido. Para tanto, faz-se necessário converter a imagem para o domínio da frequência, onde as operações são simplificadas. A transformada de Fourier é exatamente o processo necessário para fazer essa transformação e qualquer tentativa irá incluir ambas as matrizes de iluminação e de refletância. De acordo com a equação (3), temos:

$$f\mathfrak{F}\{f(x, y)\} \neq \mathfrak{F}\{i(x, y)\}\mathfrak{F}\{r(x, y)\} \quad (3)$$

Considerando os trabalhos de Delac et al. (2006), Gonzalez e Woods (2010) e Padmavathi et al. (2010), existem cinco passos para obter a imagem corrigida. São eles:

Passo 1: Aplique o operador logaritmo para linearizar o processo em escala de cinza da imagem (canal V do modelo de cor HSV), conforme equação (4).

$$z(x, y) = \log[f(x, y)] = \log[i(x, y)] + \log[r(x, y)] \quad (4)$$

Passo 2: Aplique a transformada rápida de Fourier (FFT – *Fast Fourier Transform*), de acordo com a equação (5).

$$\begin{aligned}\mathfrak{F}\{z(x, y)\} &= \mathfrak{F}\{\log [i(x, y)]\} + \mathfrak{F}\{\log [r(x, y)]\} \\ &\rightarrow Z(u, v) \\ &= I(u, v) + R(u, v)\end{aligned}\quad (5)$$

Passo 3: Aplique o filtro passa-alta de *Butterworth*. Se $Z(u, v)$ é processado com um filtro passa-alta $H(u, v)$, então se obtém a equação (6).

$$\begin{aligned}S(u, v) &= H(u, v) \cdot Z(u, v) \\ &= H(u, v) \cdot I(u, v) + H(u, v) \cdot R(u, v)\end{aligned}\quad (6)$$

onde $S(u, v)$ é o resultado da imagem no domínio da frequência com o filtro passa-alta

Passo 4: Aplique o Inverso da Transformada de Fourier (IFFT – *Inverse Fast Fourier Transform*) para retornar ao domínio do espaço. A equação (7) representa esta operação.

$$\mathfrak{F}^{-1}\{S(u, v)\} = s(x, y) = i'(x, y) + r'(x, y) \quad (7)$$

Assumindo que:

$$i'(x, y) = \mathfrak{F}^{-1}\{H(u, v)I(u, v)\} \quad (8)$$

E ainda que:

$$r'(x, y) = \mathfrak{F}^{-1}\{H(u, v)R(u, v)\} \quad (9)$$

Passo 5: Aplique o operador exponencial em toda imagem para reverter os efeitos do algoritmo do **Passo 1**. Finalmente, uma vez que $z(x, y)$ foi construída como o logaritmo de $f(x, y)$, a inversa de $s(x, y)$ leva ao resultado desejado. Assim, temos a equação (10).

$$g(x, y) = e^{[s(u, v)]} \rightarrow e^{[i'(x, y) + r'(x, y)]} \therefore e^{i'(x, y)} e^{r'(x, y)} \quad (10)$$

O $g(x, y)$ representa a imagem filtrada homomorficamente. Caso as intensidades sejam altas, pode ser aplicada uma limiarização por outro filtro de melhoramento adicional, como o utilizado em Toth et al. (2011).

Neste trabalho, foi utilizado o algoritmo *Cooley-Tukey* (Diniz et al., 2014) versão de implementação da Transformada Rápida de Fourier, conforme indica o Passo 2. A complexidade computacional do código deste passo é igual a $O(n \lg n)$ (Weeks, 2012). A filtragem passa-alta *Butterworth* foi utilizada para obter uma imagem mais nítida, atenuando componentes de baixa frequência, sem afetar as informações de alta frequência no Fourier. As equações (11) e (12) representam a expressão de filtro passa-alta em questão.

$$H(u, v) = \frac{1}{1 + [D_0/D(u, v)]^{2n}} \quad (11)$$

onde n é o grau da transformada, D_0 é uma constante que determina o limite do “corte” do filtro passa-alta e $D(u, v)$ é a distância entre um ponto (u, v) no domínio da frequência ao centro do *spectrum* da frequência; isto é:

$$D(u, v) = \sqrt{[(u - P/2)^2 + (v - Q/2)^2]} \quad (12)$$

Onde P e Q são os tamanhos da extremidade da imagem no domínio da frequência, neste caso, representa o $Z(u, v)$ da equação (5).

5.3 Realce do contraste

Esta etapa envolve o melhoramento do contraste e destina-se a realçar os detalhes da imagem. Surgiu a partir de uma análise mais profunda das intensidades do histograma antes e depois da aplicação da filtragem homomórfica. Neste cenário, percebeu-se que mesmo após uma melhor ocupação dos níveis de cinza, o aumento do contraste em geral não é satisfatório, uma vez que imagens de baixa qualidade apresentam compressão de artefatos e percebe-se que os ruídos presentes nas zonas mais escuras são maximizados. Estas características negativas foram igualmente percebidas em Schettini et al. (2010) e Kalia et al. (2011).

O realce do contraste está dividido em subetapas. Primeiramente, recebe-se a imagem de entrada que antes estava no modelo RGB, posteriormente transformada para o HSV e então se aplica a técnica de *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) no canal V. Seu uso visa viabilizar a recuperação dos detalhes nas regiões escuras das imagens, bem como evitar a perda das informações devido ao excesso de brilho, isto porque o tratamento do histograma não se limita a uma determinada região.

Percebeu-se que o CLAHE promove a maximização dos ruídos. Para evitar isso, um limiar de contraste é aplicado. Este limiar é usado para eliminar o efeito de valores extremos e melhorar os detalhes intrínsecos na imagem mantendo a relação de contraste. No entanto, os valores dos pixels de saída são redistribuídos no intervalo $[0, 255]$, também relatados por Sakaue et al. (1995) e Kalia et al. (2011). Esta prática permite melhorar significativamente a qualidade da imagem no sentido de amenizar ocorrência dos ruídos, contudo, a complexidade do código aumenta para $O(2n)$ ou $O(n)$.

Para determinar o limite do contraste e, assim, a quantidade de intensidades que serão cortadas, considera-se saturadas aquelas que contenham níveis presentes nas extremidades do histograma, mais especificamente aquelas que estejam distribuídos fora do intervalo de 97%. O valor deste percentual foi obtido após execução dos inúmeros experimentos, o qual se mostrou como o melhor indicativo de corte.

Por fim, a etapa de realce de contraste utiliza a técnica de contraste de alongamento em ambos os canais S e V no espaço de cor HSV. Depois disso, foi utilizada a mesma técnica no espaço de cor RGB para esticar a gama dinâmica das intensidades de imagem, traduzido/adaptado do trabalho de Iqbal et al. (2007) e Almeida et al. (2010). A intenção é proporcionar cores mais brilhantes e fazer cores escuras ainda mais escuras. Este procedimento fornece um ganho de qualidade, ou seja, para esticar o histograma de modo a que a gama dinâmica total seja mais bem distribuída ao longo da mesma gama. Esta gama dinâmica é o intervalo entre o valor mínimo e máximo de intensidade obtido após a aplicação do limiar.

5.4 Correção das Cores

Conforme foi explanado, as imagens que sofrem de degradações advindas da natureza, geralmente apresentam cores opacas ou túrbidas. Para recuperá-las e finalizar a cadeia de processamento, foi aplicada a mesma fórmula sugerida por Sakaue et al. (1995) e utilizado em Schettini et al. (2010). Esta ideia procura minimizar a variação de cor entre a imagem de entrada e a saída, o que resulta em cores menos opacas. As transformações promovidas pela fórmula são aplicadas em cada um dos canais do modelo RGB produzindo novos valores R' , G' e B' obtidos como:

$$\begin{aligned} R' &= \frac{1}{2} \left[\frac{V'}{V} (R + V) + R - V \right] \\ G' &= \frac{1}{2} \left[\frac{V'}{V} (G + V) + G - V \right] \end{aligned} \quad (13)$$

$$B' = \frac{1}{2} \left[\frac{V'}{V} (B + V) + B - V \right]$$

onde V' é o valor da intensidade da iluminação obtido nas etapas de correção da não uniformidade da iluminação e posteriormente processado na etapa de realce do contraste com recorte do histograma, conforme abordou-se nas seções anteriores. Os valores correspondentes a V , R , G e B são obtidos na imagem de entrada.

Capítulo 6

Experimentos e Resultados

6.1 Experimentos

A seguir são descritos os experimentos realizados para validação da metodologia proposta. Primeiramente a metodologia utilizada para avaliar a qualidade do realce é apresentada. No segundo momento, as condições necessárias para aplicação da avaliação são descritas.

6.1.1 Metodologia de Avaliação

Os experimentos foram simulados em um computador pessoal com processador Intel Core I7 de 2.3GHz, memória RAM de 8GB e a linguagem de programação utilizada foi C++ e a biblioteca OpenCV. O método proposto foi aplicado em vinte imagens coloridas que apresentam degradações advindas das mais diversas anomalias naturais que a natureza possa promover negativamente, tanto no meio atmosférico quanto no subaquático. Submetem-se os testes em ambos ambientes no intuito de demonstrar ao leitor a capacidade de adaptabilidade, desenvolvimento e qualidade das melhorias que se possa alcançar independente dos tipos de problemas a serem tratados.

As imagens têm diferentes distâncias de visibilidade e diferentes taxas de turbidez. Elas foram obtidas dos trabalhos relacionados, da *internet* e do banco de imagens do grupo de pesquisa de Realce e Restauração de Imagens em Rios da Amazônia. São classificadas em distintos cenários, incluindo cenas que apresentam problemas de não uniformidade de iluminação, problemas na atmosfera, e os problemas em ambientes subaquáticos. Para cada tipo de classificação, o mínimo de cinco imagens foram selecionadas e submetidas a cada um dos três métodos avaliados, sendo o método proposto, Iqbal et al. e Schettini et al. Detalhes das imagens que estão além do limite da visibilidade não são considerados como regiões a serem recuperadas. O método proposto é submetido no espaço de cor HSV e RGB nos mais variados canais, conforme foi mostrado na Figura 14.

A avaliação da qualidade da imagem é realizada, primeiramente, de forma subjetiva partindo do ponto de vista do observador. Em cada uma das tentativas dos experimentos, um par de imagens foi disponibilizado para visualização de cada um dos 50 avaliadores voluntários. Este par de imagens é formado por duas versões da mesma cena e um avaliador

aleatoriamente foi convidado para responder subjetivamente indicando qual imagem era a sua preferida. Cada versão de uma cena do método proposto foi comparada com todas as outras versões da mesma cena dos outros dois métodos avaliados, representando um total de 40 pares de imagens. No total, dois mil experimentos foram realizados conforme apresenta a Tabela 5. Os resultados são explanados na seção 6.2.

Tabela 5. Quadro quantitativo dos experimentos realizados.

Problema	Qtd. de imagens	Combinações de par de imagens	Qtd. de par de imagens	Qtd. de experimentos
Iluminação	4	2	8	400
Atmosfera	4	2	8	400
Subaquático	12	2	24	1.200
Total de experimentos				2.000

Além da técnica subjetiva de avaliação apresentada acima, outra metodologia foi utilizada para avaliar de forma objetiva, a obtenção de dados numéricos que viabilizam a mensuração de índices de qualidade. As métricas para avaliação objetiva de imagens podem ser classificadas de acordo com a disponibilidade da imagem original junto com a imagem a ser avaliada. A maioria das abordagens utiliza referência completa, isto é, um original está disponível para comparações. Em alguns casos, não existe uma imagem original, sendo este caso conhecido como sem referência. Neste trabalho serão utilizados índices de fidelidade de imagens em avaliações com referência, tomando como base janelas de pixels de uma mesma imagem, para identificar e mensurar regiões com brilho e contraste semelhantes.

Assim, três métricas obtidas da literatura são implementadas e aplicadas em todas imagens no intuito de estimar o brilho e o contraste da imagem, como *entropy (H)*, *absolute mean brightness error (AMBE)* e *measure of enhancement (EME)*. Vale ressaltar que os valores dessas métricas devem ser analisados com cautela, uma vez que não necessariamente correlacionam melhoria da qualidade em termos do aumento do contraste (Schettini et al., 2010).

6.1.2 Condições de Avaliação

Para realizar a avaliação psicovisual, as imagens a serem julgadas foram mostradas em uma interface baseada em aplicações *desktop*. Adotou-se um monitor LED de um notebook Asus de 14'' com resolução de 1366 x 768 pixels correspondente a 111,94 *dpi*. A taxa de atualização é de 60 *Hz*. A iluminação é típica de escritório e os níveis de luz ambiente foram mantidos constantes entre as inúmeras sessões. A distância entre o observador e o monitor foi

cerca de 60 *cm*. Todas as cenas originais utilizadas foram redimensionadas e subamostradas para caber em uma caixa de pixel 600 x 600.

6.2 Resultados

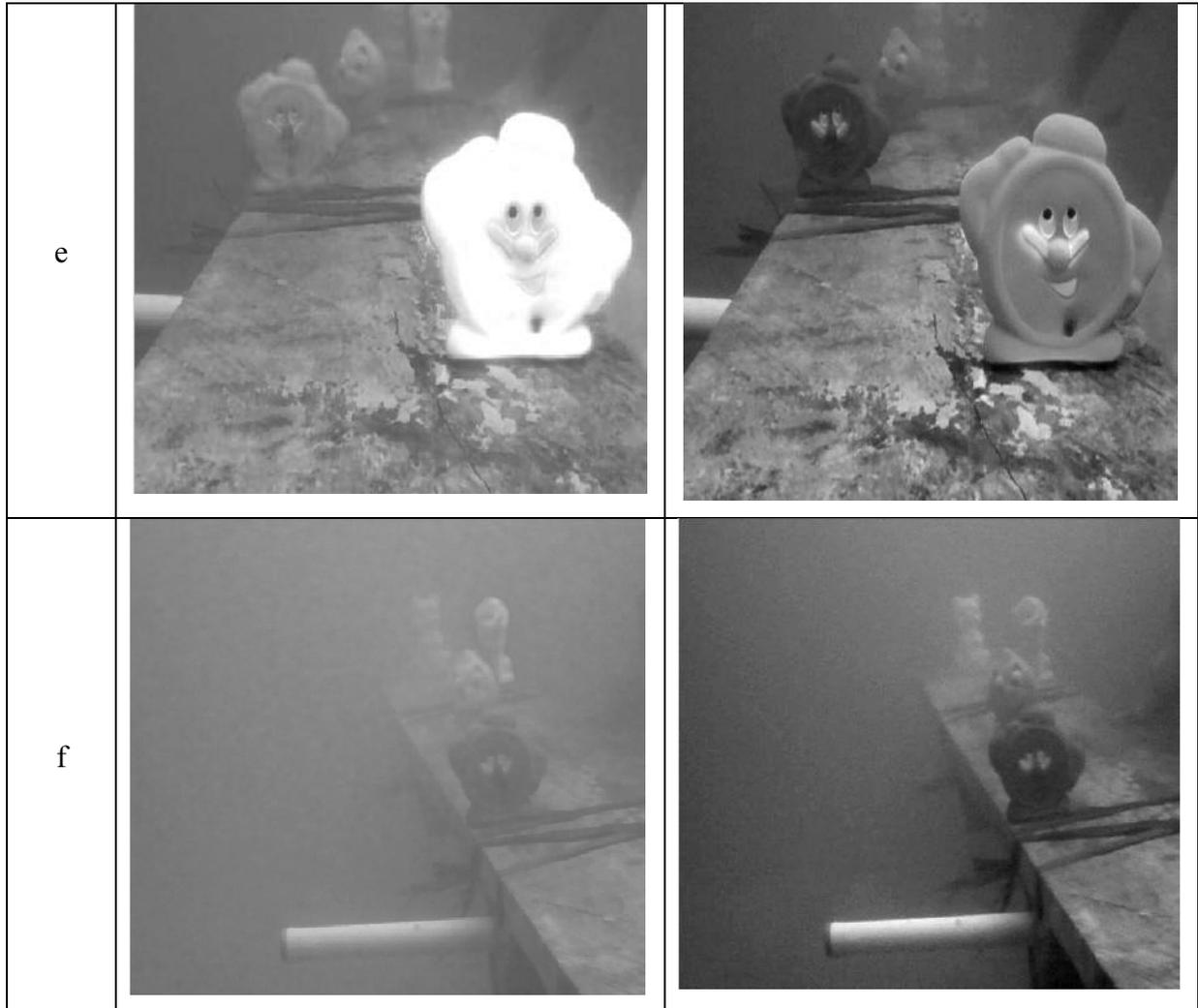
Submeteram-se as imagens com a metodologia proposta e, em seguida, comparou-se os resultados obtidos com outras técnicas. A Tabela 6 mostra os resultados após executar a etapa de correção da não uniformidade da iluminação. As imagens são dispostas em escala de cinza no intuito de permitir a identificação das regiões que apresentam melhoras na distribuição da iluminação.

Ao analisar as figuras desta tabela, nota-se na coluna da esquerda, as imagens originais com ocorrência do problema da não uniformidade da iluminação. Na coluna da direita, imagens corrigidas com nossa proposta de correção constituído da filtragem homomórfica. Facilmente é perceptível que, de fato, a etapa produz resultados satisfatórios, onde por um lado, imagens que possuem regiões subexpostas com presença de muitos pontos pretos e sem informação foram realçadas. Por outro lado, regiões antes superexpostas com ocorrência de vários pontos claros e também sem informação, foram melhoradas. Além do mais, o método mostra-se estável ao corrigir imagens tanto com problemas ocorridos na atmosfera, quanto em ambientes subaquáticos.

Tabela 6. Quadro comparativo de imagens com iluminação corrigida.

Figura	Imagem original	Imagem com iluminação corrigida
Imagens atmosféricas		
a		

b		
c		
Imagens subaquáticas		
d		



A segunda etapa do método proposto visa ajustar o brilho e realçar o contraste. Na Figura 15, apresenta-se o resultado obtido após execução das etapas de correção da iluminação e melhoramento do contraste.



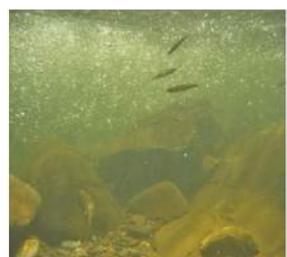
Figura 15. Imagem melhorada pelas etapas de correção da iluminação e realce do contraste. Em (a) Imagem original com pouca luz; Em (b) imagem com filtro homomórfico simples e (c) imagem com nossa proposta de correção da não uniformização da iluminação fazendo constituído da filtragem homomórfica, CLAHE, Clipping e Stretching.

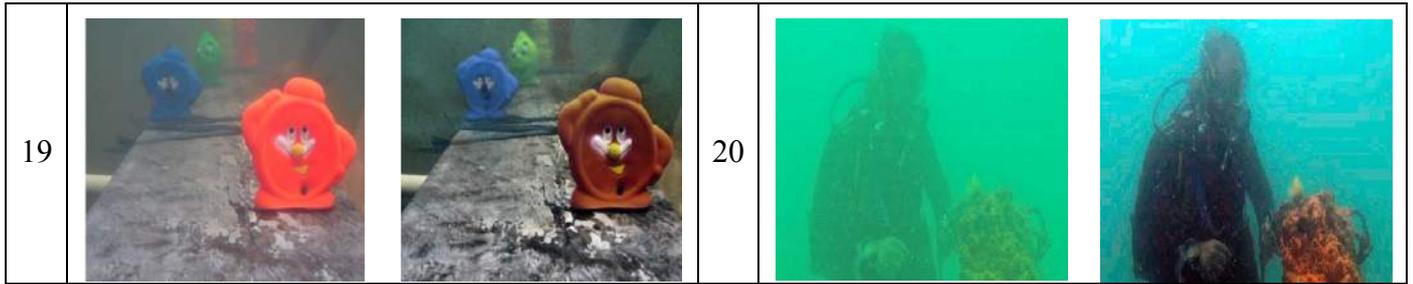
Percebe-se que em (a), devido a pouca luz na cena, muitas informações estavam “escondidas” da visão. Através do filtro homomórfico, os detalhes foram melhorados em (b), entretanto, nota-se uma leve saturação da região superexposta presente no fundo da imagem. Em (c), o resultado de (b) foi combinada com técnicas de CLAHE, *Clipping* e *Stretching* para fazer a luminosidade ficar mais bem distribuída na cena e as bordas mais destacadas. Apesar da imagem (c) aparentemente ser melhor, a complexidade do algoritmo fica em $O(n)$.

A Tabela 7 apresenta os resultados obtidos nos três diferentes cenários em que os testes foram submetidos. Pares de imagens antes (lado esquerdo) e depois (lado direito) da aplicação do método proposto são mostrados. Partindo de uma avaliação subjetiva, percebe-se relevantes melhorias em todos os cenários, seja em ambientes com graves problemas de iluminação, seja em ambientes com problemas advindos de fenômenos da natureza.

Tabela 7. Quadro comparativo das imagens antes e após aplicação do método de melhoramento.

Cenas com problema de não uniformidade da iluminação					
1			2		
3			4		
Cenas em ambientes atmosféricos					
5			6		

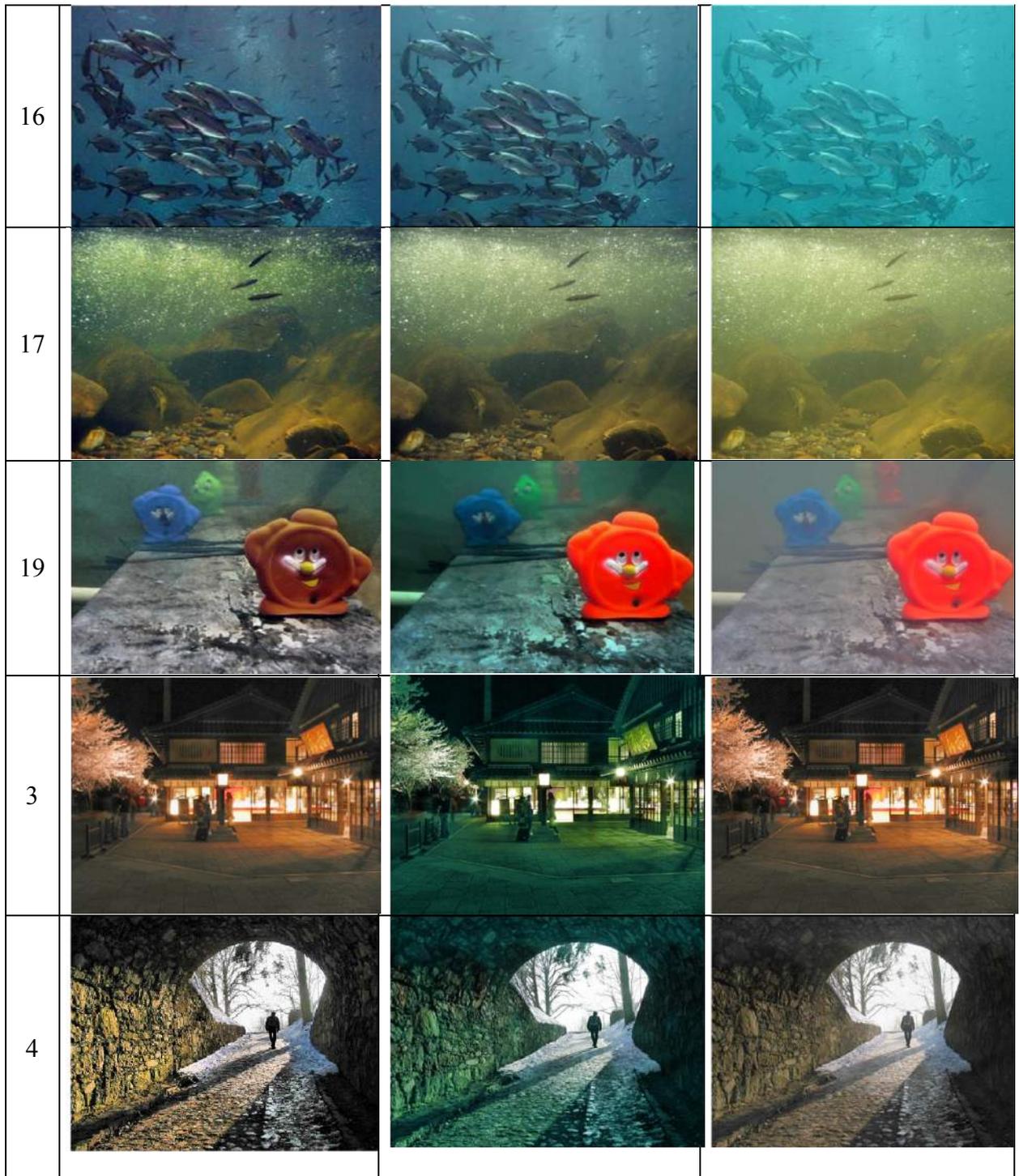
7			8		
Cenas em ambientes subaquáticos					
9			10		
11			12		
13			14		
15			16		
17			18		



Com intuito de podermos comparar os resultados do método proposto com os outros dois avaliados, apresenta-se na Tabela 8 algumas das imagens resultantes do realce promovido. Pode-se constatar que, de fato, o método de Schettini et al. (2010) não apresenta bons resultados para imagens subaquáticas, uma vez que o mesmo não se propõe a tratar os problemas da iluminação e opacidade das cores, inerentes aos ambientes participativos. Isto comprova a importância e a necessidade de tratá-los de forma separada e sequencial, o que de fato ocorreu no método proposto.

Tabela 8. Quadro comparativo das imagens do método proposto com as dos métodos avaliados.

Imagem	Métodos Avaliados		
	Método Proposto	Iqbal et al. (2007)	Schettini et al. (2010)
11			
12			
13			



Por um lado, ao analisarmos as imagens de 11 a 19 da Tabela 8, podemos constatar que o método proposto apresenta melhores resultados ao tratar o problema da iluminação e correção das cores, gerando imagens mais harmoniosas, com menos ruídos e principalmente com maior estabilidade na recuperação das cores. Isto ocorre devido ao fato do método proposto tratar separadamente cada um desses grupos de problemas, enquanto que o trabalho de Iqbal et al. (2007) apenas trata diretamente o problema do contraste e tenta amenizar a predominância da cor presente na cena.

Por outro lado, verifica-se nas imagens 3 e 4 da Tabela 8, que em ambientes da atmosfera, tanto o método proposto quanto o de Schettini et al. (2010) apresentam resultados satisfatórios partindo do ponto de vista do observador. Entretanto, o trabalho de Iqbal et al. (2007) promoveram imagens com problemas da distribuição uniforme de cores, ocasionados na execução do algoritmo de alargamento de contraste em cada um dos canais do espaço de cor RGB.

Apesar do método proposto também fazer uso do alargamento nos canais RGB, o mesmo não apresentou em suas imagens realçadas tal situação, haja vista que a etapa de correção das cores, processado pelo algoritmo de filtragem da saturação de cor, viabilizou e estabilizou o controle da correção das cores predominantes, fazendo uma média das intensidades das cores da imagem de entrada com a imagem de saída, conforme se demonstrou na seção 5.4.

A fim de comparar o método proposto com os outros dois, primeiramente conforme se explanou, um experimento psicovisual foi realizado utilizando uma comparação pareada em que os espectadores foram convidados a escolher uma imagem de um par com base em suas preferências. Com os resultados dessa avaliação subjetiva, obteve-se a pontuação média das opiniões nos experimentos.

O índice de pontuação da preferência é contabilizado para cada um dos métodos e ambientes submetidos. A maior pontuação é 2000, correspondente a 100% dos votos. Em primeiro lugar ficou com 60,75% dos pontos, correspondente ao método proposto. Em relação aos outros dois métodos, a técnica proposta por Iqbal et al. (2007) ficou posicionada em segundo para marcar a preferência de 20% e o modelo proposto por Schettini et al. (2010) com 19,25% em terceiro. Na Tabela 9 os dados da avaliação subjetiva através da representação do MOS são tabulados e os resultados podem ser vistos.

Tabela 9. Média de pontuação das opiniões nos experimentos.

Métodos Comparados	Pontuação x Ambiente				
	Iluminação não uniforme	Atmosfera	Subaquático	Total	Percentual (%)
Método proposto	204	206	805	1.215	60,75
Schettini et al. (2010)	191	194	0	385	19,25
Iqbal et al. (2007)	5	0	395	400	20,00

Ao elaborar uma análise da pontuação obtida pelos métodos comparados versus o ambiente da imagem, percebe-se que há rendimento equivalente em alguns casos e variado em outros. Quando se considera o ambiente com problema da uniformidade da iluminação e com problemas presentes na atmosfera, verifica-se que o método proposto e o de Schettini et al. (2010) apresentam resultados análogos. Isto está diretamente relacionado ao fato destes métodos possuírem etapas que se propõem à amenizá-los ou corrigi-los.

Em ambientes subaquáticos, o método proposto em conjunto com o de Iqbal et al. (2007), expõem resultados que permitem considerar que ao aplicar algoritmos de alargamento de contraste nos canais de saturação e de intensidade luminosa no espaço de cor HSV, bem como em cada um dos canais RGB, propicia não somente o melhoramento do contraste, mas também viabiliza o processo de recuperação de cor. Em oposição, o trabalho de Schettini et al. (2010) não conseguiram promover melhorias na recuperação do contraste e principalmente não obteve êxito na filtragem de saturação de cor.

A vitória em ambientes subaquáticos do método proposto sob o de Iqbal et al. (2007), deu-se principalmente pelo uso dos algoritmos de filtragem homomórfica e de saturação de cor proposto por Gracias et al. (2008) e Schettini et al. (2010), respectivamente. Isto comprova que, tratar os problemas de iluminação e estabilidade no processo da recuperação das cores, neste tipo de ambiente, é primordial para promoção de qualidade visual mais agradável e consistente possível das imagens.

Ao considerar o quantitativo de pontuação obtida pelo método proposto apresentado na Tabela 9, isto é, o total de 1.215 votos (60,75 %), apresenta-se, de forma detalhada na Tabela 10, o índice de satisfação destes usuários (QoS). Nesta tabela, o cenário representativo de votos constata que o método possui alto índice de satisfação dentre os avaliadores que escolheram tal método como aquele que melhor apresentou qualidade de realce.

Tabela 10. Índice de satisfação dos usuários para o método proposto.

MOS	Qualidade	Deterioração	Qtd votos	Percentual (%)
5	Excelente	Imperceptível	667	54,90
4	Bom	Perceptível mas não irritante	531	43,70
3	Razoável	Levemente irritante	17	1,40
2	Degradada	Irritante	0	0
1	Péssimo	Muito irritante	0	0

Mensurar a qualidade do realce aplicado em uma imagem após processo de melhoramento é frequentemente muito difícil de realizar. Até o momento, aplicou-se critérios subjetivos para avaliação da melhoria na imagem. Há na literatura algumas métricas objetivas que visam estimar o brilho e o contraste das imagens. Os valores dessas métricas devem ser analisados com cautela, uma vez que não necessariamente correlacionam melhoria da qualidade em termos do aumento do contraste (Schettini et al., 2010).

Na Tabela 11 é apresentada a média dos valores das métricas objetivas por método avaliado. Pode-se notar que em todas as métricas, o método proposto saiu vitorioso, uma vez que apresentou maiores valores. Os resultados das métricas objetivas constatarem os da subjetiva.

Tabela 11. Média dos valores das métricas objetivas por método avaliado

Método / Métrica	H	AMBE	EME
Método proposto	8,2689	31,2134	17,3873
Schettini et al. (2010)	6,6156	27,6452	4,5683
Iqbal et al. (2007)	7,1799	28,3863	10,9801

Apesar das maiores médias demonstrarem que o método proposto representa o melhor método, analisar alguns casos individuais faz-se necessário uma vez que não necessariamente altos valores correspondem melhoria da qualidade em termos do aumento do brilho e contraste (Schettini et al., 2010).

Assim sendo, vamos agora analisar os valores dessas métricas referente à imagem 8 da Tabela 7. Os valores de H indicam melhor ocupação de todos os níveis de intensidade no histograma. Isso está associado a uma imagem visualmente agradável, considerando razoavelmente positivas as condições equilibradas de aquisição da imagem. Os valores dessa métrica para a referida imagem são 6.9384, 7.6334, 6.8803 e 7.3561, representando, respectivamente o resultado da imagem original, método proposto, Schettini et al. (2010) e Iqbal et al. (2007). Ressalta-se que neste caso, o maior valor da Entropia representou de fato uma imagem razoavelmente agradável, entretanto, há casos em que nem sempre isto é o que acontece. Comportamentos análogos são encontrados no estudo de Schettini et al. (2010).

O AMBE representa a distância média do brilho original, isto é, a diferença do nível média da intensidade na escala de cinza da imagem nova e original. Em um procedimento de melhoramento, nem sempre se almeja preservar o brilho original da cena, haja vista os problemas de uniformidade da iluminação devem ser corrigidos.

Schettini et al. (2010) afirmam que preservar o brilho original não significa sempre preservar a aparência natural da imagem. Ainda complementa que se as imagens originais são fortemente subexposta e/ou superexposta, espera-se um alto valor AMBE, indicando que a qualidade poderia ser melhorada. Por exemplo, a correção aplicada a imagem resultante das etapas de correção da iluminação e melhoramento do contraste mostrada na imagem 1 da Tabela 7, obtém-se um valor AMBE de 49,52. Por outro lado, no caso de uma exposição correta em imagens ou fotos obtidas em cenas escuras (noturna), espera-se que o nosso método não altere significativamente a luminosidade média. Veja outros valores desta métrica para imagem 2 da Tabela 7 com tal característica (método proposto = 19.39, AMBE_Schettini = 20.46 e AMBE_Iqbal = 34,38).

O EME aproxima um contraste médio na imagem dividindo-a em blocos que não se sobrepõem, a definição é medida com base em valores mínimos e máximos de intensidade em cada bloco e a média entre eles. Para análise desta métrica, altos valores devem indicar as regiões com elevado contraste locais, enquanto que os valores próximos de zero, devem corresponder às regiões homogêneas. Se método de melhoramento introduz ruídos em tais regiões homogêneas, um valor mais elevado de EME será obtida, e possivelmente não corresponderá a uma melhoria da qualidade de imagem. Como exemplo, veja os valores obtidos desta métrica na imagem 10 da Tabela 7 (Método Proposto = 9.2414, Schettini_EME = 1,7403 e Iqbal_EME = 5,4655). Neste cenário de valores, por um lado podemos observar que o nosso método foi o que apresentou o maior valor, isto se deve, principalmente, ao uso do CLAHE. Por outro lado, este valor não necessariamente representa um fator negativo que possa comprometer circunstancialmente a qualidade da melhoria obtida, haja vista a qualidade dos resultados apresentados por cada método no quadro comparativo da Tabela 8.

Capítulo 7

Considerações e Trabalhos Futuros

Este trabalho apresenta um método de realce de imagens subaquáticas degradadas por fenômenos naturais que realiza melhorias em uma única imagem como entrada sem utilizar qualquer informação do seu modelo de formação. Deseja-se melhorar a qualidade visual de objetos distantes em cena. A partir das figuras apresentadas, pode-se observar que a maioria dos problemas oriundos dos fenômenos de degradação é minimizada, proporcionando uma melhor uniformidade da iluminação, aumento de contraste, brilho e cor em comparação com outras técnicas.

Considera-se que o método é promissor por exibir bons resultados com baixo custo computacional e útil para aplicação em vários sistemas de trabalho em ambiente atmosférico e subaquático, haja vista que ao comparar soluções propostas deste método com outras bem conhecidas na literatura, encontra-se uma gama dinâmica do aumento correto em ambas as regiões de baixa e alta luminosidade das imagens, impedindo a perda comum de qualidade, devido a artefatos, dessaturação, baixa luminosidade e aparência acinzentada.

A média de pontuação das opiniões nos experimentos foi utilizada para avaliar o desempenho dos diferentes métodos de correção de contraste em imagens coloridas. A pontuação mais alta é a do método proposto. O mesmo foi submetido adequadamente a três cenários diferentes, especialmente em relação ao meio subaquático, onde apresentou melhorias mais significativas nas imagens, sendo este o fator que gerou maior pontuação.

Apesar dos bons resultados apresentados pelo método proposto, ressalta-se que para ambientes com altíssimos índices de turbidez (visualização de até 10 cm de distância) ou com baixíssima iluminação, não se obteve bons resultados, isto é, os objetos presentes na cena não foram expostos. As imagens realçadas neste perfil de cenário apresentou apenas a intensificação da coloração predominante na imagem, ou seja, aumento da coloração argilosa e/ou avermelhada escura.

Como sugestões para trabalhos futuros, melhorias podem ser obtidas com uso de um processo de otimização para estimar os valores dos parâmetros do modelo de formação de imagem, tais como atenuação e coeficientes de difusão que caracterizam a turbidez da cena e profundidade de um dado objeto na imagem. Outro aperfeiçoamento que pode ser obtido é substituir o CLAHE por um filtro que faça uso de máscaras não linear para gerar índices

exponenciais a serem aplicados em uma espécie de filtro gama local. Esta ideia, hipoteticamente, amenizaria os ruídos que o CLAHE promove, mesmo sendo tratado através do corte no histograma da imagem.

Por fim, sugere-se desenvolver uma etapa que analise, conjuntamente, dados de intensidade luminosa e saturação de cor da imagem, tendo como saída informações plotadas em um mapa 3D que demonstre a relação entre saturação e distância que o sinal deve ser melhorado, isto é, permita identificar em quais regiões da imagem se deve aplicar maior ou menor correção da iluminação e da saturação de cor. Ao incorporar esta informação no algoritmo de correção de contraste atual, poderá reduzir regiões de saturação e melhorar as informações do fundo da cena, entretanto, ressalta-se que o problema desta técnica ocorre quando há muito efeito do *backscattering*.

Referências

- Albuquerque, M. P. de. **Processamento de imagens: Métodos e Análises**. Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas. Rio de Janeiro. 2007.
- Almeida, Ailk E. G.; Oliveira, M. P.; Queiros-Neto, J. P. **Um Método para Realce de Imagens Subaquáticas Adquiridas em Rios da Amazônia**. Manaus. Amazonas. 2010.
- Alvarenga et al. **Avaliação de Técnicas de Processamento Digital de Imagens para a Estimativa de Áreas de Arroz Irrigado: Um Estudo de Caso no Município de Santa Vitória do Palmar/RS**. Giânia. Goiás. 1999.
- Andreas, A., Jean-Philippe, M., Gilles, K. **Towards a model-free denoising of underwater optical images**. In IEEE Conference on Oceans. 2005.
- Avcibas et al. **Statistical evaluation of image quality measures**. Journal of Electronic Imaging, 11:206–223. 2002.
- Barros, W. F. **Uma Abordagem Automática para Restauração de Imagens de Cenas Subaquáticas**. Tese de Doutorado – UFMG. Belo Horizonte - MG. 2010.
- Bazeille et al. **Automatic underwater image pre-processing**. França. 2006.
- Buscariollo et al. **Sistema de Posicionamento Dinâmico Baseado em Visão Computacional e Laser**. São Paulo - SP. 2008.
- Carvalho, P. C. et al. **Visão Computacional, Imageamento e Computação Gráfica**. Instituto de Matemática Pura e Aplicada. Rio de Janeiro. 2007.
- Chambah M., Semani D., Renouf A., Courtellemont P. and Rizzi A. **Color Imaging IX: Processing, Hardcopy, and Applications**. vol. 5293 of Proceedings of SPIE, 157-168, San jose, Calif, USA. 2004.
- Chao, L.; Wang, M. **Removal of Water Scattering**. Beijing. China. 2010.
- Cronin, T. W. e Shashar, N. **The linearly polarized field in clear, tropical marine waters: spatial and temporal variation of light intensity, degree or polarization and e-vector angle**. J. Experim. Biol.204. 2001.
- Delac, K., Grgic, M., Kos, T. **Sub-Image Homomorphic Filtering Technique for Improving Facial Identification under Difficult Illumination Conditions**. University of Zagreb, Faculty of Electrical Engineering and Computing. Budapest, Hungary. 4p. 2006.
- Ferreira, G. C. P. **Sistema de Realce de Imagens Subaquáticas Adquiridas em Rios Da Amazônia**. Manaus. Amazonas. 2013.

- Garcia R.; Nicosevici T.; Cufi X. **On the Way to Solve Lighting Problems in Underwater Imaging**. Girona. Espanha. 2002.
- Gonzalez, R. C.; Woods, R. E. **Processamento Digital de Imagens**. 3. Ed. São Paulo: Pearson, 2009.
- Gonzalez, R. C.; Woods, R. E. **Processamento Digital de Imagens**. São Paulo: Blucher, 2000.
- GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard C. **Digital Image Processing**. 2 edition, Prentice Hall. 2002.
- GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard C. **Processamento Digital de Imagens**. 3ª ed. Pearson - São Paulo: 2010. p. 22-64.
- Gracias, Nuno; NEGAHDARIPOUR, Shahriar; NEUMANN, Laszlo; PRADOS, Ricard; GARCIA, Rafael. **A motion compensated filtering approach to remove sunlight flicker in shallow water images**. University of Girona, Spain – 2008, 7p. 2008.
- Horváth, G. e Varjú, C. **Underwater refraction-polarization patterns of skylight perceived by aquatic animals through Snell's window of the flat water surface**. Vision Research 35. 1995.
- Hou et al. **Automated Underwater Image Restoration and Retrieval of Related Optical properties**. Quebec. Canadá. 2007.
- Hou, W. e Weidemann, A. **Objectively assessing underwater image quality for the purpose of automated restoration**. in SPIE Security and Defense Symposium. Orlando. Florida. 2007.
- Iqbal et al. **Underwater Image Enhancement Using an Integrated Colour Model**. International Journal of Computer Science. Penang, Malaysia. 2007.
- Johnsen, S. **Cryptic and conspicuous coloration in the pelagic environment**. In Royal Society of London: Biological Sciences, volume 269, pp. 243–256. 2002.
- Johnsen, S.; Widder, E. A. & Mobley, C. D. **Propagation and perception of bioluminescence: factors affecting the success of counterillumination as a cryptic strategy**. Biological Bulletin, 207:1–16. 2004.
- Kalia et al. **An analysis of the effect of different image preprocessing techniques on the performance of SURF: Speeded Up Robust Feature**. Korea-Japan. 2011.
- Kitchenham, B.; Charters, S. **Guidelines for Performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering**, versão 2.3. Relatório Técnico, Evidence-Based Software Engineering (EBSE), 2007. Disponível em: <<http://www.elsevier.com/inca/publications/misc/inf>>. Acesso em: 15 mar. 2010.

- Mahiddine, A. ; Seinturier, J., Boi, D.P.J., Drap, P., Merad, D., Luc Long. **Underwater image preprocessing for automated photogrammetry in high turbidity water**. International Conference on Virtual Systems and Multimedia. França. 2012.
- Mobley, C. D. **Light and Water: Radiative Transfer in Natural Waters**. Academic Press Inc. 1994.
- Narasimhan, S. G. & Nayar, S. **Contrast Restoration of Weather Degraded Images**. 2003.
- Nascimento, E. R. **Estimação Automática de Parâmetros de Modelos para Restauração de Imagens de Cenas Subaquáticas**. Belo Horizonte. Minas Gerais. 2008.
- Padmavathi et al. **Comparison of Filters used for Underwater Image Pre-Processing**. Department of Computer Science, Avinashilingam University for Women, Coimbatore, TN, India. 8p. 2010.
- Panetta, Karen A., Wharton, Eric J. **Human visual system-based image enhancement and logarithmic contrast measure**, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - Part B: Cybernetics, p. 174–188. Aagaard, S., 2008.
- Paulo D. e Silvia B. **Uma Abordagem Baseada em Visão Computacional para Localização e Mapeamento Simultâneos de Robôs Subaquáticos**. Rio Grande - RS. 2008.
- Pratt, W. **Digital Image Processing**. 4 Ed., Wiley, 2007.
- Pratt, W. **Digital Image Processing**. John Wiley & Sons, New York, USA, 1991.
- Queiroz-Neto et al. **Underwater Stereo**. Curitiba. 2004.
- Queiroz-Neto, J. P. **Modelagem Automática de Cenas com Iluminação Não Local a partir de Imagens**. Tese de Doutorado – UFMG. Belo Horizonte - MG. 2005.
- Queiroz-Neto, J. P. **Restauração de Imagens Subaquáticas Utilizando Visão Estéreo**. In: I Jornada Nacional da Produção Científica em Educação Profissional e Tecnológica. 2006.
- Queiroz-Neto, J. P., Carceroni, R. L., e Coelho, L. C. R. **Recovering Photometric Properties of Multiple Strongly-Reflective, Partially-Transparent Surfaces from a Single Image**. Aceito na X IEEE International Conference on Computer Vision, Beijing, China. 2005.
- Rizzi, A., Gatta, C., Marini, D. **A New Algorithm for Unsupervised Global and Local Color Correction**. Pattern Recognition Letters. Vol 24 (11). p. 1663-1677. 2003.
- Rudek et al. **Visão Computacional Aplicada A Sistemas Produtivos: Fundamentos e Estudo de Caso. Laboratório de Automação e Sistemas**. Pontifícia Universidade Católica do Paraná. PUCPR/LAS/CCET. 2001.

- Schechner, Y. Y. e Karpel, N. **Clear underwater vision**. In IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 1, pp. 536–543. 2004.
- Schettini et al. **Contrast image correction method**. Milan, Italia. 2010.
- Schettini, R. e Corchs, S. **Underwater Image Processing: State of the Art of Restoration and Image Enhancement Methods**. Milan, Italia. 2010.
- Souza T.; Correia S. **Estudo de Técnicas de Realce de Imagens Digitais e suas Aplicações**. João Pessoa. Paraíba. 2007.
- Stuchi, J. A; Vieira, M. A. C. **Non-Uniform Illumination Correction in NonMydriatic Digital Fundus Camera**. São Paulo. SP. 2013.
- Toth et al. **Illumination-Invariant Change Detection**. Institute for Signal Processing. University of Lubeck – Germany. 2011. 5p.
- Wang, Z. e Bovik, A. **Modern Image Quality Assessment**. Morgan & Claypool, 2006.
- Webster, M. **The art and technique of underwater photography**. Fountain Press. Surray. 1998.
- Xu, X. e Negahdaripour, S. **Vision-based motion sensing for underwater navigation and mosaicing of ocean floor images**. In MTS/IEEE Oceans, volume 2, páginas1412–1417. 1997.
- Ye et al. **On Linear and Nonlinear Processing of Underwater, Ground, Aerial and Satellite Images**. China. 2005.
- Yitzhaky, Y., Dror, I., e Kopeika, N. S. **Restoration of atmospherically blurred images according to weather-predicted atmospheric modulation transfer functions**. Optical Engineering. 1998.
- Zakaria, M. F., Ibrahim, H., Suandi, S. A. **A Review: Image Compensation Techniques**. 2 International Conference on Computer Engineering and Technology 2010. vol. 7. p. 404-408. 2010.