

ESTIMAÇÃO AUTOMÁTICA DE PARÂMETROS
DE MODELOS PARA RESTAURAÇÃO DE
IMAGENS DE CENAS SUBAQUÁTICAS

ERICKSON RANGEL DO NASCIMENTO

**ESTIMAÇÃO AUTOMÁTICA DE PARÂMETROS
DE MODELOS PARA RESTAURAÇÃO DE
IMAGENS DE CENAS SUBAQUÁTICAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação do Instituto de Ciências Exatas da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação.

ORIENTADOR: PROF. MARIO FERNANDO MONTENEGRO CAMPOS

Belo Horizonte

10 de julho de 2008

© 2008, Erickson Rangel do Nascimento.
Todos os direitos reservados.

D1234p do Nascimento, Erickson Rangel
Estimação Automática de Parâmetros de Modelos
para Restauração de Imagens de Cenas Subaquáticas
/ Erickson Rangel do Nascimento. — Belo Horizonte,
2008
xviii, 74 f. : il. ; 29cm

Dissertação (mestrado) — Universidade Federal de
Minas Gerais

Orientador: Prof. Mario Fernando Montenegro
Campos

1. Visão Computacional. 2. Visão Subaquática.
3. Restauração de Imagens. 4. Stereo. I. Título.

CDU 519.6*82.10



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS



FOLHA DE APROVAÇÃO

Estimação Automática de Parâmetros de Modelos para Restauração de Imagens
de Cenas Subaquáticas

ERICKSON RANGEL DO NASCIMENTO

Dissertação defendida e aprovada pela banca examinadora constituída pelos Senhores:


PROF. MARIO FERNANDO MONTENEGRO CAMPOS - Orientador
Departamento de Ciência da Computação - UFMG


PROF. FLÁVIO LUIS CARDEAL PÁDUA
Departamento de Computação - CEFET


PROF. JOSÉ PINHEIRO DE QUEIROZ NETO
Centro Federal de Educação Tec. do Amazonas - CEFET

Belo Horizonte, 10 de julho de 2008.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente ao meu orientador Professor Mário Campos. Sua orientação, apoio e ajuda foram primordiais na realização deste trabalho. Quero ressaltar minha admiração e respeito pelo pesquisador e pessoa que me guiou por este caminho.

Deixo aqui também a minha gratidão pelo companheirismo dos amigos do Verlab: Vilar, Pedro Shiroma, Borghetti, Wagner e Armando. Sempre me lembrarei das conversas e discussões com meu amigo Marcelo Borghetti. Agradeço também ao meu estimado amigo Junior pela sua amizade e por nossas valiosas conversas.

Peço desculpas à minha família e amigos pela ausência e agradeço-os pelo apoio durante o curso. Agradeço à minha querida Marcela pelo carinho, apoio e compreensão em todos os momentos! À minha irmã caçula, Tamarakajalgina, pela presença, apoio e paciência nas prévias de minhas apresentações em casa. Agradeço também ao amigo Cleber, sempre presente, pela orientação, apoio e é claro, pelas revisões no texto.

A todos o meu mais sincero obrigado.

Resumo

Diversas técnicas para extrair e entender as informações contidas em imagens vêm sendo desenvolvidas através dos anos. Contudo, em geral, essas técnicas baseiam-se na premissa que os objetos e o observador estão imersos em um meio transparente como o ar, ou seja, um meio que não modifique a propagação luz. Não obstante, existem vários cenários em que o meio não é transparente, como os ambientes subaquáticos.

Esta dissertação apresenta um estudo sistemático do problema de visualização de ambientes subaquáticos com iluminação natural e propõe uma metodologia para tratar esse problema. A degradação na visibilidade de imagens subaquáticas é causada principalmente pelos efeitos de *Atenuação* e *Dispersão* da luz. Descrevemos as atuais soluções que vêm sendo propostas para reduzir esses efeitos e apresentamos uma metodologia com duas novas técnicas para estimação de parâmetros. Os problemas observados na visualização das imagens subaquáticas são causados basicamente pela interação da luz com a água. Dessa forma a metodologia que apresentamos melhora a visibilidade de cenas subaquáticas de forma automática, aliando um modelo físico que explique a propagação da luz na água a técnicas de Visão Computacional. A abordagem desenvolvida baseia-se no uso de um par de câmeras para adquirir imagens da cena, um sistema de visão estéreo denso para estimar sua estrutura tridimensional e duas técnicas para estimar parâmetros do modelo de propagação da luz em ambientes subaquáticos.

Por meio de simulações e experimentos com cenas reais avaliamos as limitações e a qualidade na restauração de imagens subaquáticas utilizando a metodologia apresentada. Utilizando métricas qualitativas e quantitativas obtivemos resultados promissores para as técnicas de estimação de parâmetros propostas.

Abstract

A large number of techniques to extract information contained in images have been developed through the years. However, these techniques are based on the premise that objects and observer are immersed in a transparent medium, as the air for example. It is assumed that light rays travel through the medium without any alteration. However, there are scenarios where the medium may change the intensity and the direction of the light rays, as underwater environments.

This dissertation presents a study about viewing of underwater environments with natural light problem. The degradation in underwater images visibility is due to mainly by *Attenuation* and *Scattering*. A survey of the last approach to handle the underwater images problem and a novel methodology are presented. The problems observed in underwater images are related to by the interaction of light with water. We present a methodology to enhance the visibility of underwater scenes automatically, combining a physical model and Computer Vision algorithms. The approach uses a pair of cameras to acquire images, a stereo system to estimate the three-dimensional structure of the scene and two techniques to estimate the parameters of the model for light propagation in underwater scenes.

Simulations and experiments were performed to evaluate the limitations and the qualities of restoring underwater images using the methodology presented. Using qualitative and quantitative metrics we obtained promising results.

Lista de Figuras

1.1	Imagens de ambientes com meio de propagação não transparente	2
1.2	Degradação de imagens de cenas subaquáticas.	3
1.3	Foto aérea da Usina de Igarapava no Rio Grande.	5
1.4	Mecanismo de transposição de peixes da Usina Hidrelétrica de Igarapava. .	6
2.1	Semi-esfera radiométrica.	11
3.1	Propagação da luz em ambientes subaquáticos	22
3.2	O efeito atenuação em um feixe colimado	24
3.3	O efeito de dispersão dos raios de luz na água	26
3.4	Etapas da Metodologia de Restauração	28
3.5	Um sistema de visão estéreo	29
3.6	Exemplo de cálculo do parâmetro c utilizando uma superfície homogênea .	33
4.1	Imagem usada na simulação com imagens 2D para avaliação da Equação 3.21	37
4.2	Cálculo da profundidade na simulação com imagens 2D	37
4.3	Mapa de Profundidade das Câmeras na simulação com imagens 2D	38
4.4	Efeito do ruído gaussiano em uma imagem subaquática simulada	38
4.5	Resultados da simulação utilizando a Equação 3.21	40
4.6	Resultados da simulação para ruído na distância utilizando a Equação 3.22	45
4.7	Resultados da simulação para ruído na intensidade utilizando a Equação 3.22	46
4.8	Simulação com imagem gerada com Ray Tracing	49
4.9	Mapas de Disparidade para Simulação com Ray Tracing	50
4.10	Resultado da restauração para cenas simuladas com Ray Tracing.	51
4.11	Objetos utilizados nos experimentos com cenas reais.	52
4.12	Setup experimental para cenas reais.	53
4.13	Alvo para Calibração Geométrica.	54
4.14	Retificação de um par estéreo	55
4.15	Cenário para os experimentos com a Equação 3.22.	59

4.16	Imagens utilizadas nos experimentos com baixa turbidez	60
4.17	Restauração das imagens subaquáticas para o experimento com baixa turbidez.	61
4.18	Imagens utilizadas nos experimentos com turbidez média e Equação 3.21	61
4.19	Restauração das imagens subaquáticas para o experimento com turbidez média e c estimado pela Equação 3.21.	62
4.20	Imagens utilizadas nos experimentos com turbidez média e Equação 3.22	62
4.21	Restauração em turbidez média utilizando valor da cor estimada para a superfície de um objeto.	63
4.22	Imagens utilizadas nos experimentos com turbidez alta e Equação 3.21	64
4.23	Restauração das imagens subaquáticas para o experimento com turbidez alta e c estimado pela Equação 3.21.	65
4.24	Imagens utilizadas nos experimentos com turbidez alta e Equação 3.22	65
4.25	Restauração em alta turbidez utilizando valor da cor estimada para a superfície de um objeto.	66

Lista de Tabelas

3.1	Um exemplo do cálculo do coeficiente de atenuação c utilizando a Equação 3.22	32
4.1	Resultados para simulações com imagem 2D e ruído nas intensidades para a Equação 3.21.	41
4.2	Resultados para simulações com imagem 2D e ruído nas distâncias para a Equação 3.21	42
4.3	Relação entre ruído nas intensidades e estimação via a Equação 3.21	43
4.4	Relação entre ruído nas distâncias e estimação via a Equação 3.21	43
4.5	Resultados para simulações com imagem 2D e ruído nas intensidades para a Equação 3.22	44
4.6	Resultados para simulações com imagem 2D e ruído nas distâncias para a Equação 3.22	47
4.7	Relação entre ruído nas intensidades e estimação via a Equação 3.22	48
4.8	Relação entre ruído nas distâncias e estimação via a Equação 3.22	48
4.9	Resultados para simulações com cenas gerados por Ray Tracing	50
4.10	Comparação da estimação de c com uma abordagem manual.	58
4.11	Aumento do contraste após restauração para experimentos com turbidez baixa.	60
4.12	Aumento do contraste após restauração para experimentos com turbidez média	62
4.13	Resultados para experimentos com turbidez média utilizando a Equação 3.22.	63
4.14	Aumento do contraste após restauração para experimentos com turbidez alta	65
4.15	Resultados para experimentos com turbidez alta utilizando a Equação 3.22.	66

Sumário

Agradecimentos	vii
Resumo	ix
Abstract	xi
Lista de Figuras	xiii
Lista de Tabelas	xv
1 Introdução	1
1.1 Motivação	1
1.2 Definição do Problema	3
1.3 Objetivo	4
1.4 Aplicações	4
1.5 Contribuições	6
2 Trabalhos Relacionados	7
2.1 Restauração utilizando o domínio espacial das imagens	8
2.2 Restauração utilizando modelo de propagação da luz no meio	10
2.2.1 Equação da Transferência Radiativa	10
2.2.2 Abordagens para estimar propriedades do meio de propagação .	13
2.2.3 Restauração da visibilidade com auxílio de modelos físicos . . .	14
3 Metodologia	21
3.1 Modelo de propagação da luz na água	21
3.1.1 Efeito de Atenuação	23
3.1.2 Efeito de Dispersão	24
3.2 Procedimento de restauração das imagens	27
3.2.1 Cálculo da estrutura tridimensional da cena	27

3.2.2	Obtenção dos parâmetros do modelo	30
3.2.3	Cálculo da intensidade dos pixels para um meio de propagação transparente	33
4	Experimentos e Resultados	35
4.1	Cenas Sintéticas	36
4.1.1	Simulação com imagem 2D	36
4.1.2	Simulação com cena 3D	47
4.2	Experimentos com Cenas Reais	52
4.2.1	Calibração Geométrica das Câmeras	54
4.2.2	Algoritmo de Estéreo	55
4.2.3	Métricas de avaliação	56
4.2.4	Resultados na estimação do parâmetro de atenuação c	57
4.2.5	Resultados na restauração das imagens	58
5	Conclusões e Trabalhos Futuros	67
	Referências Bibliográficas	69

Capítulo 1

Introdução

1.1 Motivação

Perceber e interpretar o mundo utilizando a visão, apesar de nos parecer tarefas triviais e de as executarmos corriqueiramente, são processos extremamente complexos. Seu estudo vem sendo realizado por décadas pelas mais diversas áreas da ciência como a Química, Biologia, Cognição e Psicologia. Na Ciência da Computação a Visão Computacional é a disciplina responsável pelo estudo de técnicas para o desenvolvimento de metodologias e algoritmos que reproduzam o sistema visual dos seres vivos como por exemplo o sistema visual humano. Diversas técnicas para extrair e entender as informações contidas em imagens foram desenvolvidas durante os anos e aplicações como interpretação de imagens médicas, identificação de faces para sistemas de segurança, inspeção visual de itens em linhas de produção industrial, monitoramento do fluxo de pessoas, dentre outras são criadas a cada dia.

Contudo, em geral, os trabalhos de Visão Computacional baseiam-se na premissa de que os objetos e o observador estão imersos em um meio transparente, não participativo, ou seja, um meio que não modifique a propagação da luz, como o ar [Narasimhan & Nayar, 2002]. Não obstante, existem vários cenários interessantes em que o meio não é transparente. É comum, em ambientes aéreos a presença de neblina, névoa, fumaça, chuva, granizo; e em ambientes aquáticos nos deparamos com problemas parecidos que causam uma significativa perda na qualidade da visibilidade do ambiente. A Figura 1.1 mostra imagens de alguns desses casos.

Em muito desses cenários a presença do homem pode ser proibitiva ou impossível. Nos ambientes subaquáticos, são comuns tarefas imprescindíveis, com alto grau de periculosidade, como a exploração de petróleo submarino, inspeções de equipamentos submersos, monitoramento e pesquisas da fauna marina e levantamento de dados

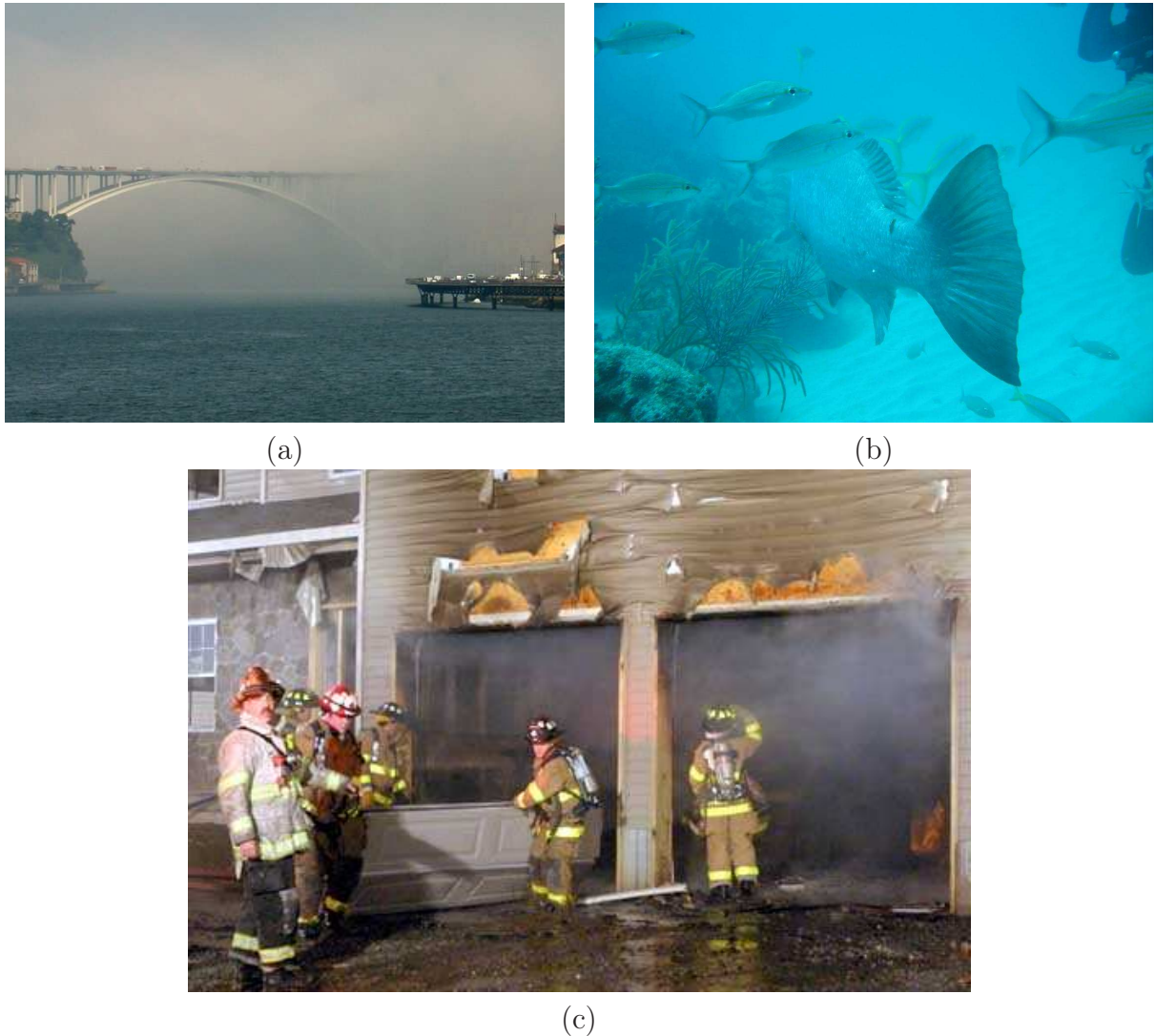


Figura 1.1. Ambientes nos quais o meio é participativo como (a) aqueles com presença de névoa, (<http://www.fotodependente.com>) (b) água (<http://nessus.gunslingers.org/>) e (c) fumaça (<http://www.lawrenceroadfire.org>) sofrem significativa redução em sua visibilidade devido a interação da luz com o meio.

de sítios arqueológicos submersos. Há um enorme potencial socioeconômico no uso de aplicações e técnicas que venham auxiliar as atividades realizadas em ambientes subaquáticos.

Este trabalho realiza um estudo sistemático do problema de visualização de ambientes subaquáticos, das soluções que vêm sendo propostas e apresenta uma nova metodologia como solução. A metodologia que propomos melhora a visibilidade de cenas subaquáticas de forma automática, aliando um modelo físico que explica a propagação da luz na água a técnicas de Visão Computacional. A abordagem desenvolvida

baseia-se no de um par de câmeras para adquirir imagens da cena, um sistema de visão estéreo para estimar sua estrutura tridimensional e duas técnicas para estimar os parâmetros presentes no modelo de propagação da luz escolhido.

1.2 Definição do Problema

Esta dissertação trata o problema de extrair e melhorar as informações a respeito da cor de objetos imersos em água a partir de imagens. Sendo:

Cor o quanto do espectro da luz incidente é refletida na direção do observador.

A Figura 1.2 mostra a imagem de uma cena subaquática na qual notamos objetos pouco nítidos (a esquerda), devido a uma aparente falta de iluminação, e outros objetos ofuscados (canto superior direito) por uma forte iluminação. Os problemas observados na visualização dos objetos na imagem são resultados da degradação das imagens subaquáticas causada basicamente pela interação da luz com a água, podendo ser agravada por partículas em suspensão.



Figura 1.2. A Interação da luz com a água causa a degradação de imagens de cenas subaquáticas gerando em algumas regiões o efeito de pouca iluminação e em outras a saturação na luminosidade dos objetos (<http://www.mongabay.com/>).

A degradação das imagens subaquáticas é causada principalmente pelos efeitos de *Atenuação* e *Dispersão* da luz. Sendo a atenuação responsável por reduzir a luminosidade das regiões, e a dispersão de aumentar, produzindo o ofuscamento de objetos.

Especificamente para nosso trabalho o problema tratado é descrito pela pergunta: *Como melhorar a visibilidade de ambientes subaquáticos com iluminação uniforme, utilizando duas imagens tomadas no mesmo instante e em posições distintas, com o auxílio de um modelo físico do qual os parâmetros são estimados sem processos manuais?*

1.3 Objetivo

O objetivo desta dissertação é descrever as abordagens atuais para o problema da visibilidade em ambientes subaquáticos e apresentar um novo método para melhorar a visibilidade de forma automática, utilizando duas imagens da cena, capturadas no mesmo instante e com as câmeras em posições distintas. Além da restrição de poucas etapas manuais, objetivos secundários para a metodologia proposta incluem:

- Baixo custo computacional;
- Não requerer equipamentos sofisticados;
- *Setup* de montagem simples.

1.4 Aplicações

A utilização das técnicas de aperfeiçoamento da visão subaquática encontra diversas aplicações, das quais podemos citar: controle e navegação de robôs subaquáticos [Foresti, 2001]; detecção de minas submarinas [Botelho-Ribeiro, 2001]; inspeção de geradores e cabos de comunicação submarinos e oleodutos; monitoramento de espécies marinhas e seu habitat [Lee et al., 2003; Nery et al., 2005; Morais et al., 2005] etc. Em suma, qualquer ambiente no qual o meio de propagação da luz seja participativo, ou seja, as partículas presentes nele interajam com a luz causando mudanças em sua intensidade ou direção, e que o ser humano não possa ou não deva agir, por risco ou por incapacidade, e que haja necessidade de boa visualização da cena.

Uma aplicação de particular interesse para o cenário brasileiro e para Estado de Minas Gerais é a monitoração das estruturas para a transposição de peixes em usinas hidrelétricas. A finalidade dessa monitoração é colher informações sobre a movimentação de espécies migratórias presentes na barragem.

O Laboratório de Visão Computacional e Robótica (VeRLab) do DCC/UFMG vem desenvolvendo projetos com intuito de automatizar as técnicas de monitoramentos, que atualmente são essencialmente manuais, para a usina hidrelétrica de Igarapava,



Figura 1.3. Foto aérea da Usina de Igarapava localizada no Rio Grande, entre os municípios de Delta em Minas Gerais e Igarapava em São Paulo (<http://www.uhe-igarapava.com.br>).

localizada no Rio Grande, entre os municípios de Delta em Minas Gerais e Igarapava em São Paulo (Figura 1.3).

Os trabalhos [Queiroz-Neto et al., 2004; Nery et al., 2005; Moraes et al., 2005] fazem parte do projeto de Utilização Racional de Mecanismos de Transposição de Peixes (Transpeixe), patrocinado em conjunto pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, CNPq-521259/2001-0, e pela CEMIG - Companhia Energética do Estado de Minas Gerais.

Os trabalhos consistiram em criar um sistema de contagem [Moraes et al., 2005] e identificação [Nery et al., 2005] automática de peixes que passavam pela janela de visualização, presente nessas estruturas de transposição. A Figura 1.4 mostra o esquema de transposição presente na usina hidrelétrica de Igarapava.

O sistema foi dividido em três etapas principais: aquisição de imagens, rastreamento e contagem [Queiroz-Neto et al., 2004]. Técnicas que visam melhorar a visibilidade de imagens subaquáticas como [Queiroz-Neto et al., 2004] e a apresentada neste trabalho aplicam-se à primeira etapa. Com o aumento da qualidade nas imagens da primeira etapa é possível elevar a precisão das demais etapas sem qualquer mudança nos algoritmos utilizados.

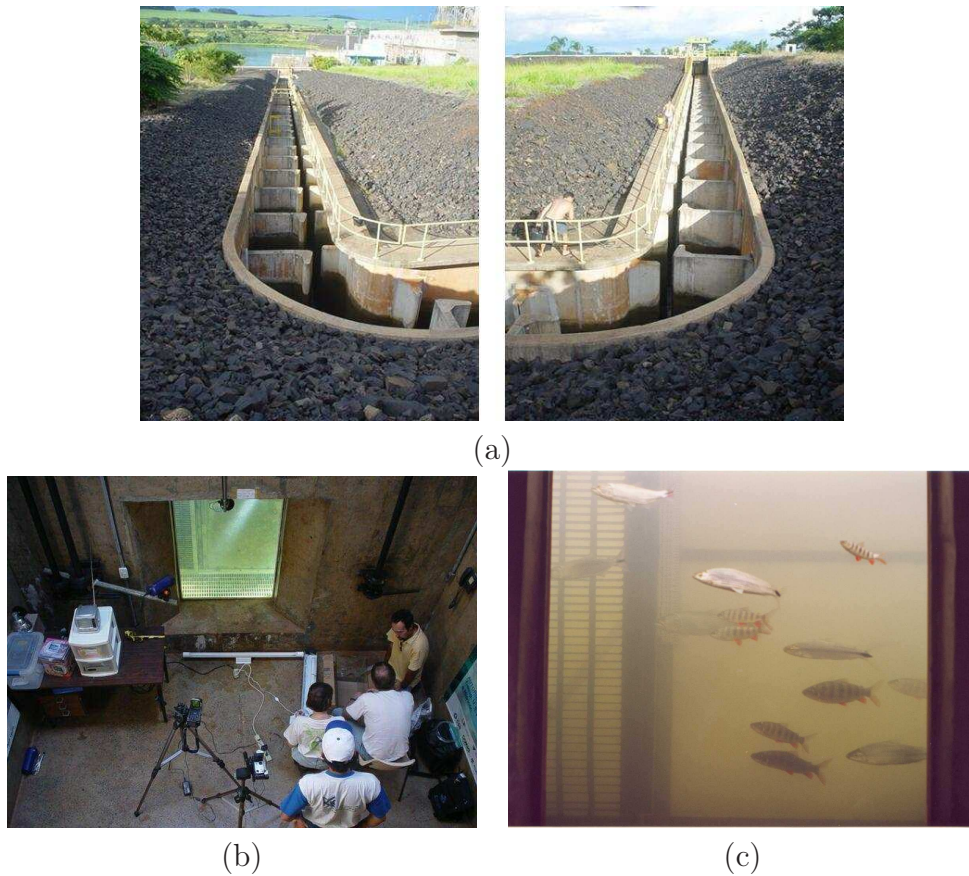


Figura 1.4. O mecanismo de transposição (a) presente na usina é do tipo escada de ranhura vertical com comprimento de 320 metros e um desnível de 16,5 metros. Existem 80 tanques com 3 metros de comprimento e largura e 4,5 de altura. Cada ranhura possui 40 centímetros de largura e há um fosso com visor, chamado de janela de visualização (b) para o monitoramento da transposição dos peixes (c). Figura obtida de [Queiroz-Neto, 2005].

1.5 Contribuições

O trabalho desenvolvido nesta dissertação busca oferecer à comunidade científica a discussão sobre as atuais abordagens propostas para melhorar a qualidade de imagens subaquáticas e ainda propor um novo sistema computacional para:

1. Obter a calibração de parâmetros de um modelo de propagação da luz na água sem a necessidade de equipamento de medição específico, como um turbidímetro [Orbeco-Hellige, 2008], por exemplo;
2. Utilizar os parâmetros estimados para recuperar a visibilidade de imagens capturadas de ambientes subaquáticos de forma automática e aplicável tanto a cenas estáticas quanto dinâmicas.

Capítulo 2

Trabalhos Relacionados

Três trabalhos de grande relevância para o entendimento da interação da luz com meios materiais foram apresentados na segunda metade do Século XX. Os estudos apresentados por Middleton em [Middleton, 1952] e McCarney em [McCarney, 1975] analisam os efeitos da propagação da luz na atmosfera. São propostos modelos para descrever a ação das partículas, presentes no meio, no comportamento da iluminação da cena. No terceiro trabalho [Duntley, 1963], Duntley faz um estudo da visualização de ambientes subaquáticos. O autor expõe as principais limitações da visão e imageamento subaquático por meio de um exame detalhado sobre a distribuição do fluxo de raios de luz que emanam de fontes imersas na água, a propagação de feixes de raios colimados e a penetração da luz solar no mar.

Trabalhos mais recentes, utilizando os modelos descritos em [Middleton, 1952] e [McCarney, 1975], vêm propondo metodologias para extrair informações ou tratar a degradação das imagens de cenas nas quais o meio de propagação é participativo, como água, névoa ou neblina, por exemplo. Outra utilização desses modelos são em sistemas de simulação de ambientes subaquáticos. A aquisição de dados em grandes profundidades é uma tarefa de custos financeiros elevados e que envolve grandes riscos ao ser humano. Assim, uma das estratégias adotadas para estudar o imageamento subaquático é a simulação.

Jaffe propõe, no trabalho apresentado em [Jaffe, 1990], um modelo computacional que simula as características da propagação da luz em ambientes submarinos. O sistema é baseado nos modelos descritos em McGlamery [1979] e visa reproduzir, para diversas configurações de camera e fontes de luz, os principais efeitos da propagação da luz no meio e suas influências na formação da imagem. Esse trabalho apresenta interessantes resultados sobre o comportamento do contraste em imagens de cenas subaquáticas. Jaffe mostra que é possível obter grandes ganhos na qualidade da visibilidade da cena

capturada dependendo da disposição das câmeras e fontes de luz.

Nesta dissertação vamos nos ater aos trabalhos que apresentam técnicas para melhorar a visibilidade de cenas subaquáticas por meio de suas imagens. Existem várias abordagens que visam executar essa tarefa. Essas abordagens podem ser agrupadas em duas classes principais:

- Metodologias que trabalham no domínio espacial da imagem para remover ou minimizar a degradação da visibilidade. Ou seja, não consideram um modelo de propagação da luz no meio e suas influências no mecanismo de formação das imagens;
- Metodologias que se utilizam implícita ou explicitamente de algum modelo de propagação da luz. Nessas abordagens os cálculos de restauração são realizados considerando o processo de formação da imagem.

2.1 Restauração utilizando o domínio espacial das imagens

Equalização de histograma, filtros passa alta e *Unsharp masking* são alguns exemplos de técnicas utilizadas tradicionalmente para aumentar o contraste ou remover ruídos em imagens. A abordagem dos trabalhos citados nesta seção é tratar a degradação de imagens de cenas subaquáticas utilizando essas técnicas.

Em [Eustice et al., 2002] é desenvolvida uma extensão do *toolbox* de processamento de imagem do programa MATLAB para lidar com imagens subaquáticas. Além de técnicas para gerar mosaicos de imagens subaquáticas, esse trabalho apresenta uma adaptação da Equalização de Histograma Adaptativa com Limitação de Contraste (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* ou *CLAHE*). A adaptação consiste em reparar o baixo contraste observado nas imagens de ambientes subaquáticos.

Outro trabalho que utiliza ajustes de histogramas é encontrado em [Chambah et al., 2003]. O método apresentado é baseado no modelo ACE, acrônimo em inglês de Equalização Automática de Cor (*Automatic Colour Equalisation*). O ACE é um algoritmo de correção de cor de forma não supervisionada. Inspirado no mecanismos de adaptação do sistema visual humano, ele considera a distribuição espacial da informação de cor na imagem. A proposta dos autores é recuperar a qualidade de cor de imagens subaquáticas aplicando o ACE. O artigo mostra alguns resultados preliminares e faz uma comparação entre a utilização do ACE e outros algoritmos para o ajuste de cor.

Garcia et al. propõe, no trabalho apresentado em [Garcia et al., 2002], um conjunto com quatro técnicas para melhorar o contraste. A primeira técnica, utiliza um modelo no qual a imagem é definida como um produto das funções de iluminação e reflectância da cena. Esse produto é utilizado para compor uma expansão de contraste linear e não linear. A segunda técnica é uma adaptação de equalização por histograma para o caso específico das imagens subaquáticas. Devido à natureza não uniforme dos efeitos da propagação da luz na água, Garcia et al. utiliza uma equalização local para as imagens de forma a tentar tratar essa não uniformidade da iluminação. A terceira técnica realiza uma filtragem das altas frequências utilizando um filtro homomórfico e a quarta técnica faz uma subtração de campo de iluminação extraído através de curvas polinomiais.

Seguindo a estratégia de combinar várias técnicas para tratar os diversos artefatos na imagens causados pelos efeitos presentes nos ambientes subaquáticos, temos também o trabalho apresentado em [S. Bazeille & Malkasse, 2006]. Nesse artigo os autores sugerem um novo filtro composto por um conjunto de algoritmos para corrigir a não uniformidade da iluminação, eliminar ruídos, aumentar o contraste e ajustar as cores. A metodologia é automática e os resultados são muito bons, principalmente para o ajuste de cor.

Apesar das metodologias citadas anteriormente apresentarem bons resultados para imagens de algumas configurações de cena subaquáticas, o aumento do contraste será mais expressivo para objetos mais próximos do observador. Aqueles objetos mais distantes terão um pequeno ou mesmo imperceptível aumento em seu contraste. Isso deve-se às características dos algoritmos utilizados nessas metodologias. Esses algoritmos agem no domínio espacial da imagem, ou seja, são as informações dos pixels, como intensidade ou cor de um determinado pixel ou de seus vizinhos, que são utilizadas e alteradas e nesse caso não há informação da distância de uma determinada região presente. Um objeto distante ou um objeto próximo sofrerão o mesmo processo de restauração. Contudo, a degradação das imagens subaquáticas é causada principalmente pela distância em relação ao observador, ou seja, a natureza dos efeitos que provocam essa perda é espacialmente variante. O que abordagens como as dos trabalhos citados anteriormente obtêm é melhoria média na imagem, o que produz um ganho na qualidade da imagem equivalente a uma melhora percebida no que seria uma distância média da cena [Queiroz-Neto, 2005].

As técnicas propostas em [Eustice et al., 2002; Garcia et al., 2002; Chambah et al., 2003; S. Bazeille & Malkasse, 2006] e na maioria das abordagens de processamento digital de imagem não estão tratando a causa do problema, mas os resultados gerados pelo problema. Como não é considerado um modelo de

propagação da luz no meio e as operações são realizadas no domínio espacial da imagem, os métodos ficam limitados às informações contidas nesse espaço. Não é no domínio espacial que os efeitos são gerados, antes da informação sobre a cena chegar ao sensor da camera ela já está sofrendo as transformações que irão causar a perda na qualidade de visibilidade.

2.2 Restauração utilizando modelo de propagação da luz no meio

Nesta classe agrupamos tanto métodos que utilizam explicitamente algum modelo que explique a interação da luz com as partículas do meio, quanto aqueles que consideram os efeitos causados e características dessa interação. Em geral esses métodos apresentam bons resultados, mas possuem um *Setup* complicado, custo computacional alto e exigem a utilização de equipamentos sofisticados. A utilização desses aparatos de custos elevados ou algoritmos de alta ordem de complexidade deve-se a necessidade dessas abordagens em estimar os parâmetros dos modelos utilizados.

As abordagens citadas nesta seção simplificam o processo de interação entre a luz as partículas presentes no meio de propagação. Elas consideram dois fenômenos como principais causadores da perda de visibilidade em imagens de cenas subaquáticas: a atenuação e a dispersão. Para descrever esses fenômenos são utilizados modelos aproximados da *Equação da Transferência Radiativa*.

2.2.1 Equação da Transferência Radiativa

O desenvolvimento da Equação da Transferência Radiativa descrita nesta seção é baseado no texto encontrado em [Zaneveld et al., 2005]. Seu desenvolvimento é realizado em dois passos: a modelagem do efeito de atenuação e do efeito de dispersão.

Consideremos a radiância¹ L , ou seja, a quantidade de radiação eletromagnética que é refletida ou incide sobre um determinado ponto da superfície, medida de um feixe estreito de luz que atravessa um meio participativo, como a água. A perda devido ao fenômeno de atenuação é proporcional à distância percorrida. Assim, para uma distância Δr há uma perda ΔL de radiância, sendo esse valor dado por

¹Na Radiometria define-se as medidas de *Radiância* e *Irradiância*. A *Radiância* é o quociente entre a intensidade observada em um elemento de superfície, em uma determinada direção, e a área da projeção ortogonal desse elemento de superfície num plano perpendicular àquela direção. É dada em $W.m^{-2}.sr^{-1}$. A *Irradiância* é a medida do fluxo que atravessa uma superfície, por unidade de área, dada em $W.m^{-2}$.

$$\Delta L = -cL\Delta r \quad (2.1)$$

onde c é uma constante de proporcionalidade, função do comprimento de onda λ da luz que propaga no meio e da localização $\vec{x}$ no meio. É dada em unidades de m^{-1} e denominada *Coeficiente de Atenuação* ou *Coeficiente de Extinção*. A absorção de parte da radiância do feixe de luz é dada pela solução da Equação 2.1:

$$L(r) = -cLr. \quad (2.2)$$

Agora, consideremos um feixe de luz que viaja da posição $\vec{x}_1$ para a posição $\vec{x}_2$.² Esse feixe, além de perder parte de sua potência devido ao fenômeno de atenuação (Equação 2.2), receberá um incremento em sua radiância, gerado pela luz dispersa..

Para determinarmos esse aumento, considere uma semi-esfera, como mostrado na Figura 2.1, na qual cada direção é definida como um par de ângulos (θ, ϕ) .

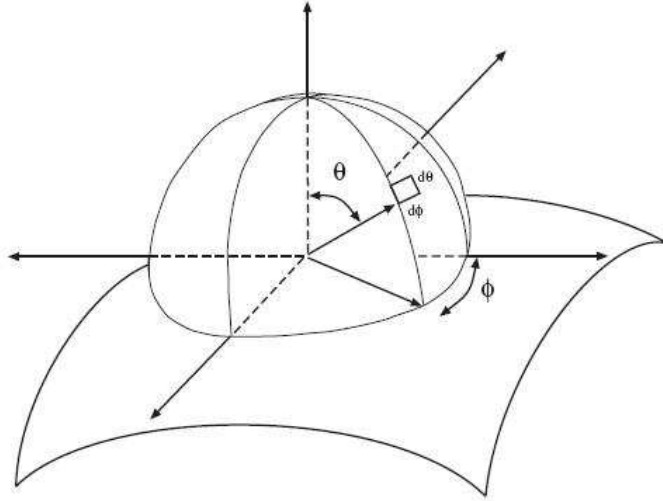


Figura 2.1. Semi-esfera radiométrica. Figura obtida de [Forsyth & Ponce, 2002].

O incremento em L , devido ao efeito de dispersão, na posição $\vec{r}$, é proporcional à radiância vinda de uma direção (θ', ϕ') multiplicada por um pequeno ângulo sólido dw , ou seja, $dL/dr \propto Ldw$. Para relacionar dL/dr com Ldw , defini-se a função de proporcionalidade, $\beta(\vec{x}, \theta, \phi, \theta', \phi', \lambda)$, chamada *função de dispersão volumétrica*, que é função do comprimento de onda λ da luz que se propaga da direção (θ, ϕ) para a direção (θ', ϕ') . Dessa forma, o incremento da radiância na direção (θ, ϕ) e localização $\vec{x}$ gerado pelo dispersão da luz vinda da direção (θ', ϕ') e também na posição $\vec{x}$ λ é dada por:

² $\vec{x}_1$ e $\vec{x}_2$ são os vetores posição (x_1, y_1, z_1) e (x_2, y_1, z_1) respectivamente.

$$\frac{dL(\vec{x}, \theta, \phi, \lambda)}{dr} = \beta(\vec{x}, \theta, \phi, \theta', \phi', \lambda)L(\vec{x}, \theta', \phi', \lambda)dr \quad (2.3)$$

onde λ é o comprimento de onda do feixe luminoso que se propaga.

Para considerar as contribuições de outras direções, integramos a Equação 2.3 somando todas as direções possíveis (θ, ϕ) em uma esfera, ou seja:

$$dL(\vec{x}, \theta, \phi, \lambda) = \int_0^{4\pi} \beta(\vec{x}, \theta, \phi, \theta', \phi', \lambda)L(\vec{x}, \theta', \phi', \lambda)dw' \quad (2.4)$$

Somando a Equação 2.2 com a Equação 2.4, obtemos a radiância total:

$$dL(\vec{x}, \theta, \phi, \lambda) = -c(\vec{x}, \lambda)L(\vec{x}, \lambda, \theta, \phi) + \int_0^{4\pi} \beta(\vec{x}, \theta, \phi, \theta', \phi', \lambda)L(\vec{x}, \theta', \phi', \lambda)dw' \quad (2.5)$$

A *Equação de Transferência Radiativa* é válida para cenários nos quais:

1. A luz se dispersa no meio sem que seu comprimento de onda seja alterado;
2. A iluminação do meio é difusa, tendo a mesma intensidade em todas as suas partes;
3. A luz refletida em objetos não influencia a radiância do meio - isto é, a radiância do meio só é influenciada pela distância entre o ponto observado e o sensor.

Observamos na Equação 2.5 que a degradação da visibilidade de cenas subaquáticas é função de três fatores principais: coeficiente de atenuação, função de dispersão volumétrica e distância. A distância é determinada pela composição da cena e é dada pelo posicionamento dos objetos e observador. O coeficiente de atenuação e a função de dispersão volumétrica são propriedades do meio e descrevem a sua natureza. Estimá-los é definido em [Gordon, 2002] como *Problema Inverso da Ótica Hidráulica*. Soluções para a Equação 2.5 podem ser encontradas em [Zaneveld et al., 2005] e [Chandrasekhar, 1960].

Dessa forma, restaurar a visibilidade de cenas subaquáticas consiste em estimar os valores dos parâmetros que descrevem as propriedades da água, obter as informações de profundidade dos objetos e inverter o modelo, ou seja, isolar a variável L , para assim obter o valor da radiância, em um meio transparente, das superfícies dos objetos.

2.2.2 Abordagens para estimar propriedades do meio de propagação

Em geral, o grau de atenuação na intensidade da luz que se propaga na água é medido pela turbidez do meio. Um método bastante usado por biólogos marinhos para estimar a turbidez da água, é chamado *Secchi Disk* [Great American Secchi Dip-In, 2008]. O método consiste em utilizar um disco dividido em seções pretas e brancas. O disco é imerso na água até que não seja mais visto. A profundidade na qual o disco não é mais visto é a medida de transparência da água. Para casos onde o valor da turbidez deve ser obtido com maior precisão, há no mercado equipamentos chamados Turbidímetros Nefelométricos [Orbeco-Hellige, 2008].

Em [Narasimhan et al., 2006] é proposta uma técnica de aquisição das propriedades do efeito de dispersão em meios participativos. Os autores baseiam-se no fato de que a quantidade de material diluído na água determina a predominância do efeito de *difusão simples* ou *difusão múltipla*. A difusão simples ocorre quando a mudança de direção da propagação de luz é causada apenas por uma única partícula, dessa forma há somente uma mudança na direção do raio propagado. Na *difusão múltipla* a difusão acontece em qualquer partícula sendo composto por uma série de mudanças na direção de propagação dos raios. Após selecionar uma concentração adequada, é utilizado um aparelho composto por uma câmera ortográfica, uma lâmpada e um tanque com vidros anti-reflexo para capturar a imagem da luz que emana da lâmpada. Usando um algoritmo de minimização não linear as propriedades do meio são estimadas. Os autores apresentam os valores das propriedades de quatorze materiais solúveis em água. Imagens simulando os líquidos inclusive com dispersão múltipla são geradas utilizando os valores obtidos.

Outras metodologias para estimar propriedades da água são encontradas em [Gordon, 2002; Kirk, 2003; Ackleson, 2003; McCormick, 2004]. Uma abordagem de interesse particular para esta dissertação é apresentada em [Davies-Colley & Smith, 2001]. Davies-Colley & Smith mergulham um alvo de cor preta na água. É medida então a menor distância d entre o alvo e o observador na qual o alvo não seja mais visível. Essa distância é chamada de *Hydrological Range* e se relaciona com a atenuação da luz na água pela expressão $cd \propto 4.8$, sendo c o coeficiente de atenuação do meio. O interesse por essa técnica deve-se a escolha de uma abordagem semelhante a ser utilizada como métrica de comparação em nossos experimentos. A abordagem, denominada de abordagem manual é utilizada em outros trabalhos, como em [Queiroz-Neto, 2005] e [Treibitz & Schechner, 2006], para estimar parâmetros de seus modelos. Nosso objetivo com essa comparação é mostrar que a abordagem que apresentamos possui uma

eficiência tão alta quanto de uma abordagem manual.

2.2.3 Restauração da visibilidade com auxílio de modelos físicos

Algumas técnicas consideram os fenômenos responsáveis pela degradação da visibilidade das cenas subaquáticas sem tentar modelar a natureza do processo físico que rege esses fenômenos. Apesar das características e influências desses fenômenos nas imagens serem levadas em conta no processo de restauração, não há uma descrição explícita da propagação da luz no meio e sua relação com a formação da imagem. Uma abordagem com essa estratégia é apresentada em [Harsdorf et al., 1999]. Os autores utilizam um laser e um filtro polarizador para minimizar os efeitos de atenuação e dispersão da luz. Enquanto o filtro polarizador é usado para diminuir os efeitos da dispersão, o laser funciona como uma fonte de luz para reduzir atenuação do sinal. Observa-se uma melhora significativa no contraste, mas a abordagem possui severas limitações para ambientes nos quais a água é muito turva e cenas nas quais existe grande diferença entre as distâncias dos objetos.

Ainda seguindo a estratégia de reduzir os efeitos subaquáticos por meio de instrumentos ou uma combinação deles, em [Levoy et al., 2004] o efeito da dispersão da luz é enfraquecido utilizando a combinação de um projetor e um painel de espelhos. A técnica consiste em capturar, por meio de uma câmera, as imagens refletidas pelos espelhos com a luz do projetor focada na cena. Dessa forma, a luz que é refletida pelo meio será capturada pela câmera fora de foco, enfraquecendo sua contribuição na formação da imagem. Apesar de apresentar bons resultados diminuindo a degradação da visibilidade causada pela dispersão da luz, o método falha em cenários onde a absorção da luz não é desprezível. Além disso o *Setup* de captura possui uma montagem complexa e delicada.

Apesar de estratégias como aquelas adotadas em [Harsdorf et al., 1999] e [Levoy et al., 2004], apresentarem bons resultados na melhora da visibilidade de cenas submersas, elas exigem o uso de equipamentos caros e em geral o procedimento de captura das imagens é suficientemente complicado para restringir sua utilização em ambientes pouco controlados. É interessante notar que não há qualquer modelagem do mecanismo de formação da imagem nesses trabalhos. O que é apresentado é um conjunto de artifícios para atenuar a ocorrência e intensidade dos fenômenos que acontecem em cenas subaquáticas para que os raios de luz que propagam no meio cheguem ao sensor de captura com a menor alteração possível.

Para evitar a necessidade de procedimentos de captura complexos vem sendo

adotada a utilização de um modelo de propagação da luz em conjunto com a relação desse modelo com a formação da imagem. Isso possibilita a utilização de equipamentos de captura e cenários com iluminação passiva, ou seja, os próprios raios projetados para formar as imagens são aproveitados no processo de recuperação. Dessa forma, as imagens nas quais os raios de luz foram projetados com todos os ruídos, artefatos e distorções causadas pelos efeitos de atenuação e dispersão, são usadas para estimar a radiância dos objetos na cena sem esses efeitos. Com a imagem capturada e o modelo de propagação da luz, o processo de restauração da visibilidade baseia-se em inverter o modelo de forma a separar o valor da radiância original do objeto, ou seja, a radiância sem a influência dos efeitos de atenuação e dispersão.

Os modelos utilizados são, em geral, pequenas variações de versões simplificadas da Equação de Transferência Radiativa (Equação 2.5). Como já mencionado, os mesmos fenômenos que ocorrem em ambientes subaquáticos, acontecem também, geralmente em menor intensidade, em outros meios participativos, como a atmosfera. No trabalho [Cozman & Krotkov, 1997] o modelo:

$$I = Le^{-cd} + B_{\infty}(1 - e^{-cd}), \quad (2.6)$$

é utilizado para estimar as distâncias relativas em cenas ao ar livre. Sendo I o valor da radiância observada, ou seja, a intensidade de um determinado ponto após os efeitos de atenuação e dispersão; L é a radiância do ponto em um meio transparente, sem a presença dos efeitos de atenuação e dispersão; c é o coeficiente de atenuação, ele mede a turbidez do meio; B_{∞} é a medida da irradiância máxima gerada pela dispersão ou a irradiância medida a uma distância infinita na cena; d é a distância entre o ponto no mundo e o observador.

Medindo os valores da intensidade L e I , a relação entre as distâncias de dois objetos, i e j , da cena é calculada como:

$$\frac{d_i}{d_j} = \frac{\ln\left(\frac{L_i - B_{\infty}}{I_i - B_{\infty}}\right)}{\ln\left(\frac{L_j - B_{\infty}}{I_j - B_{\infty}}\right)}. \quad (2.7)$$

A abordagem adotada para quando não é conhecimento *a priori* o valor de L assim como a descrição detalhada do algoritmo para estimar o mapa de profundidade da cena em relação a um ponto de posição conhecida são descritos pelos autores em [Cozman & Krotkov, 1997].

Em [Nayar & Narasimhan, 1999] é utilizado um modelo semelhante à Equação 2.7 para restaurar o contraste de imagens capturadas de cenas onde há pouca visibilidade, como ambientes com neblina. Assim como em [Cozman & Krotkov, 1997], o método

proposto utiliza-se de duas ou mais imagens de uma determinada cena. Essas imagens são obtidas em condições climáticas diferentes. O primeiro passo da metodologia é estimar o mapa de profundidade da cena. As distâncias são calculadas por meio da equação:

$$(c_2 - c_1)d = -\ln\left(\frac{B_\infty^2 - I_2}{B_\infty^1 - I_1}\right) - \ln\left(\frac{I_1}{I_2}\right), \quad (2.8)$$

onde os índices indicam valores obtidos nas imagens 1 e 2 (cada uma capturada em uma condição climáticas distinta, por exemplo imagem 1 em dia claro e imagem 2 em um dia com neblina). Note que, enquanto em [Cozman & Krotkov, 1997] é considerado um mesmo valor de B_∞ , o mesmo não é verdade em [Nayar & Narasimhan, 1999]. O mapa de profundidade obtido é em escala, uma vez que os coeficientes de atenuação c_2 e c_1 não são conhecidos, assim as distâncias obtidas são módulo um fator de escala $(c_2 - c_1)$. Usando um valor referência para o coeficiente de atenuação, a radiância observada de um objeto escuro, por exemplo, e o mapa de profundidade estimado, os autores aumentam de forma expressiva o contraste das imagens. Uma extensão desse trabalho para imagens com cores, além de uma detalhada análise das características e fenômenos na propagação da luz na atmosfera e a formação de imagens é encontrada em [Narasimhan & Nayar, 2003]. Apesar dos bons resultados apresentados, o maior problema dessa abordagem é a necessidade de duas ou mais imagens da cena em que o meio de propagação da luz apresente propriedades distintas. Dessa forma a captura dessas imagens pode levar dias e a cena deve ser estática.

Ainda usando uma versão do modelo descrito pela Equação 2.6, Schechner & Karpel apresentam uma abordagem para a restauração de imagens subaquáticas [Schechner & Karpel, 2004]. Sua técnica baseia-se na observação de que a luz dispersa pelo meio possui polaridade diferente daquela refletida pelos objetos da cena. Dessa forma, a componente de dispersão, chamaremos de B , apresentada na Equação 2.6 como:

$$B = B_\infty(1 - e^{-cd}), \quad (2.9)$$

é definida neste caso como:

$$B = B_{max} + B_{min}, \quad (2.10)$$

onde B_{max} e B_{min} descrevem os valores máximos e mínimos de polarização nos raios refletidos pelo meio respectivamente. Assim, usando um filtro polarizador, são adquiridas duas imagens: uma com máxima intensidade I_{max} , ou seja, o filtro é ajustado de

forma a permitir toda a luz dispersa passar por ele; e uma segunda, com intensidade mínima I_{min} . A restauração das imagens é obtida aplicando a cada pixel o valor $\hat{L}$ dado pela equação:

$$\hat{L} = \frac{I - [I_{max} - I_{min}]/p}{e^{-cd}}, \quad (2.11)$$

onde p é o grau de polarização do efeito de dispersão definido como:

$$p \equiv \frac{(B_{max} - B_{min})}{B}. \quad (2.12)$$

Para estimar os valores de d Schechner & Karpel utilizaram a expressão:

$$cd = -\ln \left(1 - \frac{I_{max} - I_{min}}{I_{\infty}} \right), \quad (2.13)$$

onde cd é a distância módulo um fator de escala. Os resultados nos experimentos realizados em águas oceânicas com o dispositivo óptico construído pelos autores, mostram restaurações significativas no contraste das imagens. Contudo, o método apresenta duas grande limitações. A primeira é impossibilidade de utilizar a abordagem em cenas dinâmicas, uma vez que é necessário capturar duas imagens (com máxima e mínima polarização) da cena em tempos distintos. A segunda é que a diferença entre a polarização dos raios de luz refletidos pela cena e os raios refletidos pelo meio só é significativa para grandes colunas de água, assim para regiões pouco profundas não o método falha. Um outra complicação é a necessidade equipamentos especiais, como uma câmera com filtro polarizador para a aquisição das imagens. A descrição sobre a construção do dispositivo de captura utilizado nos experimentos e detalhes sobre a metodologia são encontrados em [Schechner & Karpel, 2005].

Diferente dos trabalhos citados anteriormente, nos quais uma das principais premissas era uma iluminação natural e homogênea no ambiente, Treibitz & Schechner propõem um método para restaurar imagens subaquáticas de ambientes onde há a presença de iluminação artificial [Treibitz & Schechner, 2006]. Assim como feito em [Schechner & Karpel, 2004] por Schechner & Karpel, Treibitz & Schechner fazem uso das propriedades de polarização do efeito de difusão. Contudo, como a iluminação não é uniforme, o modelo utilizado para descrever a propagação da luz no meio muda para contemplar o decaimento quadrático da intensidade da fonte de luz do ambiente. Por exemplo, a componente do efeito de atenuação é calculada como:

$$I_{atenuacao} = \frac{Le^{-cd}}{d^2}. \quad (2.14)$$

Simulações e alguns experimentos com o mesmo equipamento de captura utilizado

em [Schechner & Karpel, 2004] (uma câmera com um filtro polarizador e uma luz acoplada) são apresentados no trabalho. A melhora obtida na remoção de regiões que apresentavam-se ofuscadas, devido ao efeito de dispersão dos raios de luz proveniente da fonte de luz, é significativa. Porém, sendo o sistema basicamente o mesmo apresentado em [Schechner & Karpel, 2004], não há progresso na solução das limitações do método exposto em [Schechner & Karpel, 2004], como o tratamento de cenários dinâmicos ou pequenas profundidades. Sendo o principal diferencial desse trabalho a possibilidade de lidar com imagens capturadas em ambientes com iluminação não uniforme.

Para resolver o problema de restauração de imagens subaquáticas de cenas dinâmicas, Queiroz-Neto et al. propõe em [Queiroz-Neto et al., 2004] uma metodologia composta pela combinação de um sistema de visão estéreo com um modelo de propagação da luz na água. O modelo utilizado (Equação 2.15) é baseado naquele usado em [Nayar & Narasimhan, 1999] com a diferença de que há coeficientes distintos para explicar os efeitos de atenuação (α) e dispersão (β). A Equação do modelo utilizado por Queiroz-Neto é descrito pela equação:

$$I = Le^{-\alpha d} + B_{\infty}(1 - e^{-\beta d}). \quad (2.15)$$

O método consiste em inserir no algoritmo de estéreo o cálculo da radiância dos pontos usados na seleção da disparidade. Dessa forma a disparidade é escolhida por meio da minimização do funcional de energia construído a partir da diferença absoluta das radiâncias calculadas. Com isso, a metodologia consegue gerar mapas de disparidades mais precisos do que aqueles obtidos com algoritmos tradicionais de estéreo. A restauração das imagens subaquáticas é realizada utilizando os mapas de disparidades estimados e a equação:

$$\hat{L} = \frac{I - B_{\infty}(1 - e^{-\beta d})}{e^{-\alpha d}}. \quad (2.16)$$

O aumento da precisão dos mapas de disparidades são claros. O autor compara, em seus experimentos, os mapas obtidos com sua metodologia e aqueles estimados com o algoritmo de estéreo descrito em [Kolmogorov & Zabih, 2002]. A melhora dos mapas é expressiva. O problema da metodologia é que para calcular as radiâncias e realizar a restauração da imagem é necessário estimar os valores dos parâmetros do modelo (α e β na Equação 2.15), e para isso é utilizada uma abordagem manual.

Por meio de um conjunto de imagens de um alvo da cor preta, o parâmetro de dispersão é estimado ajustando uma reta aos pontos obtidos pela intensidade mínima observado em cada imagem do alvo. Nesse caso, a Equação 2.15 é reescrita como:

$$I = B_{\infty}(1 - e^{-\beta d}), \quad (2.17)$$

uma vez que no caso ideal, se o objeto fosse complemento preto, a região do alvo teria uma contribuição na formação da imagem nula, ou seja, $L = 0$, pois não haveria qualquer reflexão de luz pela superfície do objeto no caso ideal. Sendo o alvo posicionado em distancias conhecidas no momento da captura das imagens, o valor de β é igual ao coeficiente angular da reta descrita pela equação:

$$- \ln \left(\frac{B_{\infty} - I}{B_{\infty}} \right) = \beta d. \quad (2.18)$$

Para calcular o valor do coeficiente α é utilizado um processo semelhante ao descrito para o coeficiente β . No entanto, ao contrário de antes, é o valor máximo que é utilizado e a equação que descreve a reta é dada por:

$$- \ln \left(\frac{I - B_{\infty}(1 - e^{-\beta d})}{L} \right) = \alpha d. \quad (2.19)$$

Após estimar os valores de α e β , é realizado um refinamento aplicando um método de otimização não linear para buscar a minimização da função de erro definida como a diferença entre o valor de L obtido pela função inversa do modelo e seu valor real (no caso obtido por meio da captura do alvo fora da água).

Queiroz-Neto também apresenta uma versão de sua metodologia para calcular o mapa de disparidade e os parâmetros do modelo concomitantemente e de forma automática, sem a necessidade da etapa manual de estimação dos parâmetros. No entanto, o algoritmo estima os parâmetros por meio de uma otimização iterativa o que leva a um alto custo computacional.

Neste trabalho apresentamos uma nova metodologia largamente inspirada no trabalho [Queiroz-Neto, 2005]. A abordagem adotada foi combinar, da mesma forma que Queiroz-Neto, um sistema de visão estéreo e um modelo de propagação da luz em ambientes subaquáticos para remover os ruídos e distorções das imagens adquiridas nesses ambientes. O modelo também é inspirado naquele apresentado em [Nayar & Narasimhan, 1999] mas, diferente de [Queiroz-Neto, 2005], seus parâmetros são estimados de forma automática utilizando informações presentes nas imagens obtidas pelo par estéreo.

Capítulo 3

Metodologia

Este trabalho apresenta uma metodologia para melhorar a visibilidade de cenas subaquáticas com iluminação uniforme, ou seja, cenários sem a presença de fontes de luz artificiais. Nossa proposta combina um modelo de propagação da luz na água com um sistema de visão estéreo, no qual é feita a aquisição de duas imagens tomadas de ângulos ligeiramente diferentes.

O modelo escolhido para descrever a propagação da luz é uma simplificação da *Equação de Transferência Radiativa* (Seção 2.2.1). A opção por esse modelo deve-se a sua simplicidade e robustez para explicar a formação de imagens subaquáticas, tomadas de cenas com iluminação uniforme. Apesar de ser uma simplificação, sua utilização vem trazendo expressivos resultados na restauração de imagens capturadas em severas condições de visibilidade tanto na atmosfera [Cozman & Krotkov, 1997; Nayar & Narasimhan, 1999; Narasimhan & Nayar, 2003] quanto em cenas subaquáticas [Schechner & Karpel, 2004; Queiroz-Neto et al., 2004; Schechner & Karpel, 2005; Schechner & Averbuch, 2007].

3.1 Modelo de propagação da luz na água

A luz, ao se propagar pelo meio líquido, interage com as suas partículas, gerando significativas mudanças na cor, intensidade e ângulo dos raios luminosos. Essas mudanças se traduzem nas imagens em artefatos e ruídos que produzem uma grande perda da visibilidade da cena projetada.

Os principais efeitos dessa interação são conhecidos como *Atenuação* e *Dispersão*. 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

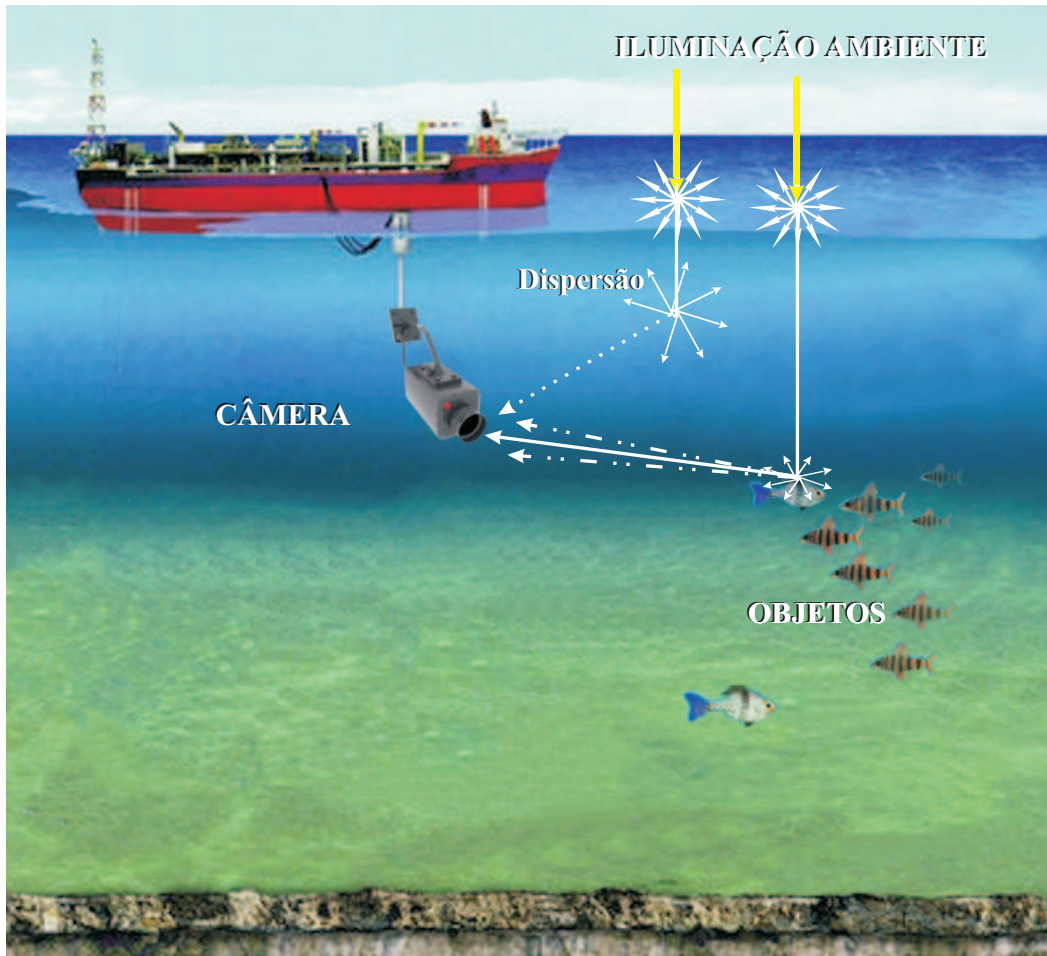


Figura 3.1. Em um ambiente subaquático, os raios de luz que chegam até o sensor da câmera imersa no meio devem-se à reflexão dos raios incidentes (—) e à mudança da direção de propagação dos raios dispersos no meio causada pelos fenômenos de *Backscattering* (· · · · ·) e *Foward scattering* (— · · — · ·).

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 3.1 exemplifica a interação dos raios de luz com o meio em um ambiente aquático e mostra os efeitos de atenuação e dispersão.

A metodologia proposta assume a formação da imagem de cenas subaquáticas como o resultado da soma dos efeitos de *Atenuação* e *Dispersão*. Dessa forma, a intensidade I de um pixel da imagem localizado na posição (x, y) é calculada de acordo com equação:

$$I(x, y) = S(x, y) + B(x, y), \quad (3.1)$$

onde $S(x, y)$ é a componente do raio de luz atenuado e $B(x, y)$ é a contribuição do efeito de dispersão. Esse modelo, assim como na *Equação de Transferência Radiativa* (Seção 2.2.1), é válido somente para cenas nas quais:

1. A luz se dispersa no meio sem que seu comprimento de onda seja alterado;
2. A iluminação do meio é difusa, tendo a mesma intensidade em todas as suas partes;
3. A luz refletida em objetos não influencia a radiância do meio - isto é, a radiância do meio só é influenciada pela distância entre o ponto observado e o sensor.

As seções seguintes desenvolvem, em detalhes, o modelo que explica os efeitos de *Atenuação* e *Dispersão*. O desenvolvimento apresentado nas próximas seções são baseados naqueles desenvolvidos na Seção 2.2.1 para a *Equação de Transferência Radiativa*.

3.1.1 Efeito de Atenuação

Considere um feixe de luz colimado, com comprimento de onda λ , propagando na água. A Figura 3.2 mostra esse cenário. O decaimento $dL(\lambda)$ na radiância desse feixe de luz, devido à absorção de parte de sua energia pelo meio, ao viajar uma distância dx é dada por

$$dL = -c(\lambda)L(\lambda)dx, \quad (3.2)$$

onde c é o *Coefficiente de Atenuação*, dado em m^{-1} . O coeficiente de atenuação é o resultado da soma entre o coeficiente de absorção a e o coeficiente de difusão total b . Enquanto o coeficiente a determina o quanto da intensidade é absorvida pelo meio, o coeficiente de difusão total b descreve a capacidade de um volume infinitesimal de água difundir o fluxo de luz em todas as direções. Assim b é definido como:

$$b = 2\pi \int_0^\pi b(\theta) \sin(\theta) d\theta, \quad (3.3)$$

onde θ é o ângulo de difusão relativo à direção de propagação.

A solução da Equação 3.2, obtida integrando entre o intervalo $x = [0, d]$, nos fornece a chamada de Lei de atenuação exponencial de Bouguer:

$$S(x) = Le^{-cx}, \quad (3.4)$$

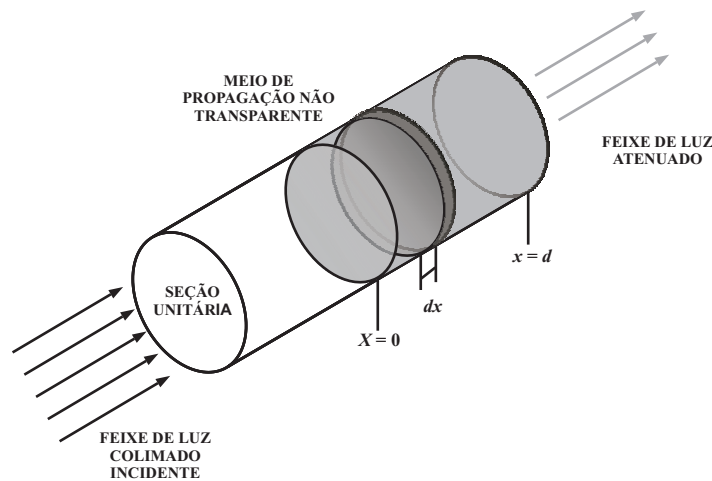


Figura 3.2. O feixe de luz colimado tem sua intensidade luminosa atenuada devido à absorção de parte de sua energia pelas partículas da água e suspensas nela.

sendo os coeficientes de absorção a , difusão total b e a radiância L do objeto funções do comprimento de onda.

Vemos claramente que o efeito de atenuação causa um decaimento exponencial na radiância do objeto, o que provoca o baixo contraste de regiões que encontra-se distantes do observador. Dependendo da distância dos objetos ou do valor do coeficiente de atenuação a intensidade dos raios de luz, refletidos por esses objetos, que irão atingir o sensor da camera pode ser desprezível.

3.1.2 Efeito de Dispersão

Como já mencionado, o efeito de dispersão deve-se à mudança da direção de propagação dos raios de luz. São definidos dois tipos de fenômenos de acordo com o grau dessa mudança. Ela pode ser em pequenos ângulos, nesse caso chamada de *Forward Scattering* ou chegar a ângulos de até 180 graus, gerando o efeito de *Backscattering*.

3.1.2.1 Forward Scattering

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. Esse borramento é modelado por uma convolução do tipo:

$$F(x, y) = S(x, y) * f_d(x, y), \quad (3.5)$$

sendo S a intensidade após o efeito de atenuação (Equação 3.4), $*$ o operador de convolução e f_z uma função de espalhamento de um ponto, do inglês *Point Spread Function* (PSF).

Uma PSF descreve a distribuição da intensidade de luz de um ponto, e em nosso caso mede o quão agressivo é o meio para a formação da imagem. Note que f é parametrizada pela distância do objeto. Dessa forma, objetos distantes apresentarão maior degradação devido ao efeito de borramento do que aqueles mais próximos. As PSF de ambientes subaquáticos são dependentes das partículas suspensas na água e os valores de seus parâmetros são obtidos por meio de um conjunto de constantes empíricas. Alguns modelos para PSF podem ser encontrados em [McGlamery, 1979; Jaffe, 1990].

Em [Schechner & Karpel, 2004] é mostrado, por meio de simulações, que a degradação causadas pelo efeito de *Forward Scattering* nas imagens é significativamente menor quando comparado à degradação gerada pelo efeito de *Backscattering*. Assim, da mesma forma que em [Schechner & Karpel, 2004, 2005; Schechner & Averbuch, 2007] não será considerado o efeito de *Foward Scattering* no modelo utilizado neste trabalho.

3.1.2.2 Backscattering

Além de pequenas alterações na direção de propagação de um raio de luz, são comuns mudanças de direção de até 180 graus. Nesses casos, raios que foram refletidos por objetos que encontram-se fora da área de visão do observador podem chegar até ele. Isso ocasiona um aumento expressivo na radiância de objetos, principalmente aqueles muito distantes. Essas grandes mudanças na direção são denominadas de *Backscattering* [Schechner & Karpel, 2004; Treibitz & Schechner, 2006; Negahdaripour et al., 2002], *Veiling light* [Schechner & Karpel, 2005], *Waterlight* [Queiroz-Neto et al., 2004] e para o caso onde o meio é a atmosfera como *Airlight* [Nayar & Narasimhan, 1999].

Para modelar o efeito de *Backscattering*, consideremos um cone com seu eixo perpendicular à base, vértice dado pela posição do observador e base definida pela região formada pela intersecção entre os raios que saem do vértice e atingem a superfície de um objeto¹. A Figura 3.3 mostra essa geometria. O volume infinitesimal dV a distância x do observador é dada por:

$$dV = d\omega x^2 dx, \quad (3.6)$$

onde $d\omega$ é o ângulo sólido do cone. A intensidade dI , gerada pelo espalhamento da luz

¹Os segmentos com uma extremidade no vértice e a outra na curva que envolve a base do cone são chamados de geratrizes do cone

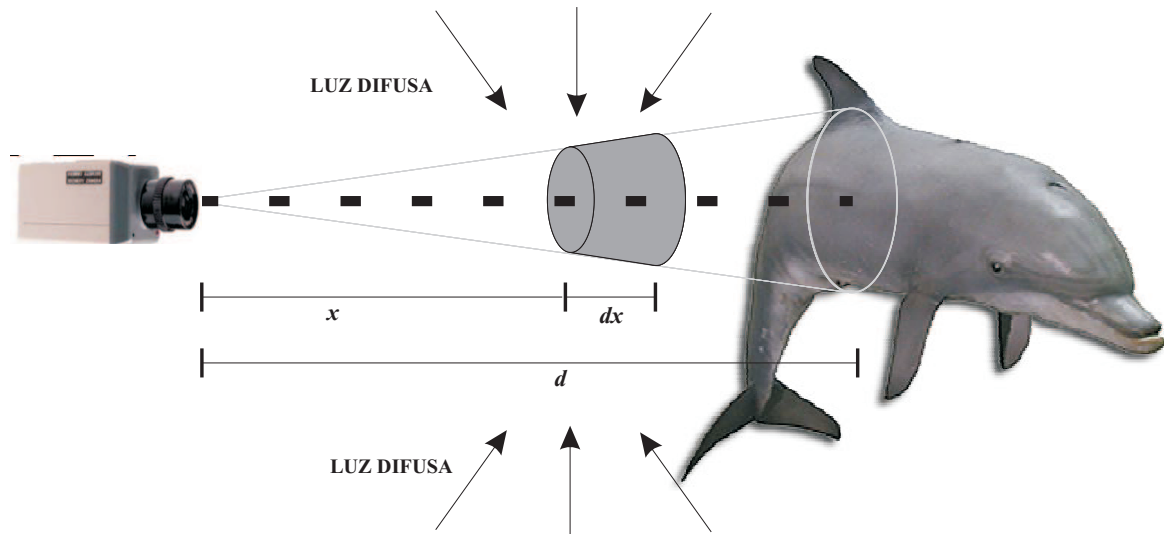


Figura 3.3. Cone entre o observador e um objeto de uma cena subaquática. Os raios de luz difusos pelo ambiente comportam-se como fontes de luz aumentando o brilho de objetos distantes.

no volume dV , na direção do observador é igual a:

$$dI(x, \lambda) = dVck, \quad (3.7)$$

onde c é novamente o coeficiente de atenuação e k é uma constante que explica a natureza da iluminação da cena e a forma da função de dispersão.

A irradiância total produzida pelo espalhamento da luz no volume dV que chega até o observador, considerando sua atenuação pelo meio, é dada por:

$$dE(x, \lambda) = \frac{dI(x, \lambda)e^{-cx}}{x^2}. \quad (3.8)$$

A radiância é calculada como:

$$dB(x, \lambda) = \frac{dE(x, \lambda)}{d\omega}, \quad (3.9)$$

A radiância total do volume do cone é encontrada integrando a Equação 3.9 de $x = 0$ a $x = d$, sendo d a distância do observador à superfície do objeto. Assim temos como radiância total:

$$B(d, \lambda) = k(1 - e^{-cd}). \quad (3.10)$$

Se considerarmos um objeto em uma posição infinitamente distante, $d = \infty$ (um objeto no horizonte, por exemplo), chegamos a radiância $B_{\infty} = k$. Dessa forma a Equação 3.10 pode ser reescrita como:

$$B(d, \lambda) = B_{\infty}(1 - e^{-cd}). \quad (3.11)$$

Note que a Equação 3.10 fornece, como esperado, uma radiância igual a zero quando o observador e o objeto encontram-se muito próximos ($d = 0$). O crescimento logarítmico da influência do efeito de *Backscattering* com o aumento da distância também é descrito corretamente pela equação. Além disso, é uma fórmula fechada, simples e de fácil manipulação se comparada à Equação 2.4 na *Equação da Transferência Radiativa*.

3.2 Procedimento de restauração das imagens

Em nossa metodologia, o processo de restauração da visibilidade de imagens subaquáticas, foi dividido em três etapas principais, sumariadas e relacionadas na Figura 3.4:

1. Cálculo da estrutura tridimensional da cena;
2. Obtenção dos valores dos parâmetros c e B_{∞} do modelo;
3. Cálculo da intensidade de cada pixel da imagem para um meio de propagação transparente.

Nesta dissertação adotamos o uso de um sistema de visão estéreo em conjunto com um modelo físico que descreve a propagação da luz em meio participativos para restaurar a qualidade de imagens subaquáticas. Contudo, como será visto adiante, o procedimento de restauração é flexível suficiente para usar outras técnicas de Visão Computacional diferentes de visão estéreo, como *Shape from motion* por exemplo. A única restrição é que tal técnica, forneça o mapa de profundidade da cena e duas imagens adquiridas simultaneamente e com a câmera em posições distintas. As etapas do processo de restauração, utilizando o sistema visão estéreo, são explicadas nas seções seguintes.

3.2.1 Cálculo da estrutura tridimensional da cena

A primeira etapa de nossa metodologia é estimar a estrutura tridimensional da cena. O processo de estimar as distâncias de pontos em uma cena utilizando suas imagens, é um procedimento complexo, e constitui-se em um dos principais desafios da Visão Computacional. Contudo, existem metodologias que conseguem obter valores já bastante precisos [Horn & Brooks, 1989; Horn & Sjöberg, 1989; Criminisi et al., 1999;

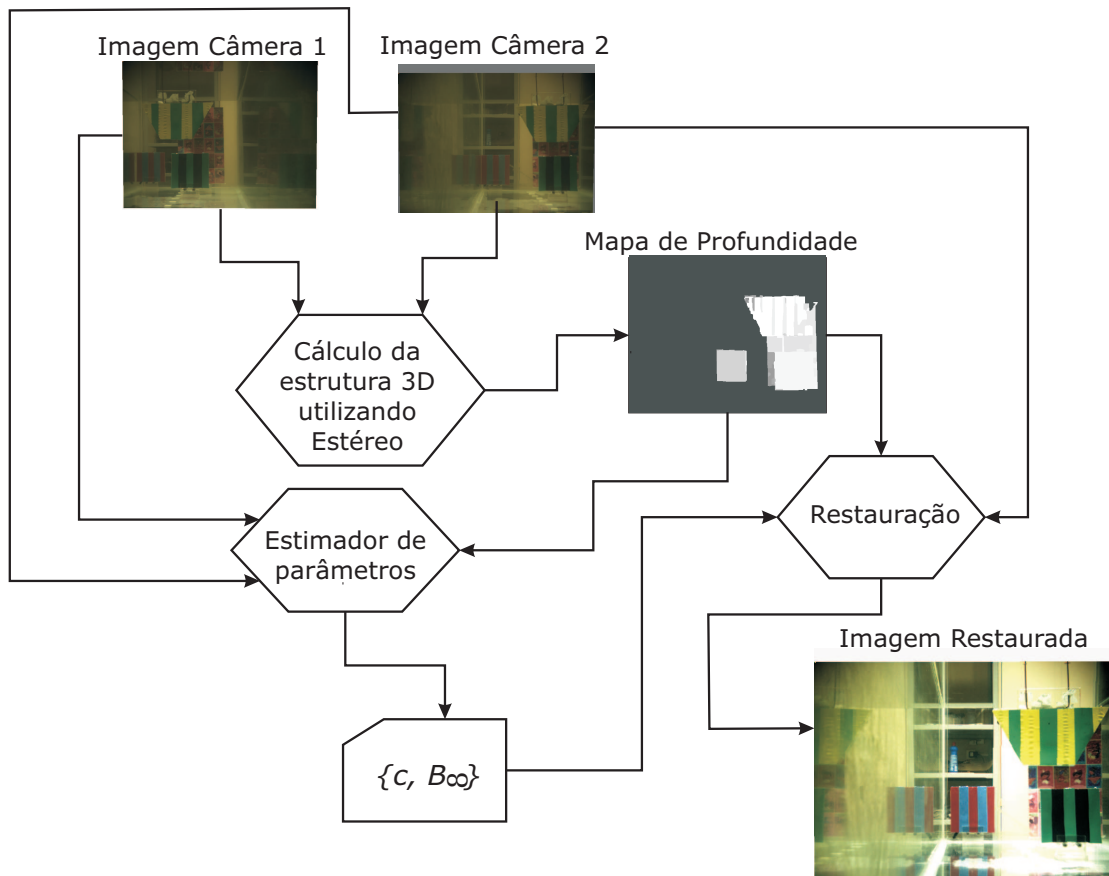


Figura 3.4. Principais etapas do processo de restauração de imagens de cenas subaquáticas.

Kolmogorov & Zabih, 2002]. É verdade que grande parte dessas metodologias dependem de condições particulares, mas alguns são mais gerais, sendo menos precisos.

Neste trabalho, assim como em [Queiroz-Neto et al., 2004], utilizamos um sistema de visão estéreo composto por um par de câmeras sincronizadas e calibradas geometricamente para estimar o mapa de profundidade da cena.

Os algoritmos de visão estéreo procuram estimar as profundidades de uma cena utilizando pelo menos duas imagens adquiridas por câmeras em posições diferentes. O cálculo da profundidade baseia-se na diferença das posição dos objetos entre as imagens. Essa diferença é chamada de *Disparidade Binocular* ou apenas *Disparidade*. A principal tarefa de um algoritmo de estéreo é encontrar a correspondência entre os pontos da imagens, ou seja, calcular o quanto um pixel se deslocou de uma imagem para outra, em outras palavras, encontrar a disparidade de cada pixel. Essa tarefa é chamada de *Problema de Correspondência*.

Para estimar a estrutura tridimensional da cena, após calcular a disparidade dos pontos é necessário calcular a profundidade. O cálculo da profundidade é chamado de

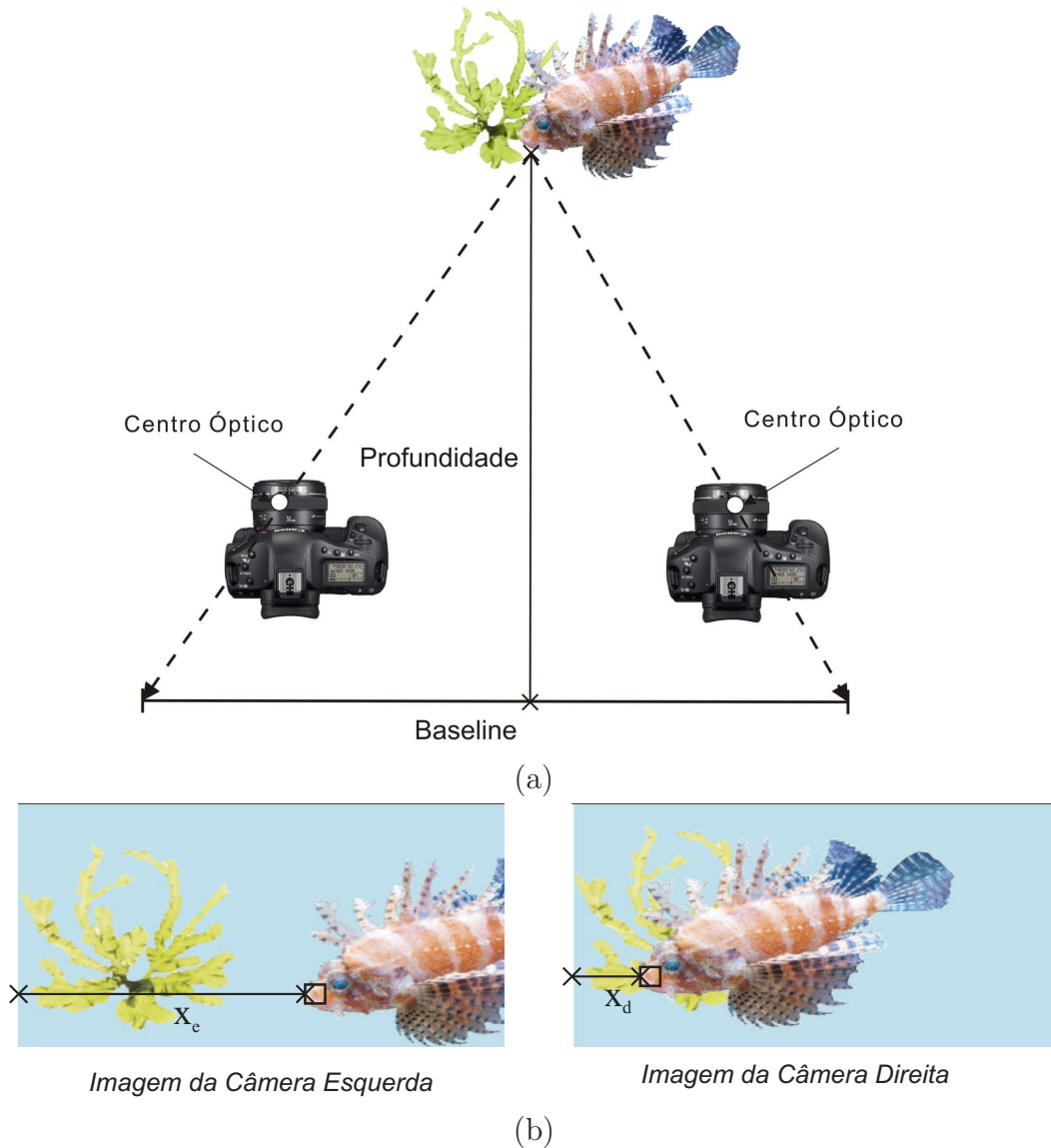


Figura 3.5. (a) Sistema de visão estereóscópica com duas câmeras dispostas fronto-paralelamente. A *Baseline* é a distância entre os centros de projeção das câmeras e a profundidade Z é a distância entre o ponto 3D e a *Baseline*. Na figura (b) encontram-se duas imagens capturadas por meio de um sistema como o mostrado em (a). A disparidade d é dada, neste caso, pela diferença entre as coordenadas dos pixels correspondentes, ou seja, $d = X_e - X_d$.

Reconstrução Tridimensional e além de depender das disparidades estimadas, também depende de uma prévia calibração das câmeras. Essa calibração consiste em determinar os parâmetros intrínsecos e extrínsecos das câmeras. Os parâmetros intrínsecos de uma câmera são os valores da distância focal, centro óptico e distorção de sua lente. E os parâmetros extrínsecos de sistema de câmeras são a matriz de rotação e translação

de uma camera em relação a outra, ou seja, as posições e orientações relativas das câmeras.

Utilizando os valores dos parâmetros intrínsecos e extrínsecos do sistema, e as disparidades estimadas, a reconstrução consiste em calcular o valor da profundidade $Z(x, y)$ do pixel na posição (x, y) por meio da equação:

$$Z(x, y) = \frac{fT}{d(x, y)} \quad (3.12)$$

onde f é a distância focal da câmera, d a disparidade estimada e T é a distância entre os centros ópticos das câmeras, também chamada de *Baseline*. A Figura 3.5 mostra um esquema de um sistema de visão estéreo.

A correspondência entre os pixels, um dos principais problemas com algoritmos de *stereo*, é severamente agravado em ambientes subaquáticos. Contudo, nossos experimentos mostraram que para cenário onde a distância entre os centros ópticos das câmeras é de até 33 centímetros e os objetos distam de 2 metros das câmeras, ainda é possível obter mapas de profundidades suficientemente precisos para a utilização na metodologia.

Assim, nesta etapa, além de estimar a estrutura tridimensional da cena e fazer a aquisição dos valores de intensidades dos pontos nas cenas percebidos pelas câmeras, também é realizada a correspondência entre os pixels das imagens capturadas.

3.2.2 Obtenção dos parâmetros do modelo

Como explicado na Seção 3.1, o modelo adotado neste trabalho para explicar a formação da imagem de uma cena subaquática, é definido pela equação:

$$I(x, y, d) = L(x, y, d)e^{-cd} + B_{\infty}(1 - e^{-cd}), \quad (3.13)$$

onde $L(x, y, d)$ é a cor que o pixel de posição (x, y) teria se seu ponto correspondente, a uma distância d do plano de projeção, tivesse sido imageado no ar, B_{∞} a irradiância do meio e c o coeficiente de atenuação.

Para calcular o valor de L é necessário obter os valores do coeficiente de atenuação c e da irradiância do meio B_{∞} , assim como os valores da profundidade de cada pixel. A profundidade é estimada usando algum método de reconstrução tridimensional, que em nosso caso foi escolhido um sistema de visão estéreo. O valor de B_{∞} pode ser facilmente obtido utilizando a irradiância observada em um objeto da cena que se encontra em uma distância infinita, por exemplo, um objeto ou região que se encontre no horizonte. Já o valor de c é o mais delicado para ser obtido e para tal desenvolvemos duas técnicas

para estimá-lo.

A primeira técnica proposta, para estimar o valor de c , utiliza duas imagens de uma cena. É necessário que as imagens sejam obtidas com a câmera em posições distintas e que seja feita uma correlação dos pixels entre as imagens. No nosso caso essa correlação é obtido em conjunto com o cálculo do mapa de profundidade com a utilização de um algoritmo de *Stereo* denso. Utilizando duas imagens, digamos imagem 1 e imagem 2, temos, para cada ponto nas imagens, dois valores de I . Sendo essas imagens capturadas ao mesmo tempo, o valor de c é o mesmo para ambas, assim como o valor de B_∞ , pois, esses dois últimos parâmetros são definidos pela natureza do meio. Assim temos o seguinte sistema de equações:

$$I_1 = Le^{-cd_1} + B_\infty(1 - e^{-cd_1}) \quad (3.14)$$

$$I_2 = Le^{-cd_2} + B_\infty(1 - e^{-cd_2}) \quad (3.15)$$

escrevendo a Equação 3.13 como

$$\ln(I - B_\infty) = -cd + \ln(L - B_\infty) \quad (3.16)$$

e reescrevendo o sistema de equações anterior chegamos a:

$$\ln(I_1 - B_\infty) + cd_1 = \ln(L - B_\infty) \quad (3.17)$$

$$\ln(I_2 - B_\infty) + cd_2 = \ln(L - B_\infty) \quad (3.18)$$

renomeando

$$\ln(I_1 - B_\infty) = \bar{I}_1 \quad (3.19)$$

$$\ln(I_2 - B_\infty) = \bar{I}_2 \quad (3.20)$$

obtemos a equação

$$\bar{I}_2 - \bar{I}_1 = c(d_1 - d_2). \quad (3.21)$$

A Equação 3.21 é uma equação de reta com coeficiente angular igual a c e coeficiente linear igual a zero. Com os mapas de profundidades das duas imagens obtém-se os valores de d_1 e d_2 para cada ponto. Os valores de I_1 e I_2 são obtidos das imagens

Tabela 3.1. Dados hipotéticos de exemplo para o cálculo do coeficiente de atenuação c utilizando a Equação 3.22. Os valores na terceira linha são calculados como $\bar{I} = \ln(I - B_{infty})$.

d	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
I	69,04	68,11	67,20	66,30	65,43	64,57	63,72	62,90	62,09	61,29
$\bar{I}$	3,85	3,83	3,81	3,79	3,77	3,75	3,73	3,71	3,69	3,67

capturadas pelas cameras. Dessa forma o valor de c é calculado como a inclinação da reta ajustada aos pontos ($X = d_1 - d_2, Y = \bar{I}_2 - \bar{I}_1$). Note que com as manipulações algébricas descritas conseguimos retirar das equações L e ainda obter uma equação na qual é possível estimar o parâmetro c .

A segunda técnica baseia-se na Equação 3.16. Essa equação nos fornece uma informação importante que pode ser aproveitada em alguns casos especiais. Note que a equação possui as variáveis I , L e d . Valores para d podem ser estimados utilizando algoritmos de estéreo, *Shape from Shade*, *Shape from motion* dentro outros. I é a intensidade do pixel da imagem media pelo sensor da câmera e L é o valor que procuramos para restaurar a visibilidade.

Seja $\bar{I} = \ln(I - B_\infty)$ e $\bar{L} = \ln(L - B_\infty)$, temos a equação:

$$\bar{I} = -cd + \bar{L}, \quad (3.22)$$

que é a equação de uma reta com o coeficiente angular igual a $-c$ e coeficiente linear igual a $\bar{L} = \ln(L - B_\infty)$. Como o parâmetro B_∞ é facilmente obtido (utilizando a intensidade de regiões ou objetos que se encontram no horizonte), podemos utilizar a Equação 3.22 para obter tanto o valor de c quanto o de L , simplesmente ajustando aos pontos ($X = \bar{d}_i, Y = \bar{I}_i$) uma reta, sendo I_i e d_i a intensidade e distância do i -ésimo pixel.

Por exemplo, considere um cenário no qual o valor de $B_\infty = 22$ e que os valores da radiância I e distância medidos são aqueles apresentados na Tabela 3.1.

Ao ajustar a reta $y = ax + b$ (Figura 3.6), sendo $a = -c$ e $b = \bar{I}$, obtemos como coeficiente angular dessa reta $a = -0,0203cm^{-1}$ e coeficiente linear $b = 3,8691$. Dessa forma, o coeficiente de atenuação do meio usado no exemplo é igual a $c = 0,203$. Os dados de I da Tabela 3.1 foram simulados utilizando a Equação 3.13 com o valor de $c = 0,02cm^{-1}$.

O problema dessa estimação é que se deve utilizar valores de I de uma superfície homogênea, ou seja, a superfície do objeto deve possuir uma única cor, no caso L .

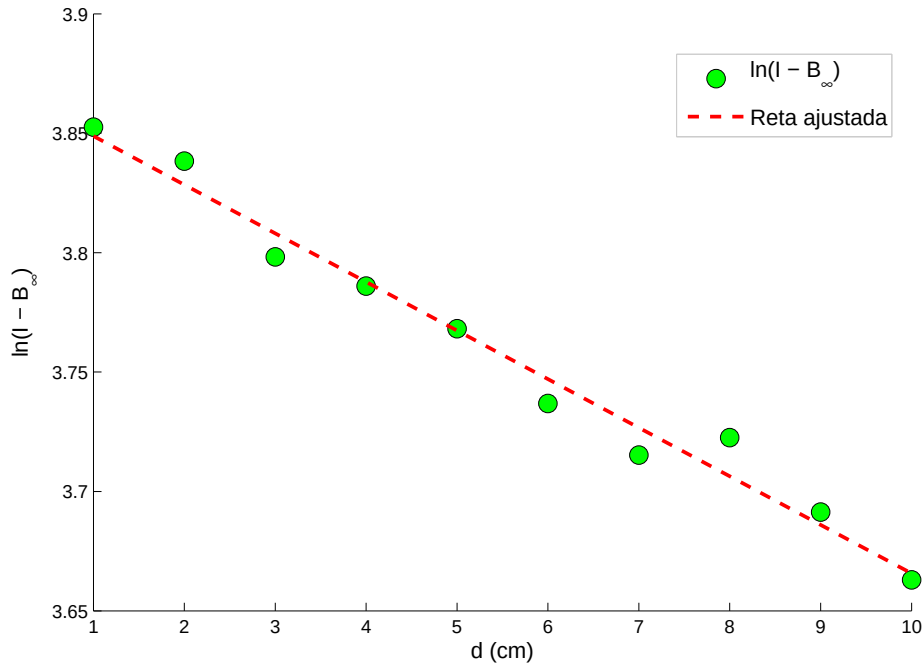


Figura 3.6. Exemplo de cálculo do parâmetro c utilizando o método 2. Ao utilizar os pontos presentes no gráfico para ajustar uma reta são obtidos como valores para o coeficiente angular e linear da reta $a = -0,0203$ e $b = 3,8691$ respectivamente. Sendo $c = -a$, de acordo com a Equação 3.22, chegamos ao valor de $c = 0,02\text{cm}^{-1}$ para o coeficiente de atenuação.

Assim, um objeto cuja superfície possua uma única cor pode ser usado para estimar o coeficiente de atenuação c e o valor da cor de sua superfície sem os efeitos subaquáticos utilizando a relação

$$\hat{L} = e^{\bar{L}} - B_{\infty}. \quad (3.23)$$

3.2.3 Cálculo da intensidade dos pixels para um meio de propagação transparente

Usando os valores estimados para o coeficiente de atenuação c obtidos seja pela Equação 3.21 ou a Equação 3.22, podemos obter o valor da radiância $\hat{L}$, que os pontos apresentariam em um meio transparente, isolando L na Equação 3.13, ou seja,

$$\hat{L}(x, y, d) = \frac{I(x, y, d) - B_{\infty}(1 - e^{-cd})}{e^{-cd}}. \quad (3.24)$$

Utilizando a distância d de cada ponto da cena e o valor de B_{∞} , obtidos nas etapas anteriores, o valor de $\hat{L}$ é diretamente calculado pela Equação 3.24.

Capítulo 4

Experimentos e Resultados

Para avaliar a metodologia apresentada neste trabalho foram realizados experimentos utilizando dados sintéticos, obtidos por meio de simulação, e experimentos com dados reais, capturados de cenas subaquáticas. Como apresentado nessa seção, são apresentadas duas formas para estimar o valor do coeficiente de atenuação c , sendo ainda possível calcular também uma aproximação do valor da cor da superfície dos objetos quando esses apresentam uma superfície homogênea na cor. Nos concentramos nos experimentos, tanto em simulação quanto com dados reais, em criar situações para testar a qualidade e as limitações de ambas as técnicas de estimação.

A escolha por usar simulações em nossos experimentos deve-se à facilidade em controlar as variáveis do ambiente e a ausência de um ambiente experimental adequado para realizar os experimentos. Em nosso caso, o modelo utilizado é válido para cenas onde a iluminação tenha a mesma intensidade em todas as suas regiões, o meio de propagação seja elástico e que não haja qualquer dependência da radiância do meio com outro fator que não a profundidade. Todas essas restrições são garantidas em boa parte de ambientes subaquáticos naturais como o fundo do mar ou de um rio. No entanto, essas restrições não são facilmente garantidas em um ambiente experimental, uma vez que é necessário um aquário com grandes dimensões (com um comprimento maior que 3 metros por exemplo) e a iluminação do ambiente deve ser cuidadosamente controlada. Em simulações não há qualquer dificuldade para criar um *Setup* com as devidas restrições. Dessa forma, por meio dos experimentos com simulação foi possível expor facilmente a metodologia a configurações adequadas para estudar seu comportamento.

Nos experimentos com cenas reais tivemos a oportunidade de estudar a sensibilidade do modelo com relação às suas premissas. Dessa forma, além de ser possível verificar quanto o ambiente deve obedecer às restrições impostas pelo modelo para um

bom funcionando, podemos testar a robustez e limitações da metodologia em um caso real.

4.1 Cenas Sintéticas

Como descrito no capítulo sobre a metodologia apresentada neste trabalho, nossa abordagem é composta por três etapas principais: cálculo da estrutura tridimensional da cena; cálculo dos parâmetros do modelo e restauração. A primeira etapa pode ser dividida em duas partes: correspondência dos pontos das imagens e reconstrução ou cálculo da profundidade. Ambas são bastante delicadas e sensíveis a ruídos. Para estudar sua influência no cálculo do parâmetro c , foram realizados dois tipos de simulações.

No primeiro tipo utilizamos uma imagem, na qual para cada pixel associamos uma determinada profundidade. Nessa simulação, tanto a correspondência quanto a reconstrução são ideais, ou seja, não há qualquer erro presente ao estimar a correspondência de um pixel entre as imagens ou em calcular sua profundidade (com exceção dos casos onde são adicionados ruídos). Na segunda simulação, uma cena, em três dimensões, foi criada em um programa de *Ray tracing* Persistence of Vision Raytracer Pty. Ltd [2008]. Utilizando esse programa foi calculada a profundidade e simulada a captura de um par estéreo. Nessa simulação, o cálculo da profundidade não possui qualquer erro, no entanto a correspondência entre os pixels é feita utilizando um algoritmo de estéreo tradicional, o qual produz um resultado com erros.

4.1.1 Simulação com imagem 2D

Nas simulações feitas nesta etapa utilizamos uma imagem de dimensões 400x300 pixels para criar uma captura de um ambiente subaquático. Para avaliar a metodologia estimando o valor de c com a Equação 3.21 a imagem usada nas simulações é mostrada na Figura 4.1. Nessa figura podemos observar a imagem e o resultado de uma simulação com os efeitos subaquáticos (no caso, com $c = 0,3 \text{ m}^{-1}$). Nas simulações para avaliar a estimação usando a Equação 3.22, utilizou-se uma imagem cinza, na qual todos os pixels possuíam a intensidade igual a 60 (Figura 4.2), ou seja, todos os pixels da imagem tinham o valor 60 para as três bandas cromáticas (vermelho, verde e azul).

No procedimento de simulação dos efeitos subaquáticos, foi atribuído para cada pixel (x, y) da imagem uma profundidade da seguinte forma: os pixels nas linhas inferiores da imagem encontram-se a 1 cm e essa distância aumenta linearmente até 4 m para os pixels da linha superior da imagem, a Figura 4.2 apresenta um esquema que ilustra o procedimento. Foram inseridas duas câmeras virtuais com seus centros



Figura 4.1. Simulação para avaliação da Equação 3.21. (a) Imagem utilizada para simular os efeitos subaquáticos; (b) Resultado da simulação para $c = 0,3 \text{ m}^{-1}$. A perda de contraste é visivelmente maior nas linhas superiores da imagem, principalmente no cantos superiores. Isso deve-se, naturalmente, à maior distância atribuída a essas regiões.

ópticos separados por 50 cm. Os mapas de profundidade para cada uma das câmeras são mostrados na Figura 4.3. O valor utilizado em todas as simulações com imagem 2D para o parâmetro B_∞ foi 40 nas três bandas cromáticas.

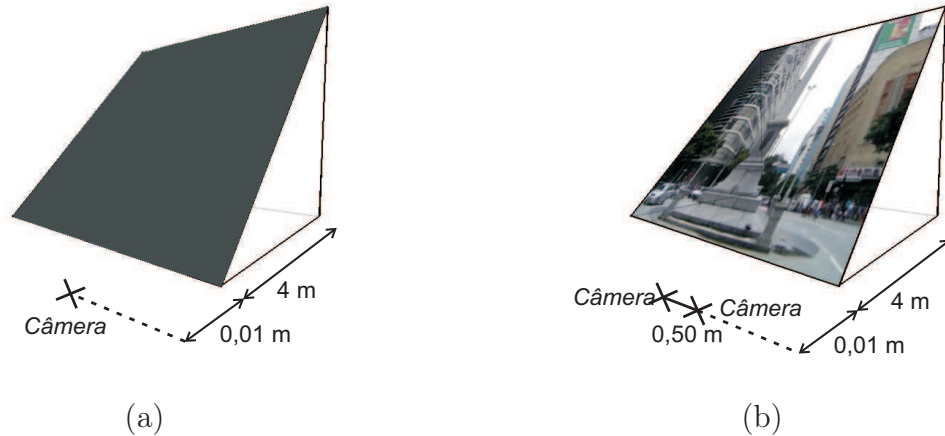


Figura 4.2. O procedimento adotado para atribuir profundidade aos pontos da imagem para a imagem cinza e uma câmera (a) e a imagem com textura e um par *stereo* de câmeras (b). Os pixels das linhas inferiores encontram-se mais próximos das câmeras do que aqueles nas linhas superiores da imagem.

As simulações foram divididas em duas etapas. A primeira etapa consistiu em variar o valor de c usado para definir a turbidez do meio. Primeiro, apenas o valor de c é variado sem inserir qualquer ruído na imagem. Em seguida, o mesmo procedimento

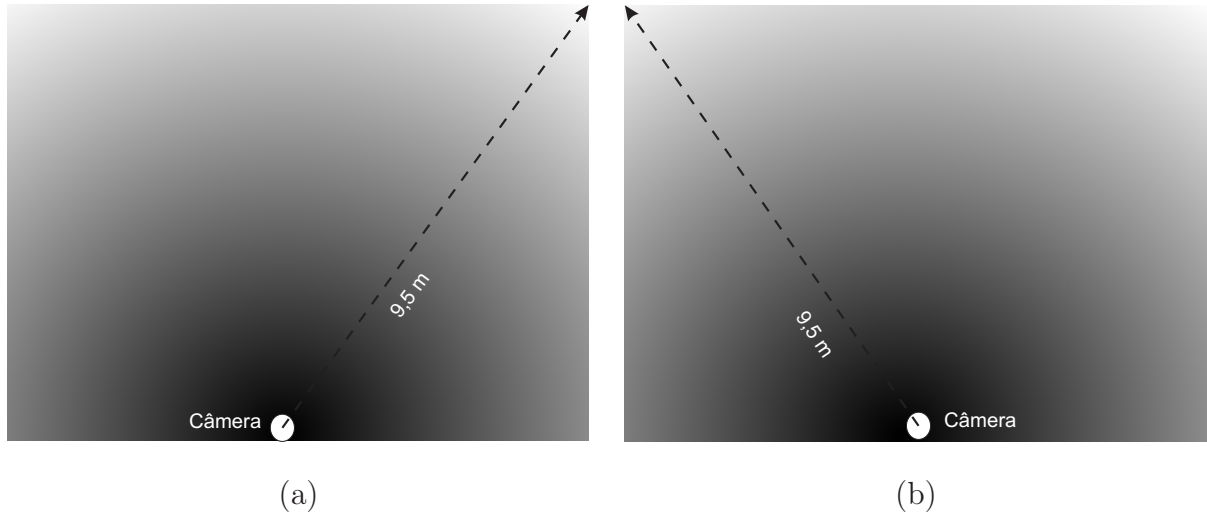


Figura 4.3. Distâncias dos pontos até os centros ópticos das câmeras da esquerda (a) e direita (b). Os pontos mais próximos são representados por intensidades de cor menores e a distância máxima da simulação, representada pela seta tracejada, é de 9,5 m.

de simulação foi repetido, porém agora inserindo um ruído gaussiano de média zero e variância igual a $\sigma = 0,001$ e $\sigma = 0,002$ nas intensidades das três bandas cromáticas. A Figura 4.4 mostra a degradação desse ruído na imagem subaquática simulada (para o caso de avaliação da Equação 3.21). Note que neste caso, é como se a correspondência entre os pontos não fosse ideal.



Figura 4.4. A degradação causada por um ruído gaussiano de média zero em (a) $\sigma = 0,001$ e em (b) $\sigma = 0,002$ corrompe sensivelmente a qualidade das imagens simuladas.

Na segunda etapa utilizamos nas simulações um valor fixo para coeficiente de atenuação $c = 0,3 \text{ m}^{-1}$, que corresponde a uma turbidez alta, e variamos a variância

de um ruído gaussiano de média zero. Esse ruído foi primeiro inserido nas intensidades das bandas cromáticas e depois na medida de distância entre o ponto e o centro óptico de cada uma das duas câmeras.

4.1.1.1 Avaliação da estimativa com Equação 3.21

A Tabela 4.1 e os gráficos à esquerda na Figura 4.5 mostram os resultados da primeira etapa no cálculo do valor de c , utilizando a Equação 3.21. Nessa etapa foram utilizados valores simulados de c com e sem ruídos nas informações das bandas cromáticas. Pode-se perceber que, para um cenário ideal, no qual tanto a correspondência e a reconstrução são perfeitas, ou seja, não há qualquer ruído seja na informação de cor seja na informação de profundidade dos pixels, a estimação do parâmetro c é precisa. Ao inserir ruído nos valores das bandas cromáticas, percebemos que o método começa a apresentar erros, algumas vezes até erros grosseiros, mas ainda assim, para a maior parte dos valores são obtidos valores com erro entre 5% a 15%. A degradação causada pelos ruídos usados nos experimentos da Tabela 4.1 é mostrada na Figura 4.4 para o caso onde $c = 0,3 \text{ m}^{-1}$. Observamos também um decaimento expressivo no coeficiente de determinância R^2 . O coeficiente de determinância descreve o quão bem os dados explicam o modelo ajustado. Dessa forma valores para R^2 próximos de zero indicam que ou o modelo usado é incorreto ou o conjunto utilizado possui muitos erros.

Nas simulações, nas quais o ruído foi inserido nas distâncias entre cada ponto e os centros ópticos das câmeras (Tabela 4.2 e gráficos à direita na Figura 4.5), simulando dessa forma a etapa de reconstrução com erro, encontramos um comportamento diferente do observado quando o ruído encontra-se nas intensidade da cor. O ruído adicionado também foi gaussiano com média zero e variâncias $\sigma = 0,002$ e $\sigma = 0,02$. Os resultados dessas simulações são mostrados na Tabela 4.2. Neste caso, notamos uma pequena influência, se comparada à influência do erro na correspondência entre os pixels, do erro no cálculo da distância na estimação do parâmetro c . Para ruídos com variância $\sigma = 0,002$ o erro não passa de 4%, e quando a variância aumenta para 0,02 o erro fica em média igual a 30%. Percebemos também uma maior estabilidade dos algoritmos quando há erro na etapa de reconstrução. Note que independente do valor de c , o erro é praticamente o mesmo para um determinado valor de variância. O mesmo ocorre com a qualidade do ajuste, todos os valores para R^2 estão muito próximos de 70%.

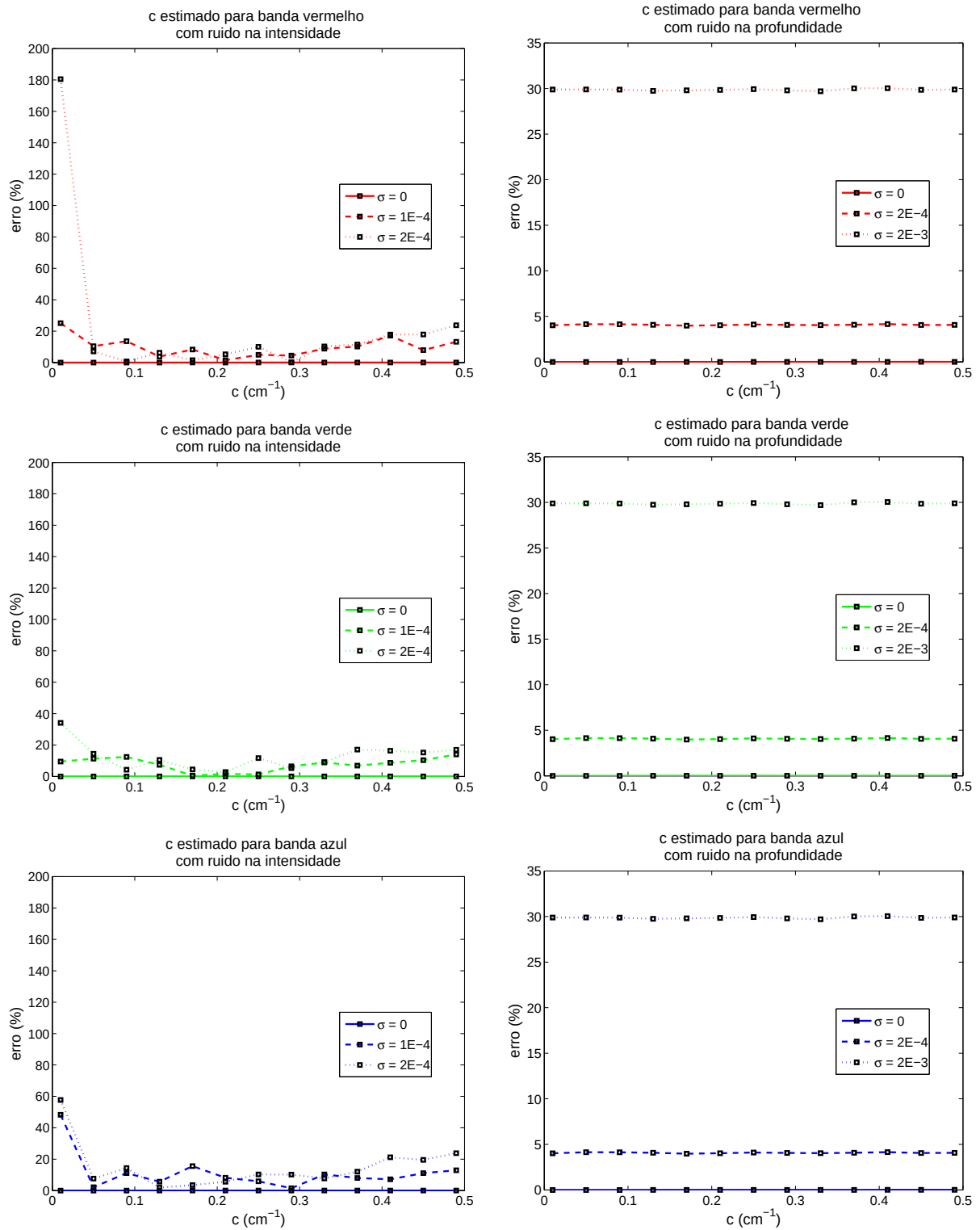


Figura 4.5. Resultados para cada banda cromática da simulação utilizando a Equação 3.21. Os gráficos à esquerda apresentam o resultados para simulações com ruído nas intensidades dos pixels. Nos gráficos à direita ruído na distância de cada pixel. O eixo das ordenadas representa o erro da estimação do coeficiente de atenuação c utilizado para gerar os dados da simulação.

Tabela 4.1. Resultados das simulações com ruído gaussiano de média zero e variância σ nas bandas cromáticas. Os valores de c , coeficiente de atenuação usado na simulação, $\hat{c}$ coeficiente estimado utilizando a Equação 3.21, e σ estão em m^{-1} .

Banda Cromática Vermelho									
	$\sigma = 0$			$\sigma = 0,001$			$\sigma = 0,002$		
$c(m^{-1})$	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)
0.01	0.0100	0.00	100.00	0.0125	25.10	0.01	-0.0081	180.52	0.00
0.09	0.0900	0.00	100.00	0.0777	13.61	0.20	0.0907	0.74	0.21
0.17	0.1700	0.00	100.00	0.1559	8.29	0.59	0.1674	1.50	0.50
0.25	0.2500	0.00	100.00	0.2377	4.91	0.96	0.2250	10.01	0.64
0.33	0.3300	0.00	100.00	0.3008	8.86	1.09	0.2961	10.26	0.85
0.41	0.4100	0.01	99.99	0.3398	17.12	1.15	0.3370	17.81	0.92
0.49	0.4900	0.01	99.99	0.4253	13.20	1.57	0.3737	23.74	1.04

Banda Cromática Verde									
$c(m^{-1})$	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)
0.01	0.0100	0.00	100.00	0.0110	9.50	0.01	0.0134	34.13	0.01
0.09	0.0900	0.00	100.00	0.1012	12.45	0.34	0.0939	4.31	0.23
0.17	0.1700	0.00	100.00	0.1710	0.57	0.73	0.1624	4.48	0.48
0.25	0.2500	0.00	100.00	0.2468	1.30	1.05	0.2207	11.72	0.61
0.33	0.3300	0.01	99.99	0.3007	8.89	1.13	0.2999	9.13	0.87
0.41	0.4100	0.01	99.99	0.3743	8.70	1.43	0.3430	16.35	0.98
0.49	0.4899	0.01	99.99	0.4214	14.00	1.62	0.4068	16.98	1.24

Banda Cromática Azul									
$c(m^{-1})$	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)
0.01	0.0100	0.00	100.00	0.0148	48.27	0.01	0.0158	57.68	0.01
0.09	0.0900	0.00	100.00	0.1000	11.09	0.34	0.1029	14.34	0.29
0.17	0.1700	0.00	100.00	0.1436	15.55	0.52	0.1641	3.48	0.50
0.25	0.2500	0.01	99.99	0.2352	5.93	0.94	0.2243	10.27	0.65
0.33	0.3300	0.00	100.00	0.2961	10.29	1.13	0.3046	7.70	0.94
0.41	0.4100	0.01	99.99	0.3805	7.19	1.52	0.3230	21.23	0.90
0.49	0.4899	0.01	99.99	0.4266	12.93	1.67	0.3734	23.80	1.09

A Tabela 4.3 mostra a relação entre a intensidade do ruído nas bandas cromáticas e a qualidade da estimação do valor de c . Já na Tabela 4.4 temos o resultado da relação entre o ruído na informação sobre a distância de cada ponto e o valor de c estimado. As simulações que resultaram nos valores mostrados nas tabelas 4.3 e 4.4 utilizaram $c = 0,3m^{-1}$.

O que percebemos nessas tabelas é que, problemas com a correspondência entre os pontos das imagens (ruídos nas bandas cromáticas) são mais agressivos à precisão do processo de estimar o valor de c do que erros na reconstrução da estrutura tridimensional da cena (ruído na informação de profundidade).

Tabela 4.2. Resultados das simulações com ruído gaussiano de média zero e variância σ nos valores da distância entre os pontos no mundo e o centro óptico da câmera. Os valores de c , coeficiente de atenuação usado na simulação, $\hat{c}$ coeficiente estimado utilizando a Equação 3.21, e σ estão em m^{-1} .

Banda Cromática Vermelho									
	$\sigma = 0$			$\sigma = 0,002$			$\sigma = 0,02$		
$c(m^{-1})$	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)
0.01	0.0100	0.00	100.00	0.0096	4.02	95.92	0.0070	29.89	70.06
0.09	0.0900	0.00	100.00	0.0863	4.13	95.91	0.0631	29.88	70.21
0.17	0.1700	0.00	100.00	0.1632	3.98	95.89	0.1193	29.80	70.26
0.25	0.2500	0.00	100.00	0.2397	4.11	95.95	0.1752	29.94	70.02
0.33	0.3300	0.00	100.00	0.3167	4.04	95.93	0.2320	29.70	70.23
0.41	0.4100	0.01	99.99	0.3930	4.15	95.92	0.2868	30.04	70.19
0.49	0.4900	0.01	99.99	0.4701	4.07	95.93	0.3435	29.89	69.92

Banda Cromática Verde									
	$\sigma = 0$			$\sigma = 0,002$			$\sigma = 0,02$		
$c(m^{-1})$	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)
0.01	0.0100	0.00	100.00	0.0096	4.02	95.92	0.0070	29.89	70.06
0.09	0.0900	0.00	100.00	0.0863	4.13	95.91	0.0631	29.88	70.21
0.17	0.1700	0.00	100.00	0.1632	3.98	95.89	0.1193	29.80	70.26
0.25	0.2500	0.00	100.00	0.2397	4.11	95.95	0.1752	29.94	70.02
0.33	0.3300	0.01	99.99	0.3167	4.04	95.93	0.2320	29.70	70.23
0.41	0.4100	0.01	99.99	0.3930	4.15	95.92	0.2868	30.04	70.19
0.49	0.4899	0.01	99.99	0.4701	4.07	95.93	0.3435	29.89	69.92

Banda Cromática Azul									
	$\sigma = 0$			$\sigma = 0,002$			$\sigma = 0,02$		
$c(m^{-1})$	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)	$\hat{c}$	erro (%)	R^2 (%)
0.01	0.0100	0.00	100.00	0.0096	4.02	95.92	0.0070	29.89	70.06
0.09	0.0900	0.00	100.00	0.0863	4.13	95.91	0.0631	29.88	70.21
0.17	0.1700	0.00	100.00	0.1632	3.98	95.89	0.1193	29.80	70.26
0.25	0.2500	0.01	99.99	0.2397	4.11	95.94	0.1752	29.94	70.01
0.33	0.3300	0.00	100.00	0.3167	4.03	95.93	0.2320	29.70	70.23
0.41	0.4100	0.01	99.99	0.3930	4.15	95.92	0.2868	30.04	70.19
0.49	0.4899	0.01	99.99	0.4700	4.07	95.93	0.3435	29.89	69.92

4.1.1.2 Avaliação da estimativa com Equação 3.22

A Equação 3.22 nos fornece uma forma de estimar um valor para o parâmetro c e um valor para a cor da superfície do objeto. Contudo, deve-se atentar ao fato que essa equação é somente válida para objetos cujas superfícies são lambertianas e homogênea em cor. Dessa forma, nas simulações realizadas para avaliar a estimação da cor e o valor de c por meio da Equação 3.22, foi utilizada uma imagem com todos seus pixels com a mesma intensidade para as três bandas (nas simulações utilizou-se o valor 60 para essas intensidades). O cálculo de profundidade de cada pixel é o mesmo para as

Tabela 4.3. Resultados das simulações com ruído gaussiano de média zero e variância σ aos valores das bandas cromáticas. Os valores de c , coeficiente de atenuação usado na simulação, $\hat{c}$ coeficiente estimado utilizando a Equação 3.21, e σ estão em m^{-1} . O valor do coeficiente de atenuação utilizado na simulação foi de $c = 0,3m^{-1}$.

	Vermelho			Verde			Azul		
σ	$\hat{c}$	erro (%)	R^2	$\hat{c}$	erro (%)	R^2	$\hat{c}$	erro (%)	R^2
0.0001	0.2905	3.16	2.90	0.3036	1.19	3.18	0.2862	4.59	2.88
0.0006	0.2810	6.32	1.33	0.2993	0.24	1.50	0.2919	2.69	1.42
0.0011	0.2982	0.59	1.18	0.2892	3.61	1.11	0.2966	1.13	1.18
0.0016	0.2784	7.19	0.87	0.2803	6.56	0.90	0.2805	6.50	0.93
0.0021	0.2864	4.53	0.84	0.2657	11.45	0.73	0.2818	6.07	0.87
0.0026	0.2734	8.88	0.70	0.2632	12.28	0.66	0.2822	5.92	0.79

Tabela 4.4. Resultados das simulações com ruído gaussiano de média zero e variância σ aos valores da distancia entre os pontos no mundo e o centro óptico das câmeras. Os valores de c , coeficiente de atenuação usado na simulação, $\hat{c}$ coeficiente estimado utilizando a Equação 3.21, e σ estão em m^{-1} . O valor do coeficiente de atenuação utilizado na simulação foi de $c = 0,3m^{-1}$.

	Vermelho			Verde			Azul		
σ	$\hat{c}$	erro (%)	R^2	$\hat{c}$	erro (%)	R^2	$\hat{c}$	erro (%)	R^2
0.0001	0.2993	0.22	99.78	0.2993	0.22	99.78	0.2993	0.22	99.78
0.0006	0.2962	1.28	98.73	0.2962	1.27	98.73	0.2962	1.28	98.73
0.0011	0.2934	2.21	97.72	0.2934	2.21	97.72	0.2934	2.21	97.72
0.0016	0.2901	3.29	96.70	0.2901	3.29	96.70	0.2901	3.29	96.70
0.0021	0.2874	4.20	95.74	0.2874	4.20	95.74	0.2874	4.20	95.74
0.0026	0.2842	5.25	94.75	0.2843	5.25	94.75	0.2842	5.25	94.75

simulações com a Equação 3.21. A Figura 4.2 (a) mostra o esquema do procedimento dessa cálculo de distância.

Nas Tabelas 4.5 e 4.6 e nas Figuras 4.7 e 4.6 são mostrados os resultados com adição de ruído gaussiano nas bandas cromáticas e nas distâncias entre os pontos e o centro óptico da câmera respectivamente. Nas tabelas, assim como do comportamento que vemos nos gráficos, nota-se que quanto maior o valor de c , maior é o erro quando há um crescente aumento na variância do ruído. Percebemos também que existe um deterioração maior na estimação do parâmetro c do que na cor do objeto. Ou seja, o processo de estimar o valor de c utilizando a Equação 3.22 é mais sensível a ruídos se comparada com a Equação 3.21.

Tabela 4.5. Simulações para valores de c com ruído gaussiano de média zero e variância σ nas bandas cromáticas. Valores estimados com a Equação 3.22. Os valores de $\hat{c}$ e σ estão em m^{-1} .

Banda Cromática Vermelho									
	$\sigma = 0$			$\sigma = 0,001$			$\sigma = 0,002$		
$c(m^{-1})$	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)
0.01	0.0100	60.00	100.00	0.0113	58.81	1.43	0.0121	57.61	0.66
0.09	0.0900	60.00	100.00	0.0933	57.60	19.00	0.0765	54.99	9.74
0.17	0.1700	60.00	100.00	0.1241	52.13	19.50	0.0946	50.49	10.81
0.25	0.2500	60.00	100.00	0.1255	47.54	17.11	0.0930	47.11	9.67
0.33	0.3300	60.00	100.00	0.1211	44.62	15.09	0.0847	44.67	7.96
0.41	0.4100	60.00	100.00	0.1088	42.43	12.82	0.0759	42.92	6.68
0.49	0.4900	60.00	100.00	0.0963	40.98	10.53	0.0685	41.88	5.71

Banda Cromática Verde									
$c(m^{-1})$	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)
0.01	0.0100	60.00	100.00	0.0117	58.88	1.51	0.0114	57.45	0.57
0.09	0.0900	60.00	100.00	0.0924	57.42	18.62	0.0765	54.92	9.66
0.17	0.1700	60.00	100.00	0.1236	52.23	19.67	0.0935	50.38	10.54
0.25	0.2500	60.00	100.00	0.1279	47.65	17.40	0.0922	46.99	9.52
0.33	0.3300	60.00	100.00	0.1203	44.58	15.00	0.0878	44.78	8.45
0.41	0.4100	60.00	100.00	0.1052	42.22	11.78	0.0766	43.27	7.16
0.49	0.4900	60.00	100.00	0.0972	40.97	10.83	0.0690	41.89	5.74

Banda Cromática Azul									
$c(m^{-1})$	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)
0.01	0.0100	60.00	100.00	0.0111	58.79	1.38	0.0113	57.45	0.58
0.09	0.0900	60.00	100.00	0.0930	57.63	18.91	0.0759	54.83	9.51
0.17	0.1700	60.00	100.00	0.1251	52.35	19.71	0.0957	50.65	10.85
0.25	0.2500	60.00	100.00	0.1277	47.87	17.75	0.0923	47.04	9.55
0.33	0.3300	60.00	100.00	0.1207	44.68	14.99	0.0858	44.63	8.10
0.41	0.4100	60.00	100.00	0.1069	42.39	12.59	0.0768	43.07	6.78
0.49	0.4900	60.00	100.00	0.0964	40.91	10.65	0.0688	41.84	5.71

As Tabelas 4.7 e 4.8 apresentam o comportamento do ajuste em relação a presença de ruído na cor e distância respectivamente. Como observado anteriormente, vemos um aumento no erro de estimação com o agravamento do ruído. Também percebemos, que assim como ao estimar o valor de c com a Equação 3.21, o ajuste com a Equação 3.22 não é prejudicado quando o ruído está presente no cálculo da distância. E a mesma estabilidade apresentada no ajuste usando a Equação 3.21 quando há ruído no cálculo da distância também ocorre para o ajuste com a Equação 3.22.

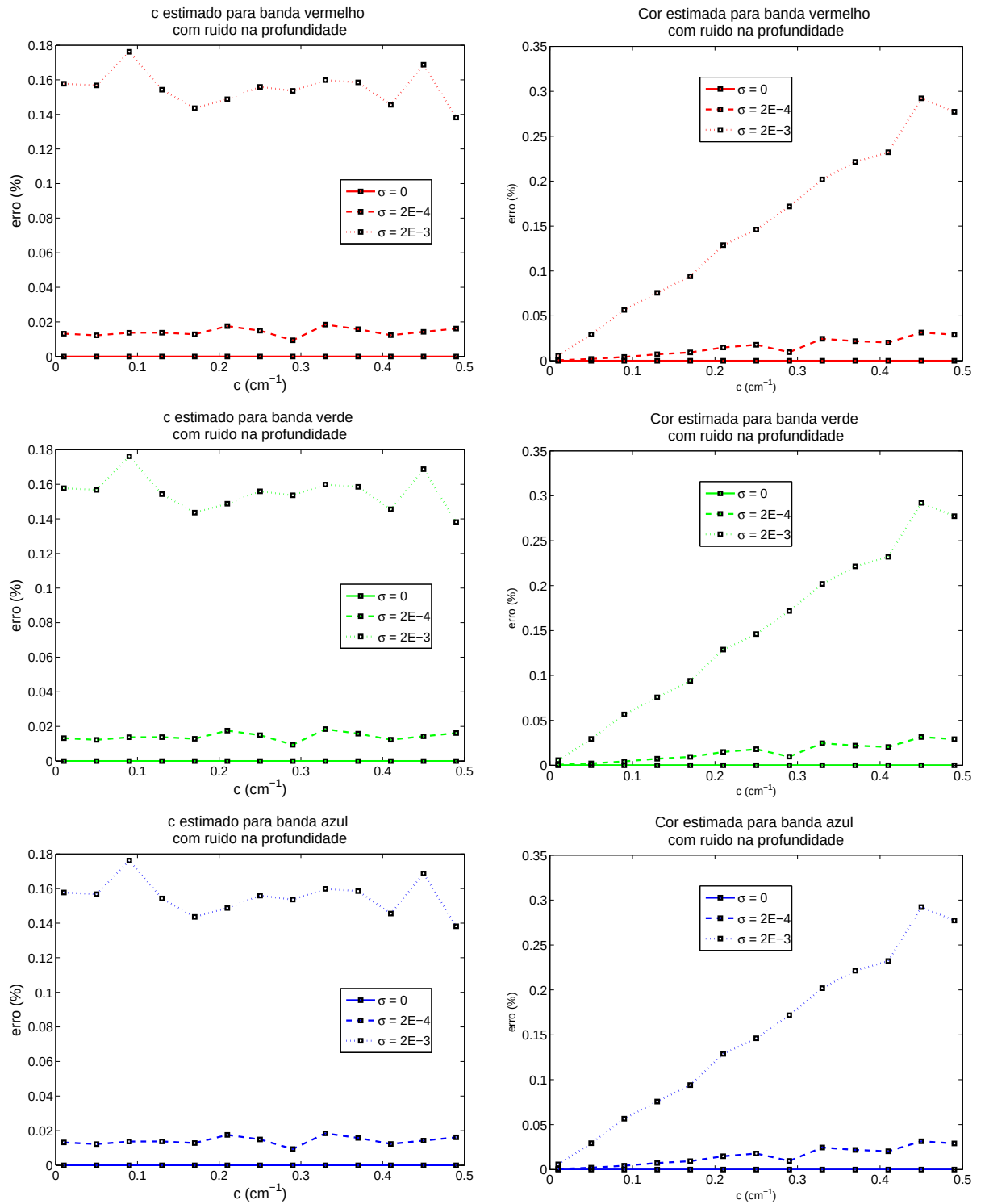


Figura 4.6. Resultados para cada banda cromática da simulação utilizando a Equação 3.22 com ruído na distância dos pixels. Os gráficos à esquerda apresentam o resultados para estimação do coeficiente de atenuação c . Nos gráficos à direita o valores para a estimação do valor de L . O eixo das ordenadas representa o erro da estimação do coeficiente de atenuação c e L que foram utilizados para gerar os dados da simulação.

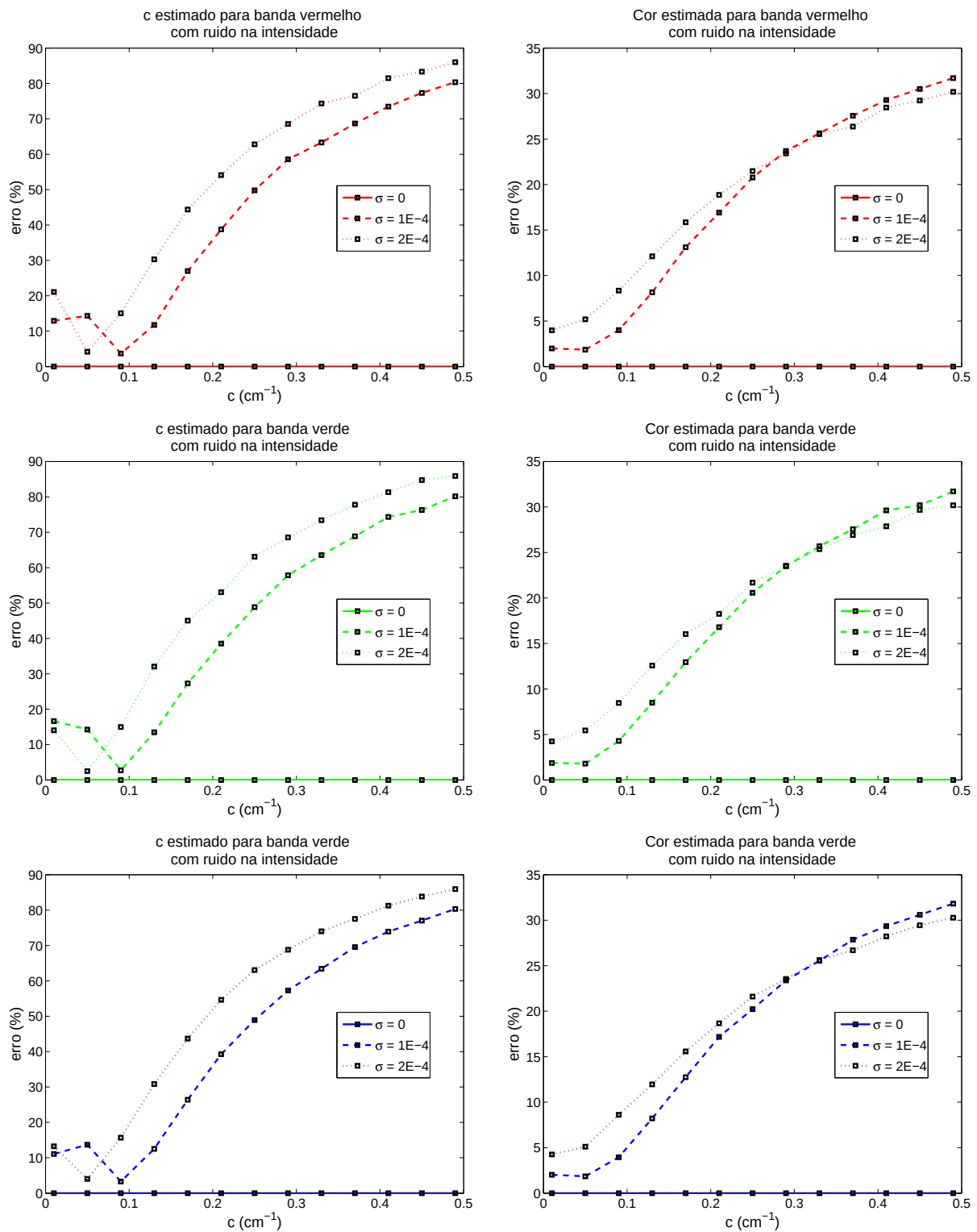


Figura 4.7. Resultados para cada banda cromática da simulação utilizando a Equação 3.22 com ruído na intensidade dos pixels. Os gráficos à esquerda apresentam o resultados para estimação do coeficiente de atenuação c . Nos gráficos à direita o valores para a estimação do valor de L . O eixo das ordenadas representa o erro da estimação do coeficiente de atenuação c e L que foram utilizados para gerar os dados da simulação.

Tabela 4.6. Resultados das simulações ao adicionar ruído gaussiano de média zero e variância σ aos valores da distancia entre os pontos no mundo e o centro óptico da câmera. Valores estimados com a Equação 3.22. Os valores de $\hat{c}$ e σ estão em m^{-1} .

Banda Cromática Vermelho									
	$\sigma = 0$			$\sigma = 0,002$			$\sigma = 0,02$		
$c(m^{-1})$	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)
0.01	0.0100	60.00	100.00	0.0100	60.00	99.98	0.0100	60.00	99.85
0.09	0.0900	60.00	100.00	0.0900	60.00	99.98	0.0898	59.97	99.85
0.17	0.1700	60.00	100.00	0.1700	59.99	99.98	0.1698	59.94	99.85
0.25	0.2500	60.00	100.00	0.2500	59.99	99.98	0.2496	59.91	99.85
0.33	0.3300	60.00	100.00	0.3299	59.99	99.98	0.3295	59.88	99.85
0.41	0.4100	60.00	100.00	0.4099	59.99	99.98	0.4094	59.86	99.85
0.49	0.4900	60.00	100.00	0.4899	59.98	99.98	0.4893	59.83	99.85
Banda Cromática Verde									
$c(m^{-1})$	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)
0.01	0.0100	60.00	100.00	0.0100	60.00	99.98	0.0100	60.00	99.85
0.09	0.0900	60.00	100.00	0.0900	60.00	99.98	0.0898	59.97	99.85
0.17	0.1700	60.00	100.00	0.1700	59.99	99.98	0.1698	59.94	99.85
0.25	0.2500	60.00	100.00	0.2500	59.99	99.98	0.2496	59.91	99.85
0.33	0.3300	60.00	100.00	0.3299	59.99	99.98	0.3295	59.88	99.85
0.41	0.4100	60.00	100.00	0.4099	59.99	99.98	0.4094	59.86	99.85
0.49	0.4900	60.00	100.00	0.4899	59.98	99.98	0.4893	59.83	99.85
Banda Cromática Azul									
$c(m^{-1})$	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)	$\hat{c}$	cor	R^2 (%)
0.01	0.0100	60.00	100.00	0.0100	60.00	99.98	0.0100	60.00	99.85
0.09	0.0900	60.00	100.00	0.0900	60.00	99.98	0.0898	59.97	99.85
0.17	0.1700	60.00	100.00	0.1700	59.99	99.98	0.1698	59.94	99.85
0.25	0.2500	60.00	100.00	0.2500	59.99	99.98	0.2496	59.91	99.85
0.33	0.3300	60.00	100.00	0.3299	59.99	99.98	0.3295	59.88	99.85
0.41	0.4100	60.00	100.00	0.4099	59.99	99.98	0.4094	59.86	99.85
0.49	0.4900	60.00	100.00	0.4899	59.98	99.98	0.4893	59.83	99.85

4.1.2 Simulação com cena 3D

Para simular apenas o efeitos subaquáticos, e não as estruturas tridimensionais também, optamos por fazer algumas simulações usando um cenário tridimensional. Para isso foi utilizado, com algumas modificações, o programa de *Ray tracing* de código aberto chamado *POV-Ray* [Persistence of Vision Raytracer Pty. Ltd, 2008]. Os métodos de *Ray tracing* calculam, fazendo o caminho contrário de um feixe de luz projetado, a intensidade que um determinado pixel deve ter. Assim para cada pixel no plano de visualização, um raio é lançado na cena e a intersecção entre esse raio e os objetos

Tabela 4.7. Simulações para valores de $c = 0,3$ com ruído gaussiano de média zero e variância σ nas bandas cromáticas. Valores estimados com a Equação 3.22. Os valores de $\hat{c}$ e σ estão em m^{-1} .

	Vermelho			Verde			Azul		
σ	$\hat{c}$	cor	R^2	$\hat{c}$	cor	R^2	$\hat{c}$	cor	R^2
0.0001	0.2440	52.13	52.91	0.2422	51.94	52.84	0.2432	52.05	53.02
0.0006	0.1510	46.34	22.63	0.1498	46.25	22.23	0.1530	46.49	23.17
0.0011	0.1164	45.47	14.48	0.1191	45.62	14.45	0.1176	45.52	14.62
0.0016	0.0999	45.39	10.85	0.0989	45.42	10.71	0.1005	45.57	10.93
0.0021	0.0878	45.59	8.52	0.0871	45.60	8.30	0.0896	45.61	8.53
0.0026	0.0803	45.90	7.17	0.0770	45.55	6.54	0.0788	45.84	6.93

Tabela 4.8. Simulações para valores de $c = 0,3$ com ruído gaussiano de média zero e variância σ nas distancias entre os pontos no mundo e as cameras. Valores estimados com a Equação 3.22. Os valores de $\hat{c}$ e σ estão em m^{-1} .

	Vermelho			Verde			Azul		
σ	$\hat{c}$	cor	R^2	$\hat{c}$	cor	R^2	$\hat{c}$	cor	R^2
0.0001	0.3000	60.00	100.00	0.3000	60.00	100.00	0.3000	60.00	100.00
0.0006	0.3000	60.00	100.00	0.3000	60.00	100.00	0.3000	60.00	100.00
0.0011	0.3000	59.99	99.99	0.3000	59.99	99.99	0.3000	59.99	99.99
0.0016	0.3000	59.99	99.99	0.3000	59.99	99.99	0.3000	59.99	99.99
0.0021	0.2999	59.99	99.98	0.2999	59.99	99.98	0.2999	59.99	99.98
0.0026	0.2999	59.99	99.98	0.2999	59.99	99.98	0.2999	59.99	99.98

determinará a cor e intensidade desse pixel.

Para simular uma cena subaquática, foi realizado um pós-processamento na imagem gerada pelo POV-Ray de forma que o valor $\bar{I}$, com os efeitos subaquáticos, do pixel na posição (x, y) é calculado da forma:

$$\bar{I}_b(x, y) = I_b(x, y)e^{-cd} + B_\infty(1 - e^{-cd}) \quad (4.1)$$

onde $I_b(x, y)$ é a intensidade da banda b do pixel gerado pelo POV-Ray, d a distância do ponto da cena projetado no pixel (x, y) até o centro de projeção, que é calculada internamente pelo programa, e c e B_∞ são valores definidos *a priori* para simular as condições de turbidez embaixo d'água.

A captura de um sistema de visão estéreo é simulada gerando duas imagens da mesma cena com uma câmera virtual em posições diferentes. Nas simulações realizadas foi utilizada uma câmera virtual com projeção em perspectiva, ângulo de abertura de 85 graus e razão de aspecto 4:3 (equivalente a monitores VGA e televisores SDTV, NTSC, PAL, PAL2 e SECAM). A Figura 4.8 mostra a cena utilizada nas simulações.

Para obter a correspondência entre os pixels das imagens geradas pelas câmeras

virtuais, utilizamos o algoritmo de estéreo presente no trabalho [Kolmogorov & Zabih, 2002] e também utilizado por [Queiroz-Neto, 2005]. A escolha por esse algoritmo deve-se à qualidade dos mapas de disparidade gerados para sistemas de estéreo densos. Na Figura 4.9 podemos ver os mapa de disparidade obtido.

A Tabela 4.9 mostra os resultados obtidos para simulações de cenas subaquáticas com valores de $c = \{0,01; 0,03; 0,07\} \text{ m}^{-1}$. Nesta simulação optamos em avaliar somente a técnica de estimação do valor de c por meio da Equação 3.21. Os valores escolhidos para c foram utilizados para simular uma tênue, baixa e uma alta turbidez. Note que $c = 0,07 \text{ m}^{-1}$, não é uma turbidez alta para pequenas distâncias, contudo, para o cenário utilizado, no qual o objeto mais distante encontra-se a 70 metros das câmeras, esse é um valor alto. Percebemos que, com exceção do cenário onde $c = 0,01$

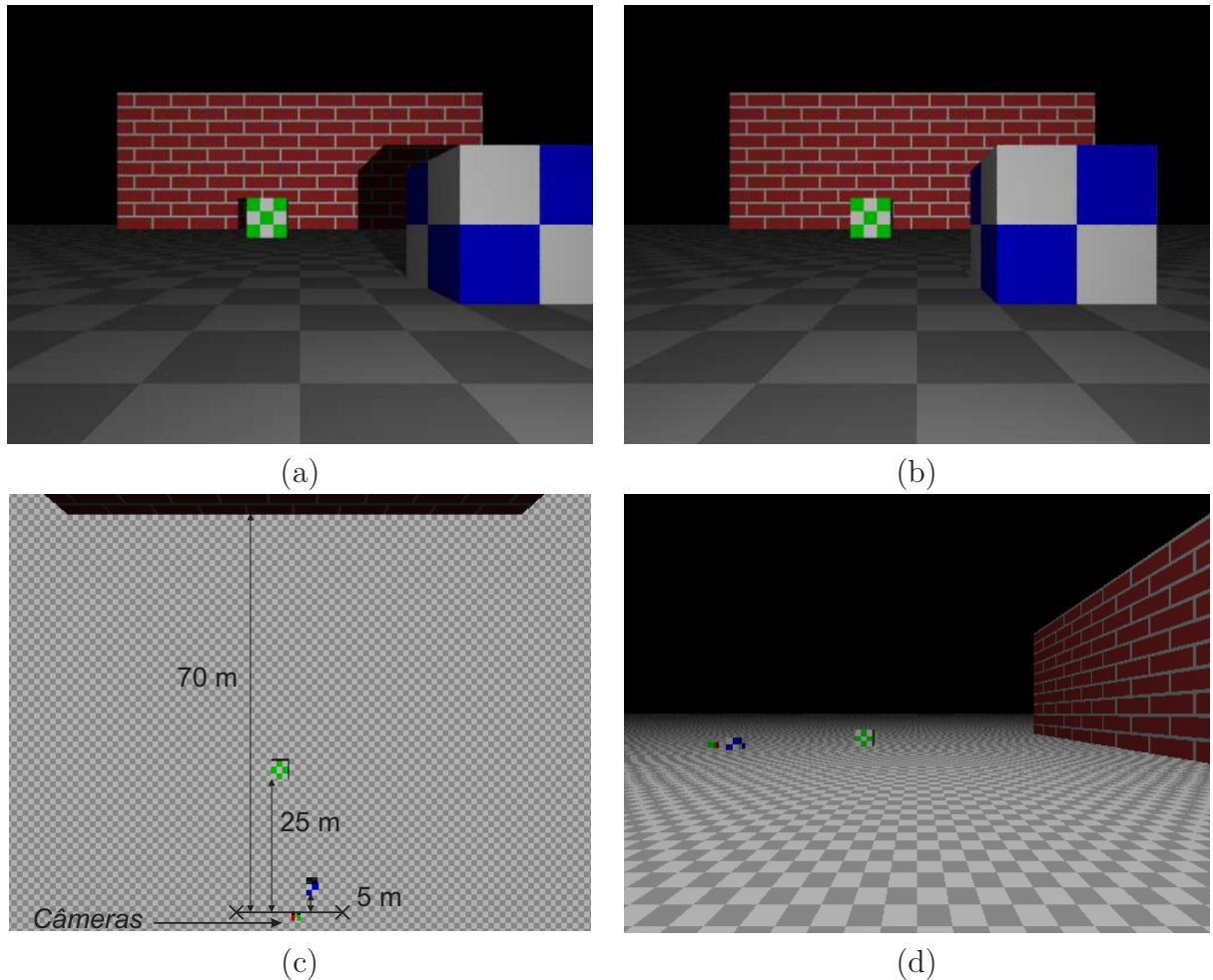


Figura 4.8. Cena 3D criada para simulação utilizando Ray Tracing. (a) Imagem da câmera virtual a esquerda; (b) Imagem da câmera virtual a direita; (c) Imagem de cima da cena, mostrando as distâncias entre os objetos e câmeras; (d) Imagem de perfil da cena.

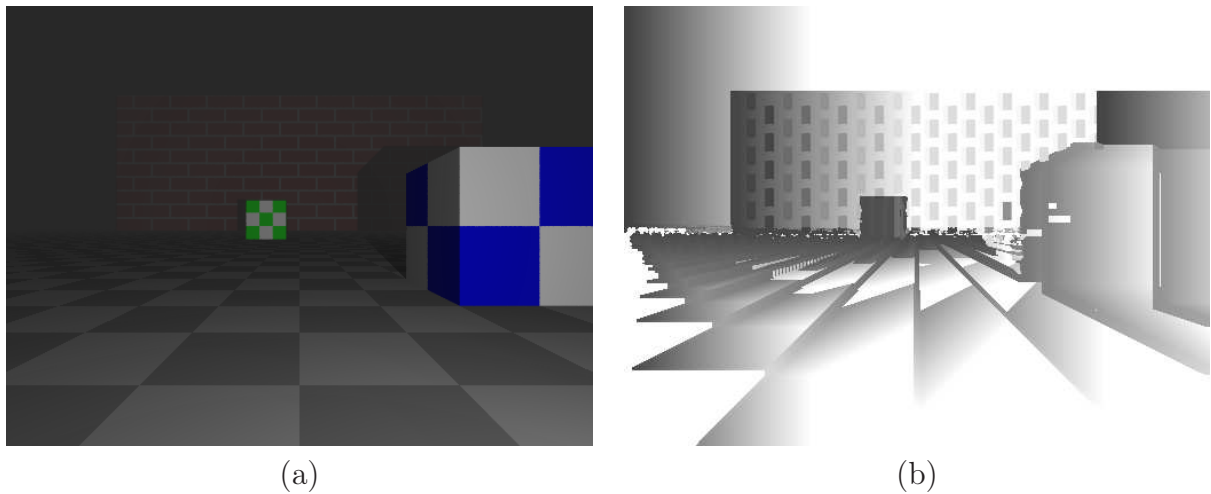


Figura 4.9. Para obter a correspondência entre os pixels das imagens esquerda e direita, foi utilizado um algoritmo de estéreo para calcular a disparidade entre os pixels. (a) Imagem simulada pela câmera virtual a esquerda e o mapa de disparidade (b) calculado pelo algoritmo de estéreo.

m^{-1} , a metodologia obteve valores muito próximos dos utilizados para gerar as imagens.

Tabela 4.9. Comparação entre o valor c utilizado para gerar a cena sintética e o valor $\hat{c}$ estimado pelo método.

	Simulação 1			Simulação 2			Simulação 3		
	B_∞	c	$\hat{c}$	B_∞	c	$\hat{c}$	B_∞	c	$\hat{c}$
vermelho	40	0,01	0.0	40	0,03	0,0395	40	0,07	0,0704
verde	40	0,01	0.0	40	0,03	0,0399	40	0,07	0,0704
azul	40	0,01	0.0	40	0,03	0,0352	40	0,07	0,0705

Diferente das simulações descritas na Seção 4.1.1, não é inserido qualquer tipo de ruído nas imagens. Ainda assim os valores estimados para c apresentam erros de até 30%. Podemos também observar erros grosseiros na estimativa quando $c = 0,01 \text{ m}^{-1}$. Esses erros, devem-se ao erro presente na correspondência entre os pixels. Como observado nas simulações da Seção 4.1.1, a metodologia é muito sensível aos valores das intensidades correspondentes. Podemos ver claramente na Figura 4.9 os erros de correspondências. Contudo, ainda foi possível obter valores bons o suficiente para obter uma boa restauração da imagem. A Figura 4.10 mostra as imagens, para uma das cameras, com os efeitos subaquáticos simulados e suas respectivas restaurações. Objetos distantes, como o muro, praticamente ocultos, reaparecem após a restauração. Mesmo para cenários com alta turbidez, $c = 0,07 \text{ m}^{-1}$, apesar do erro na estimação, ainda é possível obter bons resultados de restauração.

A Figura 4.10 também mostra algumas limitações do processo de restauração.

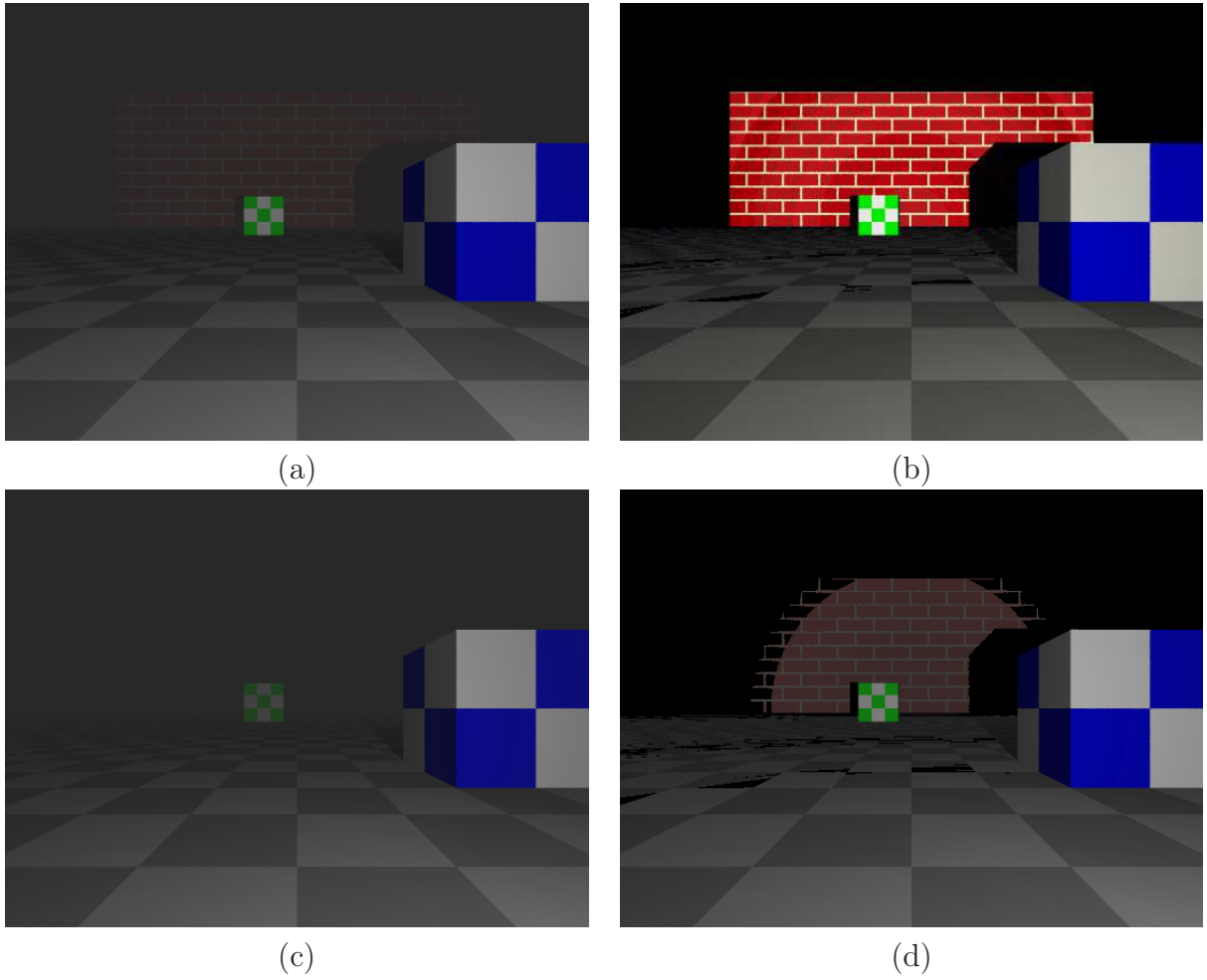


Figura 4.10. Imagens sintéticas de simulações para baixa ($c = 0,03$) e alta turbidez ($c = 0,07$) (a,c) e suas respectivas restaurações (b,d). Objetos antes ocultos surgem após a restauração das imagens.

Podemos ver que na imagem restaurada para a cena simulada com alta turbidez, $c = 0,07 \text{ m}^{-1}$, não se obtém uma nitidez semelhante a cena onde o valor de c na simulação foi 0.03 m^{-1} . Nesse caso, chegamos ao ponto de não possuir mais um sinal completo para restaurar. As bordas do muro na cena com alta turbidez estão ausentes devido à degradação da informação de cor causado pelo efeito de atenuação.

4.1.2.1 Casos Degenerados

Além dos problemas causados por erros nos algoritmos de correspondências e reconstrução ou ruídos no processo de aquisição, existem dois casos que deterioram significativamente a precisão do valor estimado para c . Esses casos são definidos neste trabalho como casos degenerados. O primeiro ocorre quando a distância de um ponto no mundo é a mesma para ambas as câmeras. Nesse caso, a Equação 3.21 fica como:

$$\ln(I_2 - B_\infty) - \ln(I_1 - B_\infty) = 0. \quad (4.2)$$

Em um cenário ideal, a diferença dada pela Equação 4.2 seria igual a zero. Porém, nem sempre isso ocorre, uma vez que a correspondência e a reconstrução 3D podem não ser perfeitas.

O segundo caso degenerado ocorre quando a radiância do meio B_∞ é maior que a radiância do ponto. Dessa forma, o cálculo dos valores $\ln(I_1 - B_\infty)$ e $\ln(I_2 - B_\infty)$ resulta em números complexos, uma vez que ou $I_1 - B_\infty < 0$ ou $I_2 - B_\infty < 0$. Para o caso, no qual o resultado da diferença entre a radiância do meio e do ponto é igual a zero, também é definido como caso degenerado, pois o logaritmo é igual a $-\infty$.

Todos os casos degenerados são identificados no momento do ajuste e excluídos do conjunto de dados. Assim, cenas com grande número de casos degenerados apresentam poucos pontos para o ajuste. Isso pode gerar erros na estimativa do valor de c , caso os dados disponíveis apresentem pouca precisão.

4.2 Experimentos com Cenas Reais



Figura 4.11. Objetos utilizados nos experimentos. Foram utilizados objetos de geometria simplificada e cores variadas. Na imagem podem ser vistos os objetos utilizados para a montagem das cenas e os usados na calibração do setup.

Nos experimentos de cenas reais foi utilizado um conjunto de objetos de geometria simples. Esses objetos foram completamente imersos em 320 litros de água em um

aquário com dimensões 168 x 47 x 45 cm. A Figura 4.11 mostra os objetos utilizados nos experimentos e na Figura 4.12 podemos ver o aquário utilizado.

O sistema de visão estéreo utilizado foi composto por duas câmeras do tipo Dragon Fly [Point Grey Research, 2008], com distância focal de 8 mm, resolução de 640x480 e velocidade de 30 quadros por segundo. Elas foram geometricamente calibradas e separadas por 33 cm, numa disposição fronto-paralela. O valor de 33 cm para a *Baseline* foi propositalmente escolhido. Esse era o maior valor possível para a *Baseline*, e sua escolha deve-se a necessidade de criar um sistema no qual o houvesse uma significativa diferença entre a distância de um ponto na mundo e as câmeras. O *Setup* do sistema é mostrado na Figura 4.12.



Figura 4.12. Setup experimental para cenas reais. Foram utilizados um aquário possui dimensões de 168 x 47 x 45 cm e duas câmeras Dragon Fly geometricamente calibradas separadas de 33 cm em disposição fronto-paralela.

Devido às restrições do modelo físico utilizado, como homogeneidade da iluminação no meio, todos os experimentos foram realizados à noite e tiveram como única fonte de iluminação quatro pares de lâmpadas fluorescentes.

Para gerar diferentes graus de turbidez, optamos em utilizar chá verde dissolvido em água. A vantagem em utilizar o chá verde é a homogeneidade produzida. A utilização de chá em geral para aumentar turbidez da água é um procedimento comumente utilizado na comunidade de pesquisas de recursos hidráulicos para calibração de instrumentos como turbidímetros.

O procedimento experimental, consistiu em primeiro calibrar as câmeras para realizar o alinhamento das imagens (também chamado de retificação), estimar a cor-

respondência entre os pontos das imagens das duas câmeras, calcular a estrutura tridimensional da cena, estimar os parâmetros do modelo de propagação e finalmente restaurar as imagens. Cada uma dessas etapas são descritas em detalhes nas seções seguintes.

4.2.1 Calibração Geométrica das Câmeras

O mapa de profundidade da cena é calculado através da triangulação dos pontos projetados nas imagens das duas câmeras. Para realizar essa triangulação é necessário calcular os parâmetros intrínsecos e extrínsecos das câmeras. O procedimento de calcular esses parâmetros compõem a calibração geométrica das câmeras.

A calibração geométrica das câmeras foi realizada utilizando o *ToolBox* de calibração para Matlab implementado por Bouguet [1999]. O processo de calibração consiste em adquirir duas ou mais imagens de um alvo plano branco, com quadrados negros de espaçamento e dimensões conhecidos. Na figura 4.13 podemos ver o alvo utilizado nos experimentos: os quadrados pretos medem 11x7 mm, e seu espaçamento é de 25 mm. A captura pelas duas câmeras deve ser simultânea e todo o alvo deve ser visível as duas câmeras. O erro de calibração encontrado nos experimentos foi menor ou igual a 0,6 pixel. Esse erro é estimado reprojetoando os pontos que se encontram nas extremidades do alvo no plano de projeção.

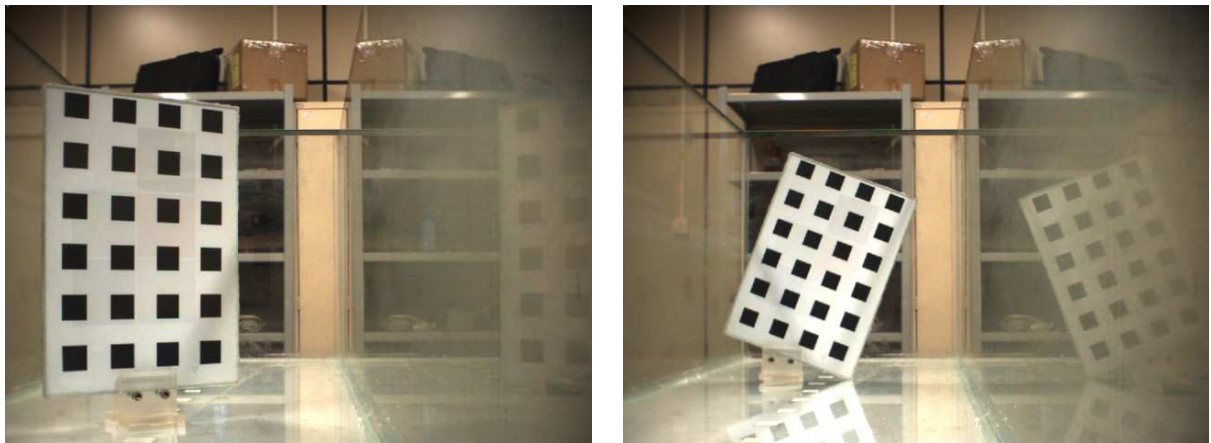


Figura 4.13. Alvo utilizado na calibração geométrica dos experimentos. O alvo é capturado em posições distintas e essas imagens utilizadas no processo de calibração. Os quadrados pretos medem 11x7 mm, e seu espaçamento é de 25 mm.

Para cada experimento realizado, uma calibração geométrica separada foi feita. Assim, os parâmetros intrínsecos e extrínsecos das câmeras foram calculados para cenários com água e água com chá verde dissolvido.

4.2.2 Algoritmo de Estéreo

O algoritmo de estéreo utilizado neste trabalho é apresentado em [Kolmogorov & Zabih, 2002]. Sua escolha deve-se à qualidade dos mapas de disparidades gerados para sistemas de estéreo densos, ou seja, sistemas de estéreo nos quais é estimada a disparidade de todos os pontos visíveis nas imagens capturadas. Um estudo comparativo entre sistemas de estéreo denso é apresentado em [Scharstein et al., 2001] tendo o algoritmo proposto por Kolmogorov & Zabih encabeçando o lista de qualidade para mapas de disparidade.

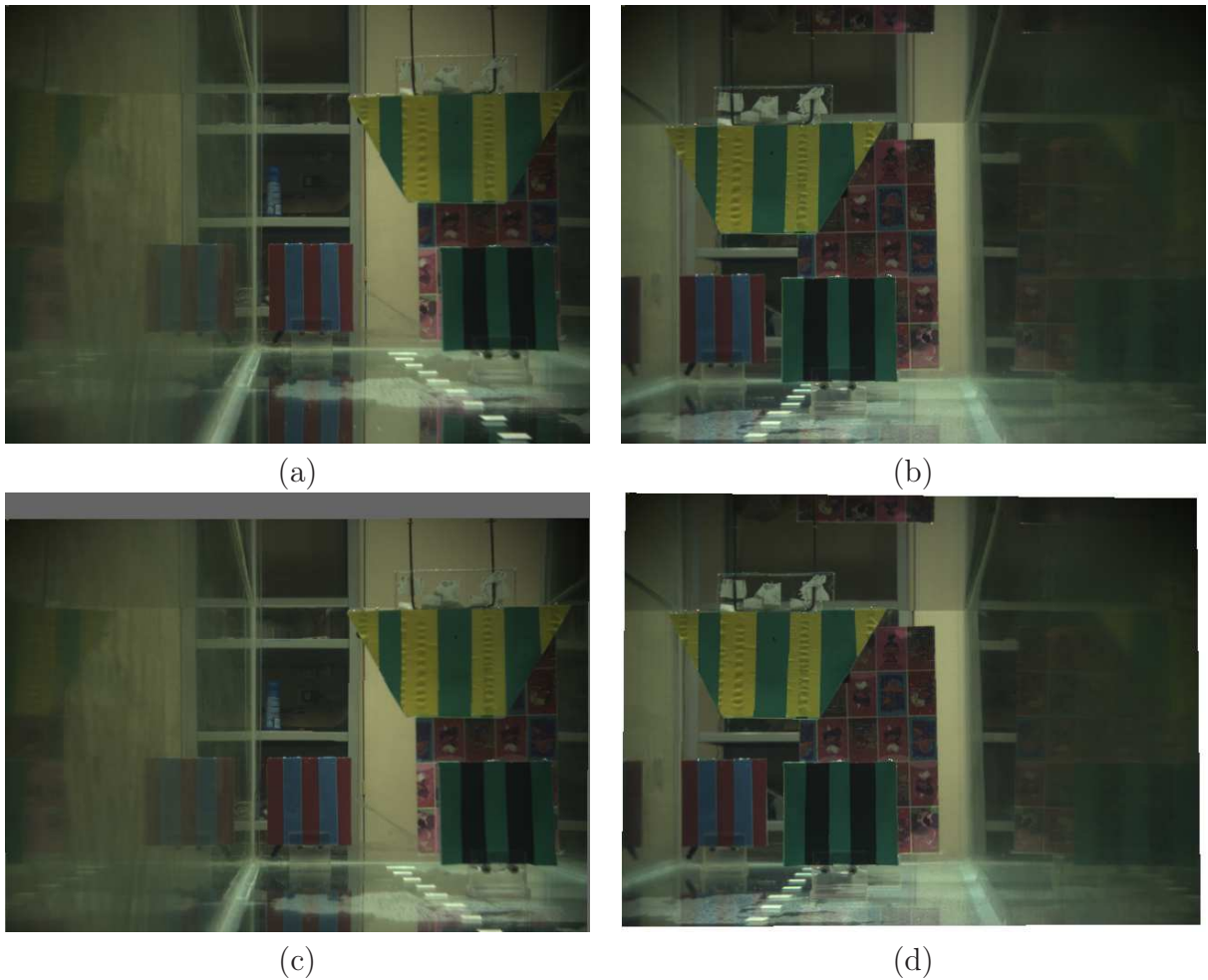


Figura 4.14. Ao retificar um par de imagens estéreo é possível diminuir o espaço de busca pela disparidade em uma dimensão. As imagens (a) e (b) foram obtidos usando duas câmeras dispostas fronto-paralelamente. Suas imagens retificadas são mostradas em (c) e (d) respectivamente. Perceba a diferença do alinhamento dos objetos entre as imagens que estão uma ao lado da outra.

A proposta de Kolmogorov & Zabih é utilizar minimização de energia via corte de grafos para encontrar a correspondência dos pixels entre as imagens. Um funcional de energia é definido com restrições de suavidade espacial e descontinuidades de forma

a estabelecer um conjunto de valores discretos que compõem as disparidades para uma cena. Esse funcional é representado como um grafo e sua minimização é realizada utilizando um algoritmo de corte de grafos especial para aplicações de minimização de energia em visão computacional [Queiroz-Neto, 2005; Kolmogorov & Zabih, 2002].

As imagens utilizadas pelo algoritmo devem receber um pre-processamento chamado *Retificação*. A retificação de um par de imagens de um sistema estéreo consiste em alinhar as linhas epipolares¹ das imagens utilizando translações e rotações com relação às suas posições originais. A retificação reduz em uma dimensão o espaço de busca de correspondência. Para realizar a retificação das imagens foi utilizado o método apresentado em [Fusiello et al., 2000]. A Figura 4.14 mostra uma imagem e o resultado de sua retificação.

4.2.3 Métricas de avaliação

Para avaliar a metodologia nos experimentos com cena reais, optamos, além da avaliação visual e qualitativa dos resultados, por mais duas métricas quantitativas. Escolhemos uma outra técnica para estimar o valor de c e primeiro comparamos os valores obtidos com nossa metodologia. Depois, avaliamos o ganho alcançado no contraste das imagens recuperadas com o valor estimado usando nossa técnica.

4.2.3.1 Comparação com valores de c estimados por uma abordagem manual

A abordagem manual para estimar o valor do coeficiente de atenuação total é inspirada no procedimento utilizado em [Queiroz-Neto, 2005] para encontrar os parâmetros do modelo utilizado naquele trabalho. Considere a equação:

$$I(d) = L(d)e^{-cd} + B_{\infty}(1 - e^{-cd}), \quad (4.3)$$

O procedimento consiste em aproximar o valor de $L = 0$ utilizando um alvo preto. Dessa forma a Equação 4.3 pode ser reescrita como:

$$\ln \left(\frac{1 - I(d)}{B_{\infty}} \right) = -cd. \quad (4.4)$$

Com o alvo preto imerso no líquido, capturamos n imagens para um conjunto de distâncias escolhidas $D = \{d_1, \dots, d_n\}$. Para cada uma dessas imagens utilizamos a intensidade média da superfície do alvo para representar os valores de $I = \{I_1, \dots, I_n\}$ observados pela camera. O valor de c é dado pelo coeficiente angular da reta ajustada

¹A linha epipolar de uma imagem é a definida como a intersecção do plano de imagem com o plano que contém o ponto 3D procurado e o centro de projeção das cameras que compõe o sistema estéreo.

aos pontos $(x = D, y = I)$. O valor de B_∞ , assim como em [Queiroz-Neto, 2005], é obtido com a irradiância da maior distância em espessura d'água da cena, na qual não há mudança significativa na intensidade percebida pelo sensor quando aumento da distância. Diferente do realizado em [Queiroz-Neto, 2005], não há refinamento dos parâmetros obtidos, ou seja, o valor final utilizado é o mesmo obtido pelo ajuste da reta não havendo qualquer outro cálculo após sua estimação.

4.2.3.2 Cálculo do contraste após a restauração das imagens

Para verificar o ganho no aumento do contraste nas imagens após sua restauração utilizando os valores estimados para c , calcula-se seu contraste antes e depois da restauração. O cálculo do contraste para uma image I de dimensões $w \times h$ é definido como [Schechner & Karpel, 2004]:

$$C(I) = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_v = 1^N \sum_{\chi=r,g,b} (I_v^\chi - \bar{I}^\chi)^2}}{\sum_{\chi=r,g,b} \bar{I}^\chi} \quad (4.5)$$

onde χ é o índice do canal de cor (vermelho, verde e azul), $N = w \times h$ e

$$\bar{I}^\chi = \frac{1}{N} \sum_{v=1}^N I_v^\chi \quad (4.6)$$

Comparamos o ganho de contraste obtido com uma técnica tradicional de processamento digital de imagens chamada de equalização de histograma. Essa técnica consiste em realizar um mapeamento para os tons de cinza para que a imagem final possua um histograma uniforme, ou seja, com os níveis de cinza aparecendo na imagem com a mesma frequência.

4.2.4 Resultados na estimação do parâmetro de atenuação c

A primeira etapa da avaliação foi comparar os valores estimados para c por meio da Equação 3.21 com aqueles obtidos usando a abordagem manual, descrita anteriormente. A Tabela 4.10 mostra os valores estimados pela nossa metodologia e pela abordagem manual. Observamos que entre a turbidez baixa e alta há uma diferença significativa entre os valores, não ocorrendo o mesmo para a turbidez média. No caso da baixa turbidez, essa diferença pode ser explicada pela pequena diferença entre valores observados pelas câmeras para pontos correspondentes, neste caso temos $\bar{I}_2 - \bar{I}_1 = 0$, que é tratado como um caso degenerado e não é considerado no ajuste da reta. Já para o experimento com alta turbidez, sendo o valor da intensidade muito menor que o valor de B_∞ (devido à sua atenuação), alguns pontos têm os valores $I_1 - B_\infty < 0$ ou

$I_2 - B_\infty < 0$, que também é tratado como um caso degenerado e não é considerado no ajuste da reta.

Para a turbidez média vemos valores estimados muito próximos em ambas as abordagens, isso deve-se a menor ocorrência de casos degenerados ao contrário do que acontece em ambientes pouco ou muito turvos.

Tabela 4.10. Valores estimados para o coeficiente de atenuação total. O valor $\hat{c}_{manual}$ foi estimado pela abordagem manual e o de $\hat{c}_{auto}$ pelo método automático.

Experimento	$\hat{c}_{manual} (cm^{-1})$	$\hat{c}_{auto} (cm^{-1})$
Água (320 litros)	0,0173	0,0097
Água (320 litros) + 70g chá dissolvidos	0,0184	0,0119
Água (320 litros) + 110g chá dissolvidos	0,0215	0,0221

4.2.5 Resultados na restauração das imagens

Nesta seção descrevemos os resultados da restauração das imagens subaquáticas utilizando os valores de $\hat{c}_{auto}$ presentes na Tabela 4.10 e também avaliamos a qualidade da estimativa obtido com a Equação 3.22.

Utilizando a Equação 4.5, foi calculado o contraste $C(I)$ da imagem capturada sem qualquer processamento para melhorar a sua qualidade, o contraste $C(\hat{I})$ de sua versão após a restauração com a metodologia proposta e com equalização de histograma $C(\hat{I}_{hist})$. Esse procedimento foi realizado para três níveis de turbidez. As cenas em cada experimento foram cuidadosamente construídas de forma que as posições dos alvos são conhecidas *a priori*. As distâncias de cada alvo até a câmera são informadas nas tabelas com os resultados do cálculo do contraste. Em todos os experimentos, o cálculo de c foi realizada para as imagens em tons de cinza. Uma vez que a coluna de água usada nos experimentos não é suficiente para causar significativa diferença entre as bandas cromáticas.

Nos experimentos de média e alta turbidez, além de avaliarmos a metodologia com a Equação 3.21, também é avaliada a qualidade dos ajustes obtidos usando a Equação 3.22. Nesses experimentos foi montada uma cena com um alvo cuja superfície é homogênea em cor, ou seja, toda sua superfície possui apenas uma cor, no caso verde (Figura 4.15). O alvo foi segmentado manualmente e as distâncias de cada pixel são calculadas utilizando o sistema de visão estéreo descrito anteriormente. Dessa forma são capturadas duas imagens da cena, mas apenas uma utilizada, uma vez que o processo de estimação do parâmetro c , utilizando a Equação 3.22, requer a distância e o valor

da radiância observada para cada pixel. A Figura 4.15 mostra as duas imagens da cena utilizada nesses experimentos para uma turbidez média.

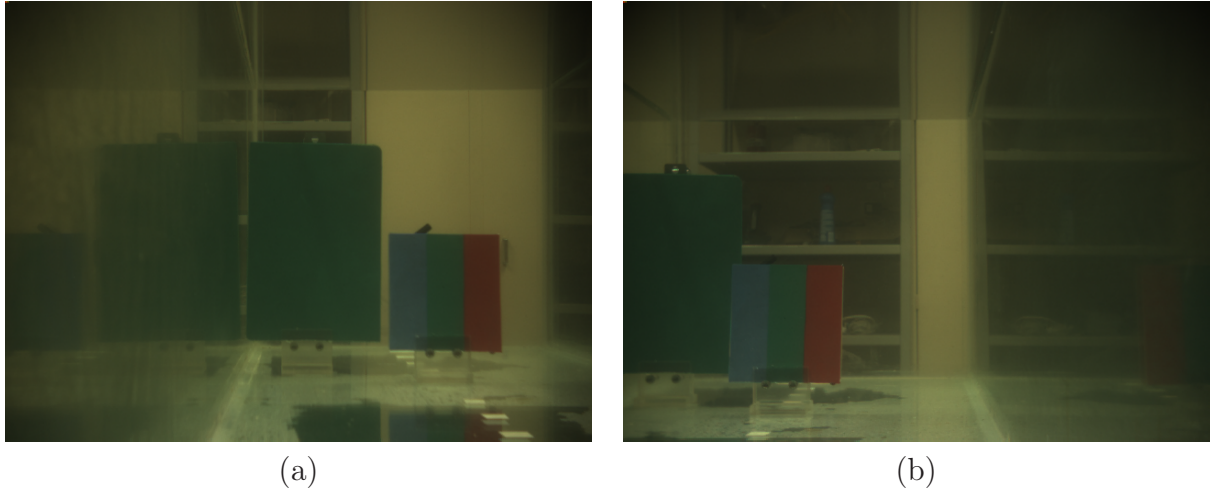


Figura 4.15. As imagens, sem retificação, obtidas com a câmera à esquerda (a) e direita (b) para turbidez média da cena utilizada nos experimentos com a Equação 3.22.

Optamos em não realizarmos os experimentos de baixo turbidez com a Equação 3.22. Uma vez que a diferença entre os pixels vizinhos na superfície do objeto e as distâncias para baixo turbidez são pequenas, é de fácil conclusão que é inadequado a utilização dessa equação para estimar o valor do parâmetro c ou da cor da superfície.

4.2.5.1 Baixa Turbidez

No primeiro experimento com cena real foi utilizado 320 litros de água pura. As imagens, retificadas, adquiridas nesse experimentos são mostradas na Figura 4.16. Podemos perceber dois graves problemas para a etapa de correspondência nessas imagens. Os vidros e os efeitos da água, criam reflexos dos objetos nas paredes do aquário. As cores também não são fidedignas. Elas apresentam um tom esverdeado causado também pela água e pelo vidro das paredes do aquário.

Utilizando os valores estimados para c na restauração da imagem da esquerda, podemos perceber uma sensível melhora no contraste. A Tabela 4.11 apresenta os valores dos contrastes antes e depois da restauração. A Figura 4.17 mostra o resultado visual das restaurações. Na restauração, utilizamos o mapa de profundidade calculado na reconstrução e também a distância média. A razão para o uso da distância média na restauração deve-se ao fato de que mesmo algumas vezes sendo possível utilizar o mapa de profundidade para estimar c , seus valores podem não ser apropriados para a



Figura 4.16. As imagens, retificadas, obtidas com a câmera à esquerda (a) e direita (b) para baixa turbidez já apresentam problemas para a etapa de correspondência. Reflexos e um tom esverdeado devem-se ao vidro de aquário e efeitos da água.

restauração. Nos experimentos com níveis de turbidez mais altos podemos perceber facilmente esse fato.

Nota-se pela Tabela 4.11, assim como que será observado também nas Tabelas 4.12 e 4.14, que o ganho no aumento do contraste é maior quando utilizado a equalização histogramica. Isso deve-se principalmente à natureza de uma abordagem com equalização histogramica. Tais abordagens são concebidas de forma a aumentarem o contraste da imagem, ou seja, o algoritmo é construído de tal forma a obter o maior contraste possível da imagem. Esse não é o caso das metodologias propostas neste trabalho. O que as metodologias propostas neste trabalho tentam é obter o valor da intensidade de um pixel mais próximo possível de um ambiente com o meio transparente, como o ar por exemplo.

Tabela 4.11. Resultados para experimentos com turbidez baixa (água pura). O contraste da imagem capturada $C(I)$ e sua versão após a restauração com a metodologia proposta $C(\hat{I})$ são comparados com o resultados alcançados com equalização de histograma $C(\hat{I}_{hist})$.

Distância (cm)	$C(I)$ (%)	$C(\hat{I})$ (%)	$C(\hat{I}_{hist})$ (%)
110	23,67	31,15	23,45
120	26,36	44,42	60,96
140	16,07	46,67	43,47
160	17,30	23,26	30,63

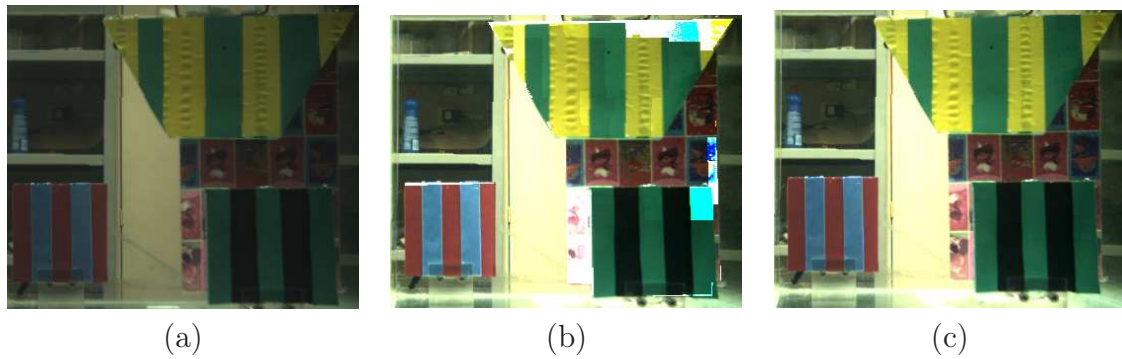


Figura 4.17. Restauração das imagens subaquáticas para o experimento com baixa turbidez (em água pura). Imagem adquirida (a) sua restauração utilizando mapa de profundidade (b) e sua restauração usando a distância média da cena (c).

4.2.5.2 Turbidez média

Para criar uma turbidez média, dissolvemos 70 gramas de chá verde a 320 litros de água (Figuras 4.18 e 4.20). Os mesmos problemas já mencionados para a baixa turbidez, estão presentes novamente. Sendo alguns deles agravados pela solução de chá verde. O tom de verde aumenta, assim como a diminuição no contraste das imagens.

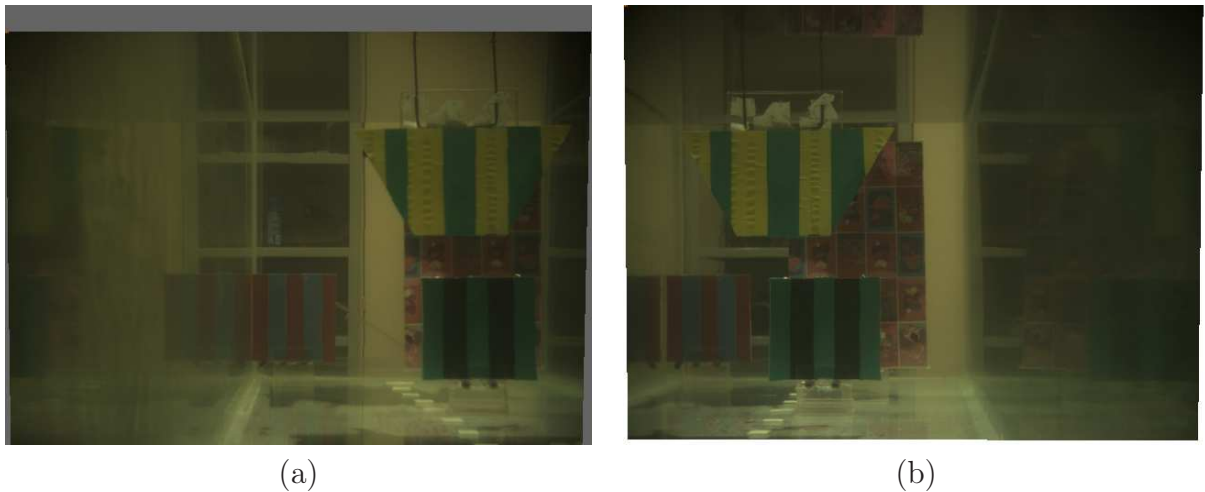


Figura 4.18. As imagens, retificadas, obtidas com a câmera à esquerda (a) e direita (b) para turbidez média. Os reflexos dos objetos nas paredes do aquário devem-se ao vidro de aquário e efeitos da água. O acentuado tom esverdeado é causado pela solução 70 gramas de chá verde aos 320 litros de água. Imagens utilizadas nos experimentos com a Equação 3.21.

A Tabela 4.12 e a Figura 4.19 mostram os resultados no aumento do contraste e restauração das imagens respectivamente, ao utilizar a Equação 3.21 para estimar o valor de c . Nesse experimento podemos perceber claramente o resultado da restauração

Tabela 4.12. Resultados para experimentos com turbidez média (70g de chá verde dissolvidos em 320 litros de água). O contraste da imagem capturada $C(I)$ e sua versão após a restauração com a metodologia proposta $C(\hat{I})$ são comparados com o resultados alcançados com equalização de histograma $C(\hat{I}_{hist})$.

Distância (cm)	$C(I)$ (%)	$C(\hat{I})$ (%)	$C(\hat{I}_{hist})$ (%)
110	17,47	25,28	24,25
120	14,00	26,09	59,99
140	14,28	31,87	45,86
160	7,42	10,63	18,92

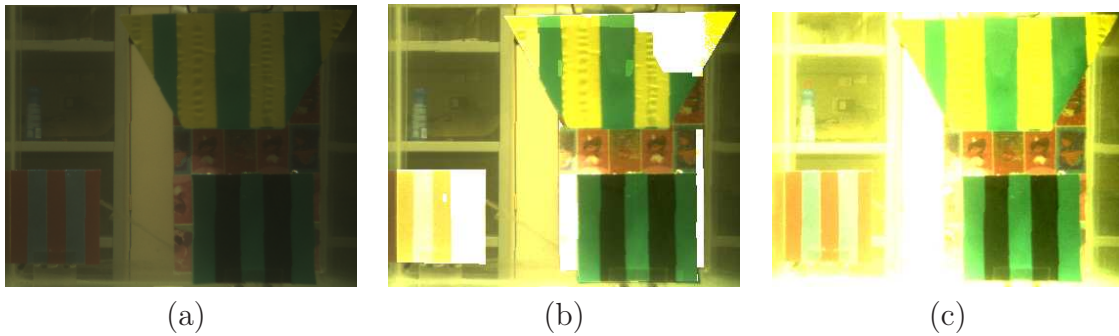


Figura 4.19. Restauração das imagens subaquáticas para o experimento com turbidez média (70g de chá verde dissolvidos em 320l de água). Imagem adquirida (a) sua restauração utilizando mapa de profundidade (b) e sua restauração usando a distância média da cena (c).

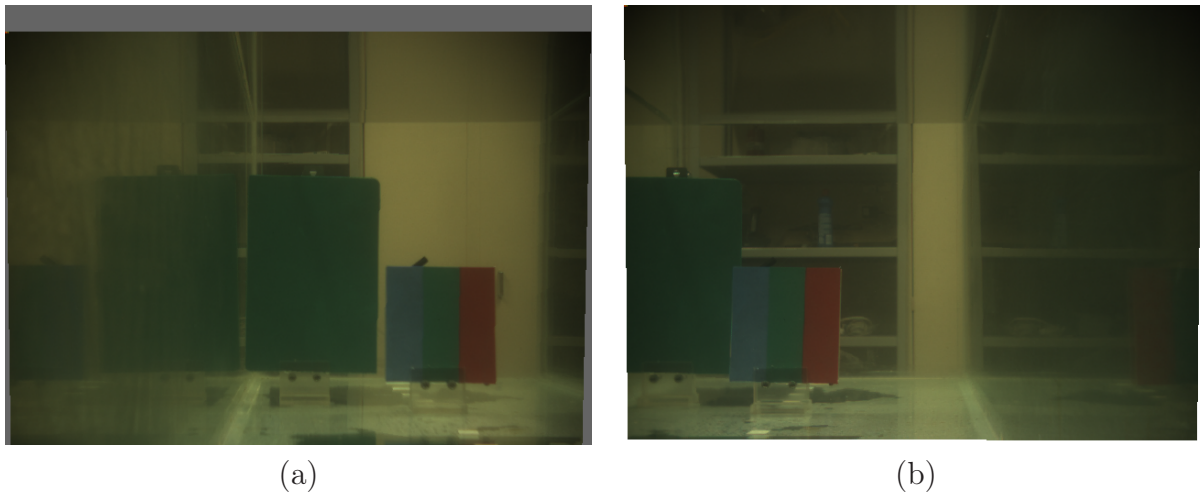


Figura 4.20. As imagens, retificadas, obtidas com a câmera à esquerda (a) e direita (b) para turbidez média. O acentuado tom esverdeado é causado pela solução 70 gramas de chá verde aos 320 litros de água. Imagens utilizadas nos experimentos com a Equação 3.22.

Tabela 4.13. Resultados para experimentos com turbidez média (70g de chá verde dissolvidos em 320 litros de água). Valores estimados para a cor e o parâmetro de atenuação c utilizando a Equação 3.22.

	$c(m^{-1})$	cor	$R^2(\%)$
Vermelho	-0.00382	43.72	3.61
Verde	-0.00019	62.80	0.06
Azul	0.00086	38.61	1.06

utilizando um mapa de profundidade pouco preciso. Note que na imagem (b) da Figura 4.19, são inseridos artefatos no alvo com faixas vermelhas e azuis. A razão de ser este alvo é explicada pela sua posição na cena. Esse alvo é o mais distante. Sendo o mais prejudicado com a pouca precisão do mapa de profundidade. É claro que, os erros presentes nos mapas de profundidades são causados, em geral, para o caso desses experimentos, pelos efeitos de atenuação e dispersão. Contudo, podemos observar que ao usar a distância média da cena a restauração não apresenta qualquer artefato e ainda oferece um bom resultado. O tom esverdeado das imagens restauradas é devido ao chá verde.

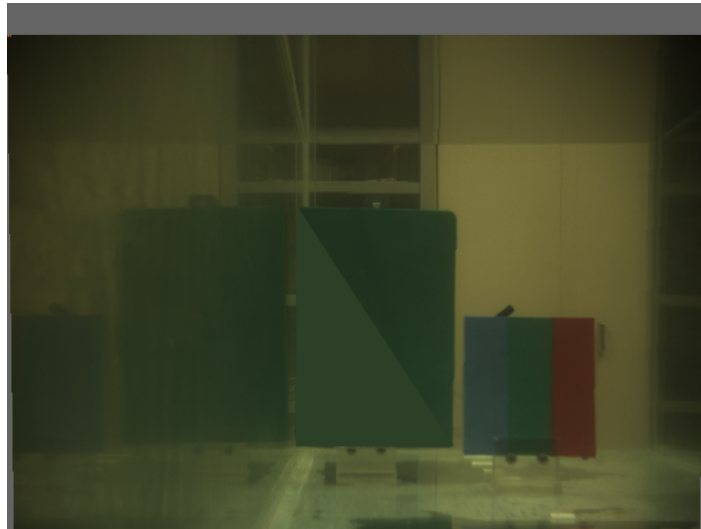


Figura 4.21. Experimento em turbidez média (70 gramas de chá verde dissolvidos em 320 litros de água). Na figura o objeto alvo da cor verde é apresentado com parte da região esquerda de sua superfície restaurada. Essa restauração é a substituição da cor da superfície observado pela câmera pela cor estimada por meio da Equação 3.22. Podemos notar um significativo aumento em seu contraste.

A Tabela 4.13 e a Figura 4.21 apresentam os resultados para a estimação utilizando a Equação 3.22. Comparando os valores estimados para c com aqueles presentes na Tabela 4.10 notamos uma significativa discrepância, seja para os estimados com a abordagem manual ou utilizando a Equação 3.21. Além disso, o valor do coeficiente de

determinação é baixo. Não obstante, o valor obtido para a cor da superfície apresenta uma melhora em seu contraste. Na Figura 4.21 o lado esquerdo do alvo utilizado nos experimentos (retângulo verde) é a cor estimada e o direito a cor capturada com os efeitos subaquáticos.

4.2.5.3 Turbidez Alta

Para aumentar a turbidez, dissolvemos mais 40 gramas de chá verde aos 320 litros, criando assim uma solução de 110 gramas de chá verde dissolvidos em 320 litros de água (Figuras 4.22 e 4.24). Novamente, os problemas dos experimentos com baixa e média turbidez são agravadas pela adição das 40 gramas de chá verde.

Os resultados no aumento do contraste e restauração são mostradas na Tabela 4.14 e Figura 4.23 respectivamente. Notamos novamente, mas de maneira mais acentuada, todos problemas citados nos experimento com baixa e média turbidez. O baixo contraste é suficiente para atenuar até mesmo os reflexos dos objetos nas paredes do aquário. O alvo mais distante apresenta uma nitidez semelhante a de seu reflexo no vidro. Todos esses fatores prejudicam as etapas de correspondência e reconstrução, o que resulta em um mapa de profundidade com erros grosseiros. Esses erros podem ser observados nos artefatos inseridos nos objetos após a restauração. Não obstante, o valor estimado de c é suficiente para obter uma boa restauração com a distância média.

Nos experimentos utilizando o ajuste por meio da Equação 3.22 foram obtidos

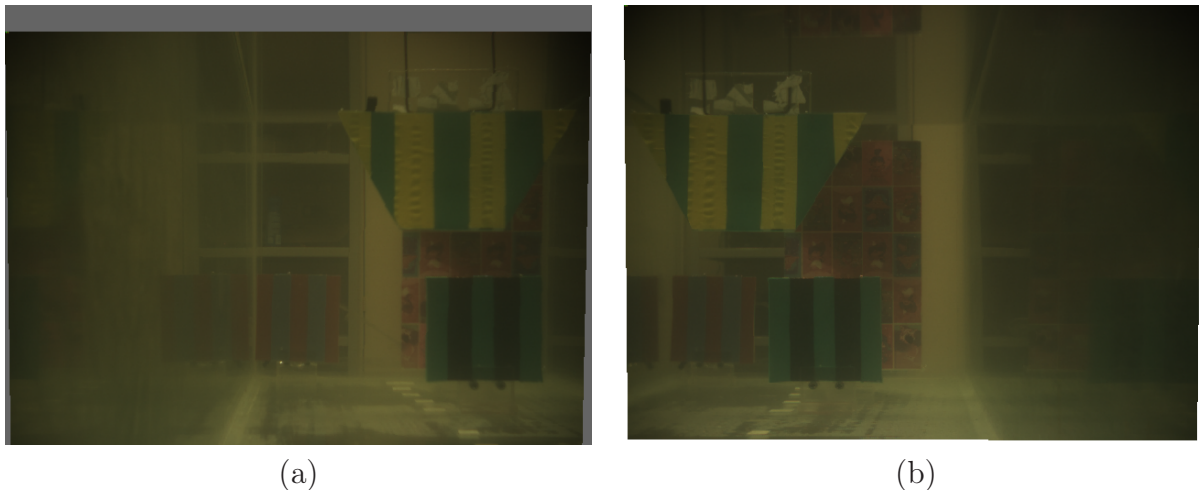


Figura 4.22. As imagens, retificadas, obtidas com a câmera à esquerda (a) e direita (b) para turbidez alta. Os reflexos dos objetos nas paredes do aquário devem-se ao vidro de aquário e efeitos da água. O acentuado tom esverdeado e o baixo contraste é causado pela solução 110 gramas de chá verde aos 320 litros de água.

Tabela 4.14. Resultados para experimentos com turbidez alta (110g de chá verde dissolvidos em 320 litros de água). O contraste da imagem capturada $C(I)$ e sua versão após a restauração com a metodologia proposta $C(\hat{I})$ são comparados com o resultados alcançados com equalização de histograma $C(\hat{I}_{hist})$.

Distância (cm)	$C(I)$ (%)	$C(\hat{I})$ (%)	$C(\hat{I}_{hist})$ (%)
110	14,94	10,97	24,66
120	8,42	40,90	42,01
140	11,48	20,67	39,40
160	5,29	18,79	8,90

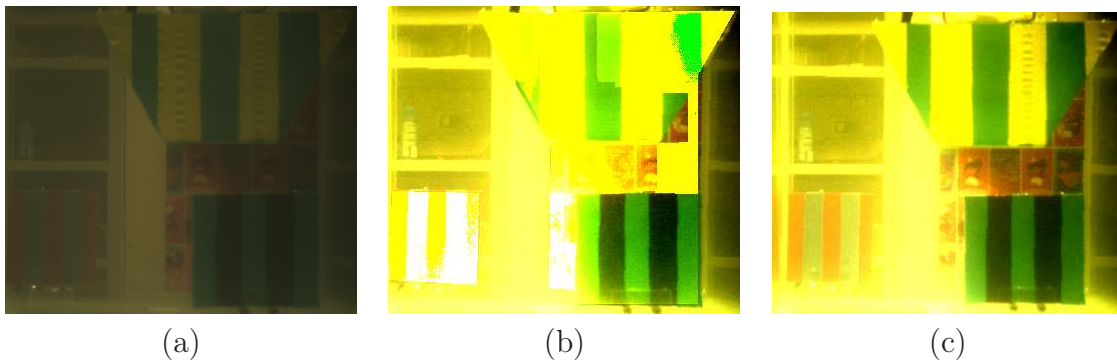


Figura 4.23. Restauração das imagens subaquáticas para o experimento com turbidez alta (110g de chá verde dissolvidos em 320l de água). Imagem adquirida (a) sua restauração utilizando mapa de profundidade (b) e sua restauração usando a distância média da cena(c).

os valores mostrados na Tabela 4.15. Apesar de obter valores mais próximos daqueles

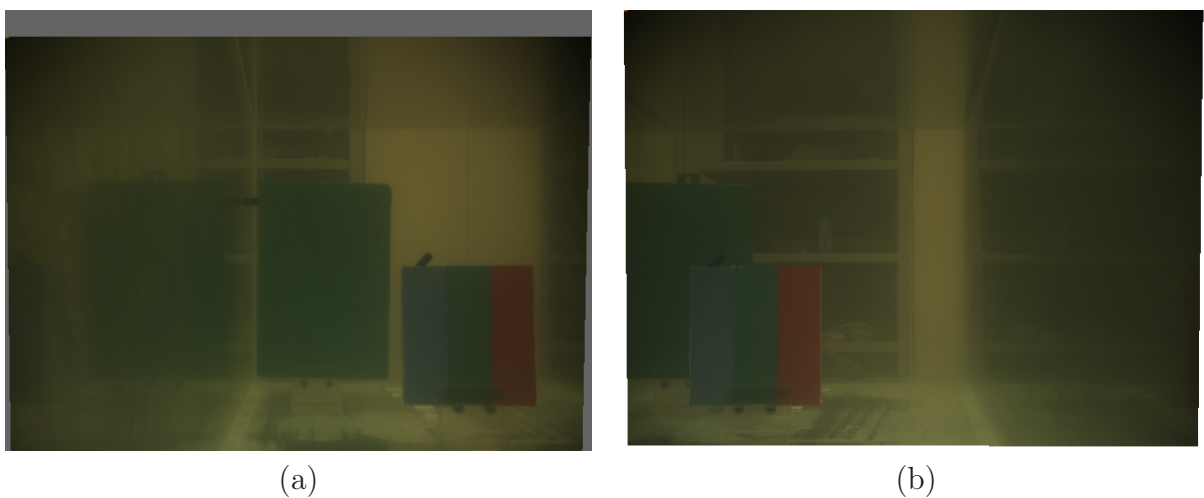


Figura 4.24. Imagens retificadas, obtidas com a câmera à esquerda (a) e direita (b) para turbidez alta. O acentuado tom esverdeado é causado pela solução 110 gramas de chá verde aos 320 litros de água.

Tabela 4.15. Resultados para experimentos com alta turbidez (110g de chá verde dissolvidos em 320 litros de água). Valores estimados para a cor e o parâmetro de atenuação c utilizando a Equação 3.22.

	$c(m^{-1})$	cor	$R^2(\%)$
Vermelho	-0.003085	55.36	4.98
Verde	0.000497	67.53	0.91
Azul	0.003694	38.48	16.61

presentes na Tabela 4.10, ainda não há precisão suficiente para serem utilizados na restauração das imagens. Também nota-se um aumento na qualidade do ajuste. O valor estimado para a cor da superfície do objeto é próximo daquele obtido no experimento para turbidez média, o que é já era esperado. A Figura 4.25 mostra a imagem capturada com parte do lado esquerdo do alvo restaurada.

Apesar da turbidez neste experimento ser mais alta, é razoável a melhora observada na qualidade das estimativas obtidas. Esse comportamento deve-se ao fato de que em ambientes com maior turbidez temos uma diferença mais significativa entre os pixels mesmo para pequenas distâncias. No caso do ajuste por meio da Equação 3.22 as distâncias são muito pequenas, uma vez que são avaliados os pixels vizinhos, assim se o coeficiente de atenuação c pequeno a diferença entre as radiâncias desses pixels não será suficiente para um bom ajuste.

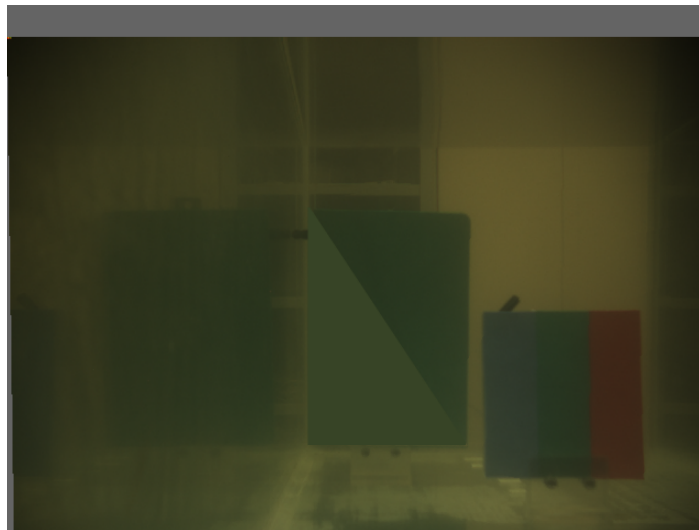


Figura 4.25. Experimento em alta turbidez (110 gramas de chá verde dissolvidos em 320 litros de água). Na figura o objeto alvo da cor verde é apresentado com parte da região esquerda de sua superfície restaurada. Essa restauração é a substituição da cor da superfície observado pela câmera pela cor estimada por meio da Equação 3.22. Notamos um significativo aumento em seu contraste.

Capítulo 5

Conclusões e Trabalhos Futuros

Nesta dissertação procuramos avançar na solução do problema de restauração de imagens de cenas subaquáticas. Foram estudadas diversas abordagens para a realização dessa tarefa e uma nova metodologia é proposta. A estratégia adotada foi combinar um sistema de visão estéreo com um modelo físico da propagação da luz na água para a remoção dos ruídos e distorções presentes em imagens subaquáticas. Foi utilizado um método de estéreo denso para estimar as profundidades presentes na cena e duas técnicas utilizando ajuste de pontos para calcular os parâmetros do modelo de propagação da luz de forma automática.

Além de apresentar apenas uma etapa manual, a aquisição do valor de B_{∞} , a metodologia foi concebida para a utilização de cena dinâmicas. Sendo apropriada sua aplicação em cenários nos quais exista grande variação, em função do tempo, nas posições dos objetos presentes na cena. A escolha do sistema estéreo neste trabalho foi uma opção dos autores, sendo a metodologia de restauração independente do algoritmo utilizado para estimar as profundidades. Outras técnicas de reconstrução tridimensional, como *Shape from Motion*, podem ser facilmente adaptadas à metodologia. Tendo como única restrição que seja possível adquirir duas imagens da mesma cena, nas quais as distâncias entre os objetos e o centro de projeção sejam diferentes.

A análise do método em diversas simulações e experimentos com cenas reais e sua avaliação com métricas qualitativas e quantitativas, mostrou resultados promissores. Por meio das simulações observamos um comportamento estável da técnica de estimação dos parâmetros. Para simulações com média e alta turbidez nosso método obteve resultados muito próximos dos usadas na simulação e sendo exato na ausência de ruído. Problemas foram encontrados para cenários com baixa turbidez, pois nesse caso há pouca variação das intensidade mesmo para grandes distancias, o que prejudica o ajuste da curva. Nos experimentos reais, mesmo com todas as aproximações

feitas, como sua realização em uma sala fechada iluminada apenas por um conjunto de lâmpadas fluorescentes para aproximar um ambiente com iluminação homogênea, a metodologia apresentou bons resultados para três intensidades de turbidez do cenário.

A metodologia não se propõe como solução definitiva, mas como esforço para explorar novas estratégias de obtenção de imagens com melhor qualidade visual para ambientes subaquáticos e dinâmicos. Apesar dos resultados promissores alcançados na restauração de imagens subaquáticas, a metodologia apresenta grandes limitações. Cenários com presença de fontes de luz artificiais, uma vez que o modelo utilizado não modela essa situação, e cenários nos quais a turbidez seja muito alta são inadequados para a utilização da técnica. Nesse último caso o método falha devido a uma estimação pouco precisa e com muitos erros grosseiras do mapa de profundidade realizado pelos algoritmos de estéreo.

Como trabalho futuro, podemos trabalhar nas limitações citadas anteriormente. Para isso podemos utilizar outros modelos que consideram ambientes com iluminação não homogênea e modificar os algoritmos de estéreo de forma a utilizarem o modelo de propagação da luz na água para o cálculo da real radiância dos pontos na etapa de correspondência, como feito no trabalho Queiroz-Neto [2005]. Com a diferença que os parâmetros do modelo não seriam recuperados manualmente.

Utilizar um novo modelo para explicar os efeitos em um ambiente subaquático com iluminação não uniforme, nos quais existe a presença de fontes de luz artificiais, por exemplo, já é desenvolvido no trabalho Treibitz & Schechner [2006] com obtenção de bons resultados. Os parâmetros são os mesmos e a principal mudança no modelo é a consideração do decaimento exponencial da luz de cada fonte.

A utilização de um modelo de propagação da luz em cenas submersas para melhorar a estimação de mapas de profundidade obtidos com um sistema de visão estéreo é encontrada no trabalho [Queiroz-Neto, 2005]. Contudo os parâmetros do modelo são calculados *Offline*, utilizando uma abordagem manual, ou por meio de um algoritmo de otimização iterativa com alto custo computacional. Em nosso caso, os parâmetros serão calculados da utilizando uma das duas técnicas descritas nos capítulos anteriores, que apresentam um custo computacional equivalente ao ajuste de uma reta a um conjunto de pontos e apresena apenas uma etapa manual: a obtenção do valor de B_{∞}

Referências Bibliográficas

- Ackleson, S. G. (2003). Light in shallow waters: A brief research review. *Journal of Limnology and Oceanography*, 48:323–328.
- Botelho-Ribeiro, L. (2001). Underwater vision method for low-visibility turbulent conditions. In *Proc. Marine Technology Society (MTS)/IEEE OCEANS*, volume 2, pp. 1080--1084.
- Bouguer, P. (1792). Traite' d'optique sur la gradation de la lumiere.
- Bouguet, J.-Y. (1999). Camera calibration toolbox for matlab. http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/index.html. [Acessado em 10/06/2009].
- Chambah, M.; Semani, D.; Renouf, A.; Courtellemont, P. & Rizzi, A. (2003). Underwater color constancy: enhancement of automatic live fish recognition. In Eschbach, R. & Marcu, G. G., editores, *Color Imaging IX: Processing, Hardcopy, and Applications. Edited by Eschbach, Reiner; Marcu, Gabriel G. Proceedings of the SPIE, Volume 5293, pp. 157-168 (2003).*, volume 5293 of *Presented at the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference*, pp. 157–168.
- Chandrasekhar, S. (1960). *Radiative Transfer*. Dover Publications.
- Cozman, F. & Krotkov, E. (1997). Depth from scattering. *Proc. of IEEE Conf. on Comp. Vision and Pattern Recog*, pp. 801--806.
- Criminisi, A.; Reid, I. & Zisserman, A. (1999). Single view metrology. In *IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 434–442.
- Davies-Colley, R. J. & Smith, D. G. (2001). Turbidity, suspended sediment, and water clarity: A review. *Journal of the American Water Resources Association*, 37:1085–1101.

- Duntley, S. Q. (1963). Light in the sea. *Journal of the Optical Society of America (1917-1983)*, 53:214–+.
- Eustice, R.; Pizarro, O.; Singh, H. & Howland, J. (2002). Uwit: underwater image toolbox for optical image processing and mosaicking in matlab. *Underwater Technology, 2002. Proceedings of the 2002 International Symposium on*, pp. 141–145.
- Foresti, G. (Oct 2001). Visual inspection of sea bottom structures by an autonomous underwater vehicle. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B, IEEE Transactions on*, 31(5):691–705.
- Forsyth, D. A. & Ponce, J. (2002). *Computer Vision: A Modern Approach*. Prentice Hall.
- Fusiello, A.; Trucco, E. & Verri, A. (2000). A compact algorithm for rectification of stereo pairs. *Journal of Machine Vision and Applications*, 12(1):16–22.
- Garcia, R.; Nicosevici, T. & Cufi, X. (29-31 Oct. 2002). On the way to solve lighting problems in underwater imaging. *Oceans '02 MTS/IEEE*, 2:1018–1024 vol.2.
- Gordon, H. W. (2002). Inverse methods in hydrologic optics. *Oceanologia*, 44(1):9–58.
- Great American Secchi Dip-In (2008). The secchi disk. <http://dipin.kent.edu/secchi.htm>. [Acessado em 10/06/2009].
- Harsdorf, S.; Reuter, R. & Töneböen, S. (1999). Contrast enhanced optical imaging of hazardous substances on the seafloor. In *In: Environmental Sensing and Applications. Proc. EUROPTO Series, SPIE*, pp. 378–383.
- Horn, B. K. P. & Brooks, M. J. (1989). *Shape From Shading*. MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
- Horn, B. K. P. & Sjöberg, R. W. (1989). Calculating the reflectance map. pp. 215–244.
- Jaffe, J. S. (1990). Computer modeling and the design of optimal underwater imaging systems. volume 15, pp. 101–111 Vol.15. IEEE Computer Society.
- Kirk, J. T. O. (2003). The vertical attenuation of irradiance as a function of the optical properties of the water. *Journal of Limnology and Oceanography*, 48:9–17.
- Kolmogorov, V. & Zabih, R. (2002). Multi-camera scene reconstruction via graph cuts. In *European Conference on Computer Vision*, pp. 82–96.

- Lee, D.; Redd, S.; Schoenberger, R.; Xu, X. & Zhan, P. (2-6 Nov. 2003). An automated fish species classification and migration monitoring system. *Industrial Electronics Society, 2003. IECON '03. The 29th Annual Conference of the IEEE*, 2:1080–1085 Vol.2.
- Levoy, M.; Chen, B.; Vaish, V.; Horowitz, M.; McDowall, I. & Bolas, M. (2004). Synthetic aperture confocal imaging. *ACM Trans. Graph.*, 23(3):825–834.
- McCarney, E. J. (1975). *Optics of the Atmosphere: Scattering by Molecules and Particles*. John Wiley and Sons, New York.
- McCormick, N. J. (2004). Analytic inverse radiative transfer equations for atmospheric and hydrologic optics. *Journal of Optical Society of America*, 21:1009–1017.
- McGlamery, B. J. (1979). A computer model for underwater camera systems. volume 28.
- Middleton, W. (1952). *Vision Through the Atmosphere*. University of Toronto Press.
- Morais, E. F.; Campos, M. F. M.; Padua, F. L. C. & Carceroni, R. L. (2005). Particle filter-based predictive tracking for robust fish counting. In *SIBGRAPI '05: Proceedings of the XVIII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, p. 367, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Narasimhan, S. & Nayar, S. (June 2003). Contrast restoration of weather degraded images. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 25(6):713–724.
- Narasimhan, S. G.; Gupta, M.; Donner, C.; Ramamoorthi, R.; Nayar, S. K. & Jensen, H. W. (2006). Acquiring scattering properties of participating media by dilution. *ACM Trans. Graph.*, 25(3):1003--1012.
- Narasimhan, S. G. & Nayar, S. K. (2002). Vision and the atmosphere. *Int. J. Comput. Vision*, 48(3):233--254.
- Nayar, S. K. & Narasimhan, S. G. (1999). Vision in bad weather. In *ICCV '99: Proceedings of the International Conference on Computer Vision-Volume 2*, p. 820, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Negahdaripour, S.; Zhang, H. & Han, X. (2002). Investigation of photometric stereo method for 3-d shape recovery from underwater imagery. *Oceans '02 MTS/IEEE*, 2:1010–1017 vol.2.

- Nery, M. S.; Machado, A. M.; Campos, M. F. M.; Padua, F. L. C.; Carceroni, R. & Queiroz-Neto, J. P. (2005). Determining the appropriate feature set for fish classification tasks. In *SIBGRAPI '05: Proceedings of the XVIII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, p. 173, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Orbeco-Hellige (2008). Turbidímetros digitais de bancada e port?til. <http://www.emite.com.br/orbeco/turbidimetros.html>. [Acessado em 10/06/2009].
- Persistence of Vision Raytracer Pty. Ltd (2008). *POV-Ray The Persistence of Vision Raytracer*. [Acessado em 10/06/2009].
- Point Grey Research (2008). Imaging products dragonfly. <http://www.ptgrey.com/products/dragonfly/index.asp>. [Acessado em 10/06/2009].
- Queiroz-Neto, J. P. (2005). *Modelagem Automática de Cenas com Iluminação não Local a partir de Imagens*. PhD thesis, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Minas Gerais.
- Queiroz-Neto, J. P.; Carceroni, R.; Barros, W. & Campos, M. (2004). Underwater stereo. In *SIBGRAPI '04: Proceedings of the Computer Graphics and Image Processing, XVII Brazilian Symposium on (SIBGRAPI'04)*, pp. 170--177. IEEE Computer Society.
- S. Bazeille, L. Jaulin, I. Q. & Malkasse, J. (October 2006). Automatic underwater image pre-preprocessing. *Caracterisation Du Milieu Marin*.
- Scharstein, D.; Szeliski, R. & Zabih, R. (2001). A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. In *Proceedings of the IEEE Workshop on Stereo and Multi-Baseline Vision, Kauai, HI*.
- Schechner, Y. Y. & Averbuch, Y. (2007). Regularized image recovery in scattering media. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(9):1655–1660.
- Schechner, Y. Y. & Karpel, N. (2004). Clear underwater vision. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 1, pp. 536–543.
- Schechner, Y. Y. & Karpel, N. (July 2005). Recovery of underwater visibility and structure by polarization analysis. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 30(3):570–587.

- Treibitz, T. & Schechner, Y. Y. (2006). Instant 3descatter. In *CVPR '06: Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1861--1868, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Zaneveld, J.; Twardowski, M.; Barnard, A. & Lewis, M. (2005). Introduction to radiative transfer. In *In Remoting Sensing of Coastoal Aquatic Enviroments - chapter 1*, pp. 1--21.

