

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
INSTITUTO DE INFORMÁTICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO

**Avaliação da Qualidade de Imagens Médicas Geradas  
por *Ray Casting***

por

ISABEL CRISTINA SIQUEIRA DA SILVA

Dissertação submetida à avaliação,  
como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre  
em Ciência da Computação

Prof<sup>a</sup>. Dra. Carla Maria Dal Sasso Freitas  
Orientadora

Prof<sup>a</sup>. Dra. Silvia Delgado Olabarriaga  
Co-Orientadora

Porto Alegre, junho de 2003.

**CIP – CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO**

Silva, Isabel Cristina Siqueira da

Avaliação da Qualidade de Imagens Médicas Geradas por Ray Casting / por Isabel Cristina Siqueira da Silva. – Porto Alegre: PPGC da UFRGS, 2003.

124 f. :il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Programa de Pós-Graduação em Computação, Porto Alegre, BR –RS, 2003. Orientadora: Freitas, Carla Maria Dal Sasso; Co-Orientadora: Olabbarriaga, Silvia Delgado.

1. Avaliação da qualidade de imagens. 2. Visualização volumétrica direta. 3. Algoritmo de ray-casting. 3. Dados médicos volumétricos. I. Freitas, Carla Maria Dal Sasso. II. Olabbarriaga, Silvia Delgado. III. Título.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

Reitoria: Prof<sup>ª</sup>. Wrana Maria Panizzi

Pró-Reitor de Ensino: Prof. José Carlos Ferraz Hennemann

Pró-Reitora Adjunta de Pós-Graduação: Prof<sup>ª</sup>. Jocélia Grazia

Diretor do Instituto de Informática: Prof. Philippe Olivier Alexandre Navaux

Coordenador do PPGC: Prof. Carlos Alberto Heuser

Bibliotecária-Chefe do Instituto de Informática: Beatriz Regina Bastos Haro

## Agradecimentos

Para a realização do presente trabalho, contei com a ajuda de várias pessoas, as quais colaboraram nos mais variados aspectos. A atenção dispensada, o apoio, os ensinamentos e a amizade são alguns exemplos da dedicação e do companheirismo que recebi e que serviu como incentivo durante todo o período de desenvolvimento deste estudo.

Agradeço, primeiramente, à minha orientadora Carla Freitas que dedicou muito do seu pouco tempo disponível ao desenvolvimento do meu trabalho, depositando em mim sua confiança e me despertando novas expectativas quanto à área da Computação Gráfica.

O próximo agradecimento dedico, como não poderia deixar de ser, à minha co-orientadora Silvia Olabarriaga pelo incentivo durante a realização deste trabalho. Sua dedicação, seu companheirismo, sua amizade e, principalmente, suas críticas em muito contribuíram para meu crescimento, tanto em termos de pesquisa como em termos pessoais.

Agradecimentos especiais ao físico Alessandro Mazzola, pela especial atenção dedicada, juntamente ao Hospital Moinhos de Vento de Porto Alegre, pela cortesia ao ceder volumes de dados fundamentais à realização deste trabalho.

Agradeço, também, aos colegas do laboratório 208 do PPGC pela significativa contribuição dada a este estudo, e ao Tibério Caetano, pela disposição e dedicação ao me ajudar a resolver dúvidas importantes relativas ao assunto do meu trabalho.

Outra pessoa a quem gostaria de agradecer é o amigo Carlos Santos que foi quem, primeiramente, acreditou em mim e me motivou a ingressar no curso de Mestrado em Computação Gráfica da UFRGS.

Por fim, agradeço a minha família, meu namorado e amigas(os) pelo apoio e carinho dispensados durante toda a realização deste trabalho.

A todos, meus mais sinceros agradecimentos!

# Sumário

<b>Lista de Figuras .....</b>	<b>6</b>
<b>Lista de Tabelas .....</b>	<b>8</b>
<b>Resumo .....</b>	<b>9</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>10</b>
<b>1 Introdução .....</b>	<b>11</b>
1.1 Motivação .....	12
1.2 Objetivos .....	13
1.3 Metodologia .....	13
1.4 Organização do Texto .....	14
<b>2 Imagens Médicas .....</b>	<b>15</b>
2.1 Introdução .....	15
2.2 Radiologia e Imagens Digitais .....	16
2.3 Evolução da Aquisição de Dados Médicos .....	17
2.4 Visualização em Imagens Médicas .....	21
<b>3 Visualização Volumétrica .....</b>	<b>23</b>
3.1 Conceitos .....	23
3.1.1 Taxonomia da Visualização Volumétrica .....	23
3.1.2 Aspectos que Influenciam a Visualização Volumétrica .....	26
3.2 Visualização Volumétrica Direta .....	27
3.2.1 Algoritmos .....	28
3.2.2 Principais Parâmetros .....	37
3.3 Comentários Finais .....	38
<b>4 Avaliação da Qualidade de Imagens .....</b>	<b>39</b>
4.1 Considerações Gerais .....	39
4.2 Critérios .....	42
4.3 Métricas .....	43
4.3.1 Métricas Subjetivas .....	44
4.3.2 Métricas Objetivas .....	46
4.4 Discussão .....	49
<b>5 Avaliação Subjetiva da Qualidade de Imagens .....</b>	<b>53</b>
5.1 Visão Geral .....	53
5.2 Imagens no Contexto da Aplicação Médica .....	53
5.3 Recursos Utilizados .....	55
5.3.1 Volumes de Dados .....	55
5.3.2 Plataforma Computacional .....	58
5.3.3 Sistema de Visualização .....	59
5.3.4 Programa para a Avaliação de Qualidade .....	60
5.4 Procedimento Experimental .....	62
5.4.1 Variáveis Independentes .....	62
5.4.2 Variáveis Dependentes .....	65
5.4.3 Tarefa, Sujeitos e Método .....	66
5.5 Resultados .....	68
5.5.1 Notas de Qualidade .....	69

5.5.2 Correlação entre Notas de Qualidade e Variação do Valor do PA .....	74
5.5.3 Tempo de Geração .....	74
<b>5.6 Discussão .....</b>	<b>76</b>
<b>6 Métrica de Reconhecimento de Padrões Baseado no Operador</b>	
<b>Gradiente .....</b>	<b>82</b>
<b>6.1 Introdução .....</b>	<b>82</b>
<b>6.2 Experimentos com Métricas Objetivas Existentes .....</b>	<b>83</b>
6.2.1 Experimento com a Métrica RMSE .....	83
6.2.2 Experimento com a Métrica SNR .....	84
6.2.3 Discussão .....	86
<b>6.3 Métrica Objetiva Proposta .....</b>	<b>88</b>
6.3.1 Fundamentação Teórica .....	88
6.3.2 Desenvolvimento da Métrica .....	92
6.3.3 Resumo da Métrica .....	95
6.3.4 Resultados .....	96
<b>6.4 Discussão .....</b>	<b>109</b>
6.4.1 Métrica Proposta x Avaliação Objetiva .....	109
6.4.2 Métrica Proposta x Avaliação Subjetiva .....	110
6.4.3 Comentários Finais .....	111
<b>7 Conclusões .....</b>	<b>112</b>
<b>7.1 Visão Geral .....</b>	<b>112</b>
<b>7.2 Trabalhos Futuros .....</b>	<b>114</b>
<b>7.3 Considerações Finais .....</b>	<b>117</b>
<b>Anexo Avaliação Subjetiva dos Estudantes .....</b>	<b>118</b>
<b>Referências .....</b>	<b>121</b>

## Lista de Figuras

FIGURA 1.1 - Processo de aquisição e visualização de dados médicos volumétricos	12
FIGURA 2.1 - Imagem gerada por DSA a partir de imagens adquiridas via raio-X	17
FIGURA 2.2 - Processo de aquisição de dados por CT	18
FIGURA 2.3 - Imagem gerada a partir de dados adquiridos via CT	18
FIGURA 2.4 - Fatias de CT alinhadas formando um volume de dados	18
FIGURA 2.5 - Fatia de um volume adquirido via MRI	19
FIGURA 2.6 - Direções axial, coronal e sagital	19
FIGURA 2.7 - Esquema da aquisição de dados via CT Espiral	20
FIGURA 2.8 - Imagens gerada por VV	21
FIGURA 2.9 - Exemplo da técnica de visualização de dados multimodais	22
FIGURA 3.1 - Taxonomia da VV	24
FIGURA 3.2 - Volume de dados e suas dimensões “x”, “y” e “z”	25
FIGURA 3.3 - Pipeline da VV	26
FIGURA 3.4 - Splatting: contribuição de um <i>voxel</i> sobre o plano da imagem	28
FIGURA 3.5 - Esquema do funcionamento do algoritmo de <i>ray casting</i>	29
FIGURA 3.6 - Pipeline do algoritmo de <i>ray casting</i>	29
FIGURA 3.7 - Imagens de estruturas vasculares cerebrais geradas por <i>ray casting</i>	30
FIGURA 3.8 - Imagens geradas por <i>ray casting</i> com diferentes tipos de interpolação	31
FIGURA 3.9 - Intensidades de <i>voxels</i> mapeadas para níveis de opacidade	32
FIGURA 3.10 - Intensidades de <i>voxels</i> mapeadas para níveis de opacidade e cor	33
FIGURA 3.11 - Intensidades de <i>voxels</i> mapeadas para diferentes níveis de opacidade	33
FIGURA 3.12 - Modelo de sombreado de Gouraud	34
FIGURA 3.13 - Imagens geradas por <i>ray casting</i> com diferentes ordens de amostragem e classificação	35
FIGURA 3.14 - Esquema do funcionamento do algoritmo shear-warp	36
FIGURA 4.1 - Imagem de um volume de dados obtido via CTA Espiral	40
FIGURA 4.2 - Imagens geradas com o algoritmo <i>ray casting</i>	41
FIGURA 4.3 - Diferentes orientações de um objeto na imagem	43
FIGURA 4.4 - Tempo de reconhecimento (naming time)	45
FIGURA 4.5 - Esquema de funcionamento da curva ROC	46
FIGURA 4.6 - Avaliação de estratégias de comparações para algoritmos de VV direta	48
FIGURA 4.7 - Imagens de um volume de dados obtido via CTA Espiral	51
FIGURA 5.1 - Imagens de um paciente apresentando uma AVM	54
FIGURA 5.2 - Imagens de aneurismas obtidas via raio-X rotacional	54
FIGURA 5.3 - Imagens geradas por <i>ray casting</i> a partir de dados volumétricos obtidos via CTA espiral	56
FIGURA 5.4 - Imagem gerada a partir do volume de dados amostrado via RXR	56
FIGURA 5.5 - Imagem gerada a partir do volume de dados MRA	57
FIGURA 5.6 - Imagem correspondente ao volume MRA “Aneurisma”	57
FIGURA 5.7 - Imagem relativa ao volume MRA “Oclusão”	58
FIGURA 5.8 - Módulos da arquitetura MVC	59
FIGURA 5.9 - Interface para geração de imagens	60
FIGURA 5.10 - Interface para avaliação subjetiva de qualidade	61
FIGURA 5.11 - Imagens correspondentes ao volume RXR	62
FIGURA 5.12 - Imagens correspondentes ao volume MRA	63

FIGURA 5.13 - Sistema de coordenadas relativo à amostragem dos volumes de dados .....	63
FIGURA 5.14 - Alvo, vetor <i>up</i> e da trajetória de posições da câmera .....	63
FIGURA 5.15 - Funções de transferência vol-RXR .....	65
FIGURA 5.16 - Funções de transferência volumes MRA .....	65
FIGURA 5.17 - Avaliação subjetiva da qualidade das imagens realizada pelos estudantes .....	68
FIGURA 5.18 - Notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes (vol-RXR) .....	70
FIGURA 5.19 - Notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes (vol-MRA) .....	71
FIGURA 5.20 - Notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes (vol-MRA “Aneurisma”) .....	72
FIGURA 5.21 - Notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes (vol-MRA “Oclusão”) .....	73
FIGURA 5.22 - Curvas relativas ao tempo de geração das imagens .....	75
FIGURA 5.23 - Notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes.....	80
FIGURA 6.1 - Curvas relativas aos resultados da RMSE .....	84
FIGURA 6.2 - Gráfico relação PA x SNR .....	86
FIGURA 6.3 - Avaliação subjetiva e métricas RMSE e SNR .....	87
FIGURA 6.4 - Imagens correspondentes a diferentes valores de PA para o volume MRA .....	88
FIGURA 6.5 - Imagens correspondentes ao volume RXR .....	90
FIGURA 6.6 - Imagem gradiente correspondente ao volume MRA “Aneurisma” .....	91
FIGURA 6.7 - Região 3x3 de uma imagem .....	92
FIGURA 6.8 - Máscaras empregadas pelo operador de Sobel .....	92
FIGURA 6.9 - Gráficos relativos à contagem de pixels (baixas frequências) .....	96
FIGURA 6.10 - Gráficos relativos à contagem de pixels (altass frequências).....	97
FIGURA 6.11 - Imagens referência com os pixels que apresentam valor de magnitude de gradiente acima de 800 exibidos em vermelho .....	98
FIGURA 6.12 - Imagens correspondentes aos vol-MRA geradas com PA = 0.2 .....	99
FIGURA 6.13 - Percentual do número de pixels por faixas de valores de magnitude do gradiente (cinco categorias de qualidade) .....	99
FIGURA 6.14 - Percentual do número de pixels por faixas de valores de magnitude do gradiente (duas categorias de qualidade) .....	100
FIGURA 6.15 - Imagens referência com os pixels relativos às baixas frequências exibidos em vermelho .....	102
FIGURA 6.16 - Imagens referência com os pixels relativos às altas frequências exibidos em vermelho .....	103
FIGURA 6.17 - Perda de pixels nas baixas frequências e incremento nas altas em decorrência do aumento do PA .....	104
FIGURA 6.18 - Pixels em vermelho correspondentes à diferença entre as imagens de PA = 0.2 e PA = 3.0 (vol-RXR) .....	105
FIGURA 6.19 - Classificação de imagens entre as categorias “adequada” e “inadequada”.....	106
FIGURA 7.1 - Variação do PA para o volume MRA .....	115
FIGURA 7.2 - Função combinação relativa às curvas de qualidade e tempo de geração das imagens (volume MRA) .....	116

## Lista de Tabelas

TABELA 3.1 - Principais parâmetros de VV direta .....	37
TABELA 4.1 - Síntese das métricas de avaliação de qualidade de imagens .....	50
TABELA 5.1 - Configuração idêntica de parâmetros para o volume RXR e volumes MRA .....	64
TABELA 5.2 - Configuração diferenciada de parâmetros para o volume RXR e volumes MRA .....	64
TABELA 5.3 - Escala de notas adotada para a avaliação subjetiva da qualidade de imagens .....	66
TABELA 5.4 - Relação PA x notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes: vol-RXR .....	69
TABELA 5.5 - Relação PA x notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes: vol-MRA .....	70
TABELA 5.6 - Relação PA x notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes: vol-MRA “Aneurisma” .....	71
TABELA 5.7 - Relação PA x notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes: vol-MRA “Oclusão” .....	73
TABELA 5.8 - Correlação linear entre as notas subjetivas dos estudantes e os valores de PA .....	74
TABELA 5.9 - Correlação linear entre as notas subjetivas do físico e os valores de PA .....	74
TABELA 5.10 - Tempo de geração das imagens relativas a variações de valores do PA .....	74
TABELA 5.11 - Número de estudantes que concordam com a classificação das imagens entre categorias .....	77
TABELA 5.12 - Notas de avaliação de qualidade relativas à avaliação do físico e relativas à mediana das notas atribuídas pelos estudantes .....	78
TABELA 5.13 - Notas de avaliação de qualidade relativas à avaliação do físico e relativas à mediana das notas atribuídas pelos estudantes distinguidas entre as categorias de qualidade adequada e inadequada .....	79
TABELA 5.14 - PA limite para imagens classificadas como adequadas em relação à qualidade apresentada .....	80
TABELA 6.1 - Resultados providos pela RMSE .....	83
TABELA 6.2 - Resultados providos pela SNR .....	85
TABELA 6.3 - Valores máximo e mínimo possíveis de magnitude do gradiente fornecido pelo operador de Sobel para regiões de imagens de 256 níveis de cinza .....	93
TABELA 6.4 - Número de pixels das imagens com valores de magnitude do gradiente acima de 1000 .....	94
TABELA 6.5 - Resultados providos pela métrica objetiva proposta .....	108
TABELA 6.6 - Número de pixels das imagens referência .....	109
TABELA 6.7 - PA Limite para imagens classificadas como adequadas em relação à qualidade apresentada .....	110



## Resumo

Técnicas de visualização volumétrica direta propiciam a geração de imagens de alta qualidade já que se baseiam na amostragem do volume de dados original. Tal característica é particularmente importante na área da Medicina, onde imagens digitais de dados volumétricos devem ganhar maior importância como meio de apoio à tomada de decisão por parte dos médicos. No entanto, a geração de imagens com melhor qualidade possível acarreta um alto custo computacional, principalmente em relação ao algoritmo de *ray casting*, onde a qualidade de imagens depende de um maior número de amostras ao longo do raio fato este refletido no tempo de geração. Assim, a utilização de tais imagens em ambientes interativos é muitas vezes inviabilizada e, para a redução do custo computacional, é necessário abdicar parcialmente da qualidade da imagem.

O conceito de qualidade é altamente subjetivo, e sua quantificação está fortemente relacionada à tarefa para qual a imagem está destinada. Na área da Medicina, imagem de boa qualidade é aquela que possibilita ao médico a análise dos dados através da sua representação visual, conduzindo-o a um diagnóstico ou prognóstico corretos. Nota-se que é necessário, então, avaliar a qualidade da imagem em relação a uma determinada tarefa a partir de critérios e métricas subjetivas ou objetivas. A maior parte das métricas objetivas existentes medem a qualidade de imagens com base no cálculo da diferença de intensidade dos pixels, fator que pode não ser suficiente para avaliar a qualidade de imagens do ponto de vista de observadores humanos. Métricas subjetivas fornecem informação mais qualificada a respeito da qualidade de imagens, porém são bastante custosas de serem obtidas.

De modo a considerar tais aspectos, o presente trabalho propõe uma métrica objetiva que procura aproximar a percepção humana ao avaliar imagens digitais quanto à qualidade apresentada. Para tanto, emprega o operador gradiente de Sobel (ênfase de artefatos) e o reconhecimento de padrões para determinar perda de qualidade das imagens tal como apontado por observadores humanos. Os resultados obtidos, a partir da nova métrica, são comparados e discutidos em relação aos resultados providos por métricas objetivas existentes.

De um modo geral, a métrica apresentada neste estudo procura fornecer uma informação mais qualificada do que métricas existentes para a medida de qualidade de imagens, em especial no contexto de visualização volumétrica direta. Este estudo deve ser considerado um passo inicial para a investigação de uma métrica objetiva mais robusta, modelada a partir de estudos subjetivos.

**Palavras-chave:** avaliação da qualidade de imagens, visualização volumétrica direta, algoritmo de *ray casting*, dados médicos volumétricos.

**TITLE: EVALUATION OF THE QUALITY OF MEDICAL IMAGES GENERATED USING THE RAY CASTING ALGORITHM**

## **Abstract**

Volume visualization techniques generate high quality images by sampling original volume data. In Medicine, this aspect is very important for physicians due to the increasing applicability of volume rendered images as a support for decision-making. However, generating such images with the highest quality is only possible with a corresponding computational cost. In images obtained with the *ray casting* algorithm, quality depends on a large number of samples along the ray, thus increasing generation time. Thus, the use of such images in an interactive application demands the reduction of generation time and, consequently, results in images with lower quality.

The concept of quality is highly subjective and its quantification is strongly related to the tasks performed with the images. In medical applications, an image with “good” quality is the one that provides the adequate support for the correct interpretation of the data. Image quality should be evaluated based on criteria and subjective or objective metrics. Typically, objective metrics measure image quality using some method involving subtraction of pixels intensity, but it is well-known that these approaches may not provide adequate measures from the point-of-view of a human observer. On the other hand, subjective metrics provide more qualified information of the image quality but they are quite expensive to obtain.

Taking into consideration these issues, the present work provides an objective metric for image quality evaluation based on an approximation of results of subjective evaluation by human observers. In our metric, the Sobel operator and pattern recognition methods are employed to determine loss of image quality as an approximation of human evaluation. The results are discussed and compared with those provided by existing objectives metrics in order to verify their suitability in the context of a specific situation taken as case study.

In a general way, this metric provides more qualified information about image quality than existing metrics, with emphasis devoted to volume rendering of medical data. This study should be considered as an initial step in the investigation of objective metrics based on subjective studies.

**Keywords:** image quality evaluation, volume rendering, ray casting algorithm, medical volume data.

# 1 Introdução

Visualização, segundo o *Moderno Dicionário da Língua Portuguesa Michaelis* [MIC 2002], é “transformação de conceitos abstratos em imagens reais ou mentalmente visíveis” ou ainda “conversão de números, ou dados, para um formato gráfico, que pode ser mais facilmente entendido”.

No contexto das aplicações de computação gráfica, visualização é um método computacional para a geração de representações visuais de informações ou dados. Tal método é capaz de transformar a simbologia em geometria, de modo a propiciar o aproveitamento da capacidade de processamento visual humano. Segundo McCormick [MCC 87], a visualização oferece um método de ver o que não foi visto e, para tanto, está relacionada ao modo como os objetos de uma imagem são percebidos, envolvendo o sistema visual humano [MCN 2001] [MER 2001]. Como resultado, tem-se um meio eficiente de comunicação e entendimento de informações complexas e/ou volumosas, as quais dificilmente seriam disponibilizadas sem a utilização de uma imagem.

Uma subárea da visualização, a Visualização Volumétrica, constitui, já há algum tempo, a área de desenvolvimento de técnicas que permitem que um conjunto de dados no espaço tridimensional seja exibido em forma de imagem. Estas técnicas auxiliam na extração de informações relativas às propriedades e estruturas de um determinado volume de dados e são usadas em aplicações em várias áreas como a Meteorologia, a Geologia e a Medicina.

Existem duas modalidades principais de algoritmos de visualização volumétrica: algoritmos para a visualização de superfícies – *surface rendering* – e algoritmos para a visualização direta de volumes – *direct volume rendering* ou simplesmente *volume rendering* [KAU 91]. O principal representante da categoria de algoritmos de visualização de superfícies é o *marching cubes* [LOR 87]. Já como exemplos de algoritmos de visualização volumétrica direta pode-se citar: *splatting* [WES 90], *shear-warp* [LAC 95] e *ray casting* [LEV 88], sendo o *ray casting* o mais difundido dentre eles.

Na Medicina, a imagem resultante de processos de visualização volumétrica é propícia para a apresentação visual de dados obtidos a partir de várias modalidades de exames, tais como a tomografia computadorizada (CT – *computed tomography*), a ressonância magnética (MRI – *magnetic resonance imaging*), a ultra-sonografia (US – *ultrasound*) e a tomografia por emissão de pósitrons (PET – *positron emission tomography*). A análise de tais dados revela características da anatomia e fisiologia humana servindo de apoio ao diagnóstico médico e auxiliando a definição de planos de tratamento.

No entanto, para que uma imagem médica auxilie efetivamente a tarefa específica para a qual está destinada, é necessário que esta imagem permita que os resultados interpretados a partir da mesma sejam adequados à tarefa. Tal fato caracteriza a “qualidade” da imagem permitindo, assim, a análise correta dos dados por parte do médico e conduzindo-o a um diagnóstico/prognóstico satisfatório. Uma imagem de baixa qualidade pode ocasionar erros na avaliação de problemas clínicos e, conseqüentemente, no tratamento.

Vários fatores influenciam a qualidade das imagens médicas, os quais estão ligados tanto à fase de aquisição dos dados como à fase de visualização após a geração de imagens (Figura 1.1). No processo de aquisição dos dados, as condições de realização podem ocasionar perda de informação e esta, por sua vez, pode ser refletida na imagem gerada. Uma forma de tratar tais problemas ou, mesmo, evidenciar

determinadas características dos dados adquiridos é conseguida através do emprego de técnicas de pré-processamento que permitem, por exemplo, realçar os dados a partir da aplicação de filtros (redução de borramento, ruído, etc.). Já na fase de visualização dos dados, devem ser escolhidos métodos eficientes para a geração das imagens bem como valores adequados de configuração para os parâmetros que influenciam o processo de visualização. Considerando tais fatores, constata-se a necessidade da utilização de métodos de avaliação relacionados à medição da qualidade das imagens.

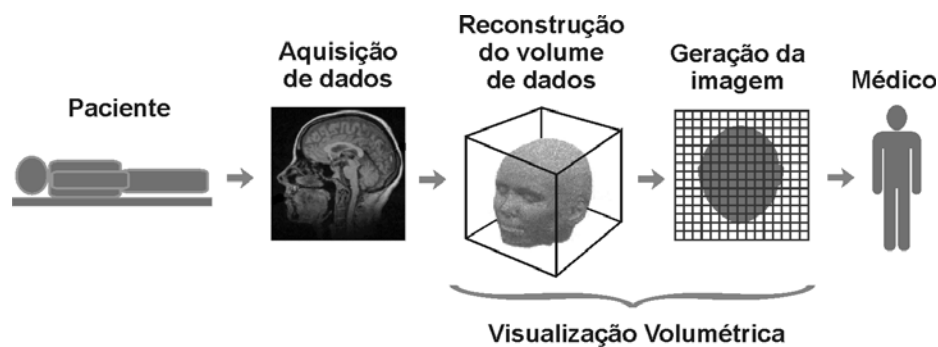


FIGURA 1.1 - Processo de aquisição e visualização de dados volumétricos ligados à área médica.

Entretanto, apesar ser um assunto de extrema importância, a avaliação da qualidade de imagens é muitas vezes pouco aplicada na prática por constituir uma tarefa complexa. Não existe noção absoluta de qualidade e a mesma está atrelada a opiniões particulares de observadores humanos. Percebe-se, então, que a parte crucial da avaliação de imagens está em determinar como a qualidade de uma imagem pode ser quantificada de modo a obter medidas de qualidade que sejam significativas em um determinado contexto.

## 1.1 Motivação

Os algoritmos de visualização volumétrica direta podem propiciar imagens de alta qualidade do ponto de definição e resolução já que são baseados na amostragem do volume de dados original ao invés de trabalhar com uma aproximação das superfícies ali contidas. De modo a explorar tais características, foram realizados dois trabalhos junto ao Grupo de Computação Gráfica e Processamento de Imagens do Instituto de Informática (CGPI) que aplicam técnicas de visualização volumétrica com base no algoritmo de *ray casting*: Alternativas de Visualização Direta de Volumes [SIL 2000] e Multivis – Um Ambiente Interativo de Visualização Multimodal [MAN 2000] [MAN 2002]. Ambos os trabalhos estão ligados ao projeto VPAT\*T (Visualização e Interação com Pacientes Virtuais) e empregam imagens médicas.

Embora os algoritmos de visualização volumétrica direta sejam largamente empregados, o custo computacional dos mesmos é alto e, em razão disso, a utilização em ambientes interativos é muitas vezes inviabilizada [LIC 98]. Em relação ao algoritmo de *ray casting*, para a redução do custo ser alcançada, é necessário que a qualidade da imagem seja abdicada, pois menor resolução e menor número de

\* <http://www.inf.ufrgs.br/cg/vpat>

operações sobre *pixels* ocasionam perda de qualidade. Dessa forma, nota-se a existência de uma relação inversa entre o custo computacional e a qualidade da imagem gerada.

Para a medição da qualidade de imagens, deve ser levado em consideração o modo pelo qual a informação extraída de um determinado conjunto de dados pode interferir na realização da tarefa do usuário. O método de avaliação da qualidade poderá auxiliar na definição de uma técnica de visualização bem como na configuração de parâmetros adequados à geração de imagens. Considerando aplicações na Medicina, imagens geradas com garantia de qualidade dariam maior confiança ao usuário-médico no processo de extrair informações pertinentes ao problema em análise.

## 1.2 Objetivos

O objetivo do presente trabalho é a proposição de uma métrica objetiva voltada à avaliação da qualidade de imagens geradas pelo algoritmo de *ray casting*. Tal métrica procura simular o julgamento humano ao avaliar imagens digitais quanto à qualidade apresentada, no contexto de uma tarefa específica.

A métrica proposta está focada no problema da degradação das imagens em função de alterações do parâmetro passo de amostragem do *ray casting*. Assim, no contexto de um problema específico, este trabalho se propõe a fornecer uma informação um pouco mais qualificada do que métricas existentes. No entanto, vários são os motivos que ocasionam perda de qualidade em imagens, geradas por técnicas de visualização volumétrica direta, e que podem ser estudados subjetivamente de modo a propor novos métodos de avaliação da qualidade.

Deste modo, este trabalho representa um passo inicial na difícil tarefa de avaliação de qualidade de imagens digitais.

## 1.3 Metodologia

Para a investigação da métrica proposta neste trabalho, foram estudados critérios a serem empregados na avaliação de imagens geradas por visualização direta de volumes, principalmente àquelas baseadas no algoritmo de *ray casting*. Paralelamente a tais critérios, foram também estudadas métricas subjetivas e objetivas voltadas à quantificação da qualidade das imagens.

Após este estudo inicial, foi definida uma metodologia dividida em três etapas principais: realização de experimentos com técnicas de avaliação existentes; proposição de uma nova métrica com base em tais experimentos e comparação dos resultados fornecidos pela nova métrica com os resultados providos pelas demais métricas.

Dada a dificuldade de avaliar qualidade de uma maneira geral, o contexto estabelecido tem como base informações coletadas em experimentos subjetivos, onde procurou-se investigar os principais aspectos visuais que caracterizam a perda da qualidade de imagens. Tais experimentos foram realizados a partir da especificação de um estudo de caso relativo a uma área particular da Medicina – a Neurologia –, onde imagens foram avaliadas visando medir o grau de adequação em relação a uma determinadas tarefa. As imagens submetidas aos experimentos foram geradas a partir da variação do parâmetro passo de amostragem do algoritmo de *ray casting*, implementado na biblioteca VTK [SCH 98] [SCH 2000].

## 1.4 Organização do Texto

O texto está organizado como segue. O capítulo 2 apresenta conceitos gerais sobre imagens médicas digitais e a importância que estas exercem como apoio ao diagnóstico. Os métodos de aquisição de dados médicos, bem como a evolução desses, são discutidos com o intuito de situar o leitor nos períodos em que os métodos de aquisição foram sendo difundidos. Ao final do capítulo, discute-se a relevância da visualização em imagens médicas.

Já o capítulo 3 procura prover uma visão geral do conceito de Visualização Volumétrica com enfoque na área da Visualização Volumétrica Direta. São discutidos os principais parâmetros que influenciam as imagens geradas pelos processos de visualização bem como os principais algoritmos empregados para tanto. Dentre tais algoritmos, o *ray casting* é abordado mais detalhadamente uma vez que o mesmo é objeto deste estudo.

O capítulo 4 aborda a necessidade da avaliação da qualidade de imagens e os principais aspectos que influenciam tal qualidade. Ao final, são apresentados critérios e métricas relacionados à avaliação da qualidade descritos na literatura.

No capítulo 5, é apresentada a abordagem proposta para a avaliação subjetiva da qualidade de imagens geradas pelo algoritmo de *ray casting*. Para tanto, são discutidos o estudo de caso e a definição da tarefa escolhida que regerão os estudos juntamente com os dados e métodos empregados. A parte final do capítulo traz a especificação dos experimentos de avaliação realizados, os resultados obtidos e uma discussão envolvendo a abordagem de avaliação adotada.

O capítulo 6 apresenta métricas objetivas para avaliação de qualidade em imagens. Os resultados obtidos com algumas métricas existentes são comparados com os resultados de avaliação subjetiva apresentados no capítulo 5. Uma nova métrica é proposta com base na classificação de padrões usando informação obtida com o operador gradiente. A nova métrica procura imitar a avaliação de qualidade de imagens realizadas de maneira subjetiva por observadores humanos e foi modelada em função dos resultados obtidos no capítulo 5. Por fim, são apresentados os resultados obtidos e é traçado um paralelo entre a métrica objetiva proposta, as métricas objetivas existentes e os resultados obtidos a partir da avaliação subjetiva.

Finalmente, o capítulo 7 traz as conclusões finais que procuram discutir e enfatizar os principais aspectos da nova métrica e sugestões para trabalhos futuros.

## 2 Imagens Médicas

*Neste capítulo, serão discutidos os principais aspectos ligados a imagens digitais na área da Medicina, destacando o papel que a Visualização vem exercendo como auxílio no processo de análise dessas imagens.*

### 2.1 Introdução

Nas últimas décadas, pôde-se acompanhar um crescente avanço nos equipamentos de aquisição bem como nas técnicas de visualização de imagens médicas. Através deste processo, novas possibilidades de estudo do corpo humano bem como de apoio ao diagnóstico têm sido oferecidas aos profissionais da área da Medicina.

Através da análise de imagens médicas, diferentes características do corpo humano podem ser reveladas, como os aspectos ligados aos diferentes tecidos, à circulação do sangue, à detecção de tumores, entre outros. Dentro deste contexto, as imagens médicas podem ser categorizadas em dois grupos principais: imagens anatômicas e funcionais.

Imagens anatômicas ou estruturais descrevem principalmente a morfologia e são usadas, por exemplo, para delinear a extensão de um tumor e as estruturas cercadas por este. Fazem parte desta categoria imagens de raio-X, tomografia computadorizada (CT – *computed tomography*), ressonância magnética (MRI – *magnetic resonance imaging*), angiografia por ressonância magnética (MRA – *magnetic resonance angiography*) e ultra-sonografia (US – *ultrasound*). Já as imagens funcionais descrevem informações funcionais e metabólicas. Como exemplo, têm-se a tomografia por emissão de pósitrons (PET – *positron emission tomography*), tomografia computadorizada por emissão de fóton (SPECT – *single-photon emission CT*) e ressonância magnética funcional (fMRI).

A história da imagem médica começou a ser traçada com a descoberta do raio-X, no final do século XIX, que possibilitou a geração de imagens analógicas bidimensionais gravadas em filmes fotográficos. Para a análise destas imagens, o médico colocava os filmes gravados por raio-X sobre uma fonte de luz.

Em meados do século XX, em decorrência do avanço da tecnologia computacional, os primeiros passos em direção à geração de imagens digitais começaram a ser dados. Como resultado, novas formas de aquisição de informações das estruturas internas do corpo humano começaram a ser desenvolvidas.

Com a evolução no processo de geração de imagens de tecidos moles e estruturas vasculares, novas aplicações foram desenvolvidas e estão em processo de aprimoramento. Dentre estas aplicações, pode-se citar o planejamento e a simulação cirúrgica e o treinamento pré-cirúrgico usando modelos físicos sintéticos do corpo humano juntamente com equipamentos de realidade virtual.

Uma outra aplicação está na cirurgia remota, a qual possibilita ao médico a condução de cirurgias em um paciente em outra localização [LIC 98]. Isto é possível através da combinação de técnicas de Visualização Volumétrica (VV), de telecomunicações e de simulação de toque físico, esta última relacionada à simulação de troca de forças (*force-feedback*) entre o médico e a região do corpo do paciente que está sendo operada. Para tanto, os movimentos do médico são transmitidos a um robô que está junto ao paciente, em uma localização remota, e que realizará a cirurgia a partir da imitação dos movimentos do médico com instrumentos cirúrgicos.

## 2.2 Radiologia e Imagens Digitais

A radiologia é uma disciplina médica que lida com imagens do corpo humano, sendo que o profissional incumbido do exercício desta disciplina é o médico radiologista. A prática de tal disciplina começou há pouco mais de um século, com a geração de imagens analógicas do corpo humano, ou seja, imagens obtidas através do uso do raio-X, sem a utilização de qualquer processo digital.

A revelação convencional, os filmes e negatoscópios vão sendo, aos poucos, substituídos por imagens digitais, monitores de alta resolução e computadores para a manipulação e processamento das imagens. Este fato transformou o computador em um elemento de constante presença na vida do radiologista, tanto para a aquisição das imagens como para a digitalização, arquivamento, visualização e emissão dos laudos [JOR 02]. A utilização de imagens digitais trouxe uma série de vantagens para a área da Radiologia:

- portabilidade, qualidade e baixo custo para arquivamento;
- praticidade e rapidez de acesso;
- possibilidade da transferência de imagens através de redes de computadores;
- manipulação de imagens para diagnóstico assistido por computador;
- geração e visualização de dados volumétricos para planejamento terapêutico e cirúrgico;
- estudos funcionais.

A tarefa básica desempenhada por radiologistas é a interpretação de imagens médicas [KUN 93], a qual exige conhecimento em diversas áreas. O profissional de radiologia deve ser hábil para perceber o conteúdo da imagem médica, realizar procura visual de estruturas na mesma e analisar a imagem para identificar características relevantes para um diagnóstico.

A aparência de uma imagem é associada com uma patologia a partir de comparações entre as radiografias de um paciente e exemplares com patologias. O radiologista passa a ter conhecimento da patologia através de memorização de exemplos típicos e atípicos.

A tarefa do radiologista começa na escolha da modalidade das aquisição das imagens com as quais irá trabalhar (raio-X, CT, MRI e US). Estes profissionais têm um treinamento especial para a interpretação de imagens de dados 2D, com o entendimento de relações anatômicas complexas das estruturas representadas na imagem. Com o advento da VV na Medicina, aos poucos as imagens de dados 3D estão começando a ser inseridas no cotidiano dos médicos radiologistas, pois permitem melhores condições de visualização, manipulação e análise da informação capturada nos dados que elas representam.

Embora as evidências apontem para as grandes vantagens trazidas pelo uso de imagens digitais na Radiologia, estas ainda são utilizadas menos freqüentemente do que poderiam. Dentre os motivos, pode-se citar o alto custo da implantação de sistemas computacionais, a resolução espacial insuficiente, o tempo de geração das imagens. Além destas, a carência de estudos que comprovem a qualidade diagnóstica da imagem comprometem a utilização de imagens digitais como apoio diagnóstico na Radiologia. Isto se dá, principalmente, pela necessidade da definição de metodologias de avaliação tanto da qualidade apresentada quanto da eficiência dos sistemas de aquisição e geração de imagens digitais usadas na Medicina.



## 2.3 Evolução da Aquisição de Dados Médicos

A tecnologia da aquisição de imagens do corpo humano começou a ser explorada por Wilhelm Röntgen, em 1885, através da utilização da técnica de raio-X [MAH 96]. A aquisição das imagens nesta modalidade é realizada pela projeção perpendicular de raios-X sobre o plano da imagem, registrando o resultado desta projeção em um filme fotográfico. A partir de então, o campo das imagens médicas vem percorrendo um longo caminho em busca de adequação e aperfeiçoamento na tarefa de prover ao médico melhores condições de estudo e análise do corpo humano.

Imagens obtidas via raio-X podem ser utilizadas por uma outra modalidade de geração de imagens médicas – a angiografia por subtração digital (DSA – *digital subtraction angiography*), de grande importância para o diagnóstico de anomalias vasculares. A DSA começa com a aquisição de uma imagem de uma determinada região interna do corpo humano que se deseja visualizar. O próximo passo consiste na injeção de um agente de contraste, através de um cateter, em vasos sanguíneos que compõem a mesma região obtida anteriormente e, então, obtêm-se uma nova imagem desta região. A primeira imagem é subtraída da segunda, gerando uma terceira imagem onde fica evidenciado o agente dentro da região vascular escolhida. Este tipo de exame é bastante aplicado para a detecção de anomalias, congênicas ou adquiridas, em estruturas vasculares (Figura 2.1).



FIGURA 2.1 - Imagem gerada por DSA a partir de imagens adquiridas via raio-X, retratando estruturas vasculares do cérebro [ERN 2000].

As inovações em termos de imagens digitais na Medicina, no entanto, começaram a se tornar relevantes com o advento da técnica de CT, apresentada em 1971, na Inglaterra. Ao contrário de imagens de raio-X convencionais, os tomógrafos são baseados em uma grande quantidade de feixes de raio-X que são lançados a partir de uma fonte contra o corpo do paciente [ANT 01]. Depois de passar pela seção transversal, a projeção destes feixes é medida por um sensor e esta medida, por sua vez, é transmitida a um computador para ser processada (Figura 2.2). Deste processo, resultam “fatias” (Figura 2.3) formadas por imagens bidimensionais do corpo humano calculadas através de projeções obtidas a partir de várias orientações, as quais podem ser afetadas de acordo com a tecnologia utilizada (resolução disponível, tempo de obtenção de projeção, etc.). As fatias apresentam uma espessura (geralmente entre 0.5 e 1.0 mm), são distanciadas regularmente umas das outras (em torno de 0.6 mm) e, quando alinhadas, formam um volume de dados tridimensionais (Figura 2.4). Imagens obtidas por CT apresentam a distinção de estruturas em níveis de cinza que correspondem à densidade do tecido. Os valores variam desde o preto (que representa o

ar) a tons de cinza (que representam tecidos moles) e o branco (que representa osso e calcificação).

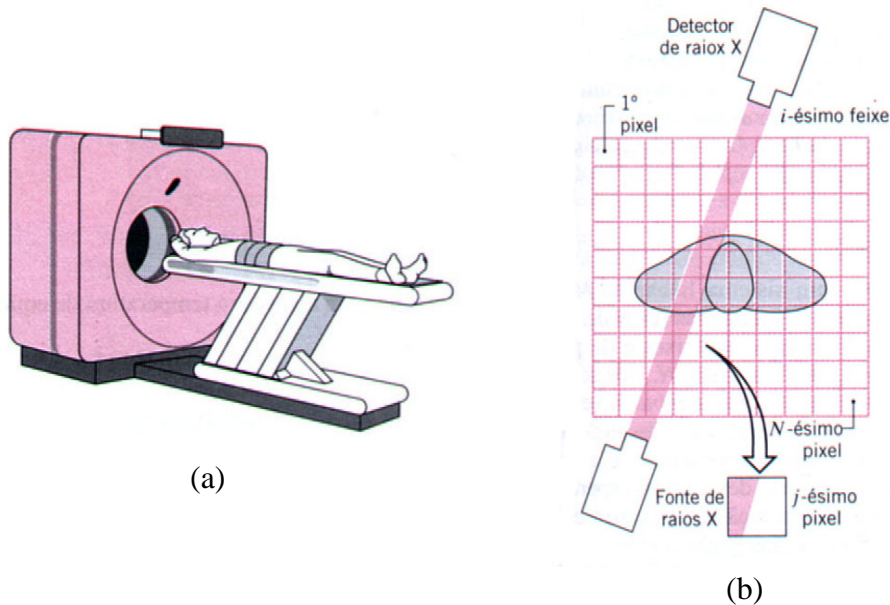


FIGURA 2.2 - Processo de aquisição de dados por CT [ANT 2001]. (a) Posição do paciente em relação ao equipamento de CT; (b) Trajetória de um feixe de raio-X através do corpo do paciente.

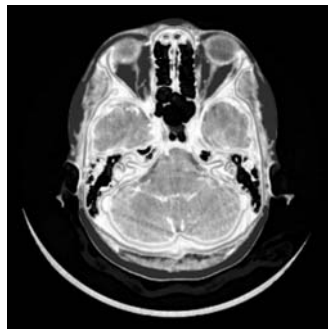


FIGURA 2.3 - Imagem gerada a partir de dados adquiridos via CT, correspondente a uma seção transversal de uma cabeça humana (cortesia do Centro de Radiologia do Hospital Moinhos de Vento de Porto Alegre-RS).



FIGURA 2.4 - Fatiagem de CT alinhadas formando um volume de dados tridimensionais (volume de dados cortesia da Universidade da Carolina do Norte).

A partir da técnica de aquisição de dados via CT, foram geradas as primeiras imagens digitais de dados volumétricos, no início dos anos 80, para a visualização de ossos. Porém, com o advento da modalidade de ressonância magnética (MRI), ainda na

metade da década de 80, imagens de tecidos moles se tornaram o foco das atenções médicas [UDU 2000]. Assim como nas imagens obtidas via CT, diferentes intensidades nas imagens de MRI correspondem a diferentes materiais do corpo (ossos, músculos e gorduras) (Figura 2.5).

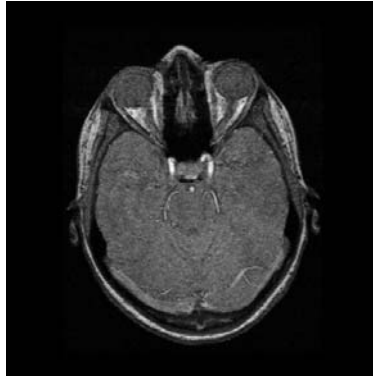


FIGURA 2.5 - Fatia de um volume adquirido via MRI, correspondente a uma seção transversal de uma cabeça humana (cortesia do Centro de Radiologia do Hospital Moinhos de Vento de Porto Alegre-RS).

A modalidade MRI utiliza o princípio físico da ressonância magnética nuclear dos átomos que possuem número ímpar de prótons ou nêutrons. Nesses casos, os átomos possuem um momento magnético resultante diferente de zero, podendo ser influenciados por campos magnéticos externos. No caso da MRI, o átomo mais utilizado é o hidrogênio, abundante nos tecidos do corpo humano. Quando os átomos de hidrogênio são submetidos a um campo magnético intenso e altamente uniforme (cerca de 1,5 tesla), seus momentos magnéticos tendem a se alinhar paralelamente a este campo. Durante o processo de aquisição das imagens, pulsos de radiofrequência (RF) são trocados entre o corpo do paciente e o sistema de bobinas do equipamento. Os pulsos de RF são absorvidos seletivamente pelos átomos de hidrogênio e desalinham momentaneamente seus momentos magnéticos. Quando os átomos retornam ao alinhamento original com o campo magnético uniforme, realizam um movimento de precessão, emitindo radiação eletromagnética que é captada por detectores. Esse fenômeno é chamado ressonância magnética. As diferentes características da radiação emitida são convertidas no valor do voxel ou brilho da imagem, sendo que a intensidade depende basicamente do tempo necessário para o átomo retornar ao alinhamento inicial, da concentração de hidrogênio nos tecidos (densidade), e da vizinhança ou ligações do átomo de hidrogênio.

Os cortes nas direções axial, sagital e coronal (Figura 2.6) são formados distorcendo temporariamente este campo magnético uniforme, gerando gradientes de intensidade ao longo das dimensões x, y e z.

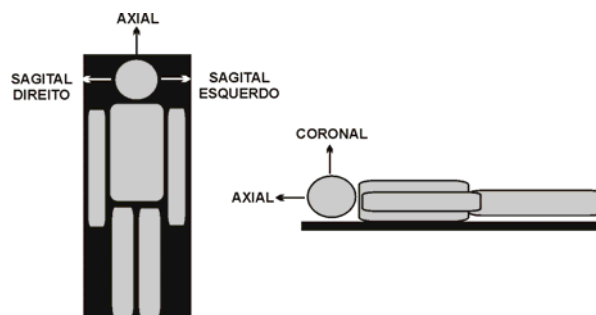


FIGURA 2.6 - Direções axial, coronal e sagital.

A MRI é uma poderosa modalidade não-invasiva de diagnóstico clínico e importante fonte de pesquisa biomédica. Esta técnica apresenta vantagens distintas sobre outros métodos de aquisição de imagens como o controle das direções, posições e amplitudes dos campos magnéticos, de forma a gerar imagens não apenas nos planos básicos axial, sagital e coronal, e o excelente contraste entre tecidos moles, obtidos através de variações nos campos magnéticos utilizados. Apesar da MRI destinar-se a imagens anatômicas, uma variação desta – a fMRI – produz imagens funcionais, que retratam a atividade metabólica dos órgãos. A fMRI pode ser utilizada, por exemplo, para o monitoramento de mudanças na quantidade de oxigênio em diferentes partes do cérebro, mostrando, assim, a atividade neurológica de cada região.

Nos anos 90, a CT ganhou um novo impulso com o advento da tecnologia espiral [PLU 97]. A CT espiral é uma variação da CT convencional que, ao invés de gerar dados volumétricos a partir do empilhamento das tomografias, permite a aquisição de dados volumétricos contínuos [PLU 97]. A CT espiral foi primeiramente apresentada em 1989.

O princípio básico da CT espiral, como a própria denominação “espiral” sugere, consiste no movimento de um tubo de raio-X e detectores ao redor do paciente, realizando a digitalização contínua de dados através de um caminho em forma de espiral (Figura 2.7) traçado pelos raios-X através do corpo. O caminho em forma de espiral representa um conjunto de dados volumétricos contínuo, o qual cobre uma região volumétrica específica da anatomia do paciente, sem interrupções espaciais ou temporais.

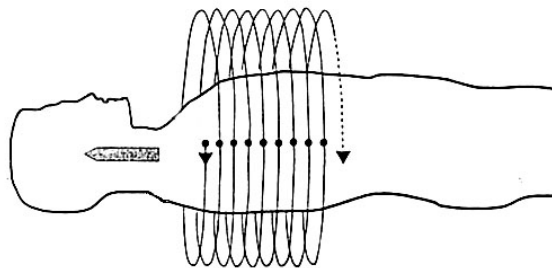


FIGURA 2.7 - Esquema da aquisição de dados via CT Espiral (adaptado de [UDU 2000]).

Com o aumento da velocidade de aquisição de dados via CT espiral, foram desenvolvidas novas aplicações, como, por exemplo, a angiografia CT espiral (CTA – *computed tomography angiography*) [UDU 2000]. A CTA constitui um método eficiente de geração de imagens de estruturas vasculares, sendo menos invasivo à saúde do paciente, em relação à angiografia convencional, e possibilitando a geração de dados volumétricos. Isto se dá, principalmente, porque a angiografia convencional limita-se à avaliação de poucas fatias de uma região do corpo do paciente, obtidas durante o efeito do agente de contraste injetado neste. Tal fato é decorrente do baixo tempo de tolerância que o corpo humano apresenta em relação à presença do agente no organismo – cerca de menos de um minuto.

Paralelamente ao uso da CTA, uma outra técnica de angiografia vem ganhando as atenções na área das imagens médicas – a angiografia por ressonância magnética ou, simplesmente, MRA. Em alguns protocolos de aquisição, MRA permite a geração de imagens de seções transversais de estruturas vasculares sem a necessidade da injeção de contraste (método não-invasivo), como ocorre na DSA e CTA, pois baseia-se na

exibição do fluxo do sangue através dos vasos sanguíneos como “manchas luminosas” e linhas, que se destacam entre os demais tecidos que aparecem escuros. Uma das principais vantagens da MRA em relação à CTA, está no fato de que nas imagens MRA não aparecem ossos junto com vasos sanguíneos, reduzindo a necessidade de segmentação.

## 2.4 Visualização em Imagens Médicas

O interesse na visualização de dados a partir de imagens destinadas a aplicações médicas – comumente referenciadas por imagens médicas – cresce a cada dia. A análise visual destes dados pode contribuir de forma significativa para a extração de informações relevantes que podem, por exemplo, auxiliar na definição de diagnósticos e prognósticos, no planejamento/monitoramento e intervenção cirúrgica por parte dos médicos, tendo, também, uma importante contribuição na área educacional.

Com o advento de técnicas de VV de dados, o médico passou a dispor de imagens digitais de dados relativos ao espaço tridimensional (dados 3D), os chamados dados volumétricos. Udupa [UDU 2000] define o processo de geração de uma imagem a partir de dados volumétricos como a operação que é realizada para adquirir uma imagem multidimensional que virá a facilitar a visualização, a manipulação e a análise da informação capturada nos dados que ela representa. Dessa forma, o propósito deste processo é a produção de informação quantitativa e qualitativa a partir de um dado conjunto de imagens multidimensionais pertencentes a um objeto ou a um sistema de objetos.

A pesquisa em VV aplicada à Medicina iniciou nos anos 70, tendo sua grande difusão em meados da década de 80, embora a validação e o estudo de usabilidade clínica destas imagens ainda sejam pouco explorados [UDU 2000]. Exemplos típicos de aplicações nas décadas de 80 e 90 são: cirurgias craniofacial [VAN 94], ortopedia, neurocirurgia [SOC 87] e radioterapia [FIS 91], cirurgias vascular [VAN 94] e torácica [RIT 93], obstetrícia, patologia microscópica [YOS 95], biologia celular [STE 94] e dermatologia [STI 93].

Utilizando técnicas de visualização volumétrica com imagens capturadas através de CT ou MRI, médicos podem não somente rotacionar, ampliar e visualizar os dados tridimensionalmente, mas também utilizar cores para distinguir um tipo de tecido de outro, bem como utilizar transparência ou opacidade para eliminar tecidos irrelevantes para estudo, durante a visualização (Figura 2.8). Por outro lado, aliando técnicas de visualização volumétrica a imagens capturadas com ultrassonografia, PET e SPECT, os médicos conseguem monitorar o desenvolvimento de fetos e encontrar tumores malignos, coágulos sanguíneos ou outras formações prejudiciais [LIC 98].

Uma outra técnica de VV de imagens médicas que vem despertando atenções a cada dia é a visualização de dados multimodais [ZUI 95] [WEL 96]. Tal técnica permite a análise em conjunto, numa única imagem, de dados obtidos em exames de modalidades diferentes (por exemplo, MRI e PET). Assim, a imagem resultante deste processo traz informações relativas tanto à anatomia quanto à fisiologia do corpo humano (Figura 2.9). [SIL 2000] e [MAN 2002], desenvolvidos junto ao PPGC/UFRGS, são exemplos de estudos recentes nesta área.

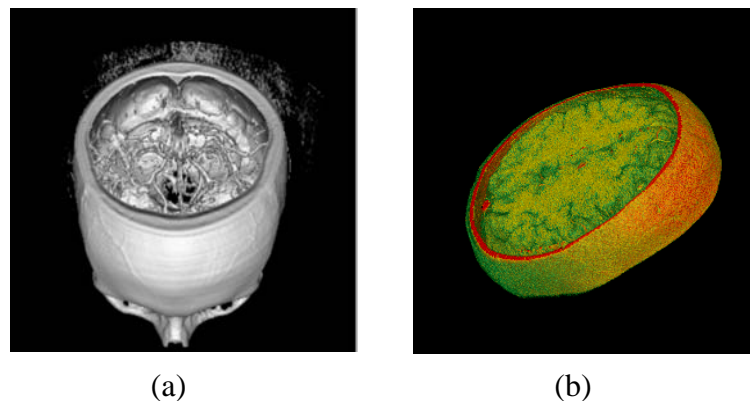


FIGURA 2.8 - Imagens gerada por VV (cortesia do Centro de Radiologia do Hospital Moinhos de Vento de Porto Alegre-RS): (a) Imagem de dados volumétricos obtidos via CTA espiral de estruturas vasculares do cérebro; (b) Imagem gerada a partir de dados adquiridos através da MRA relativa a um corte de uma cabeça humana, onde estruturas diferentes (pele, estruturas vasculares, cérebro) foram isoladas por diferentes cores.

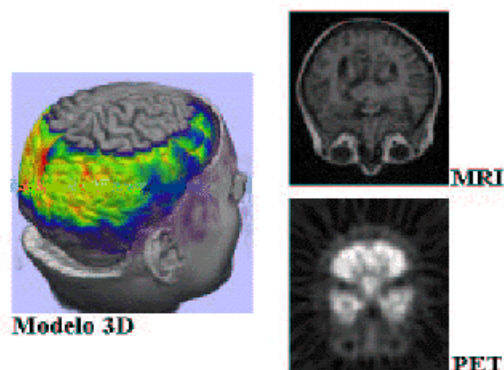


FIGURA 2.9 - Exemplo da técnica de visualização de dados multimodais, onde um volume de dados obtido via MRI foi reconstruído e combinado a dados do mesmo volume obtido via PET [MAN 2002].

Assim, nota-se que a geração de imagens digitais a partir de técnicas de visualização de dados médicos propicia, à ciência médica, novos meios de análise do corpo humano. Técnicas de VV, em especial, permitem a visualização do relacionamento espacial entre estruturas internas ao corpo que, em uma imagem de dados 2D, dificilmente poderia ser analisado. Além da anatomia, a possibilidade da visualização de dados volumétricos relacionados à atividade fisiológica dos órgãos ou, mesmo, a visualização de dados relativos à anatomia e à fisiologia em uma única imagem (visualização de dados multimodais) serve de apoio à tomada de decisão por parte dos médicos.

## 3 Visualização Volumétrica

*Este capítulo tem por objetivo uma apresentação sucinta da área de Visualização Volumétrica (VV), abordando seus principais aspectos e algoritmos, com um enfoque especial no algoritmo de ray casting – base deste trabalho.*

### 3.1 Conceitos

Com o avanço da tecnologia computacional, técnicas de Computação Gráfica passaram a ser utilizadas para representar graficamente dados associados a entidades ou fenômenos naturais, tanto coletados como simulados. A partir de meados da década de 80, essas técnicas passaram a exercer um papel de fundamental importância para as mais diversas áreas, passando a constituir uma área de pesquisa separada da Computação Gráfica, denominada Visualização Científica [MCC 87]. Esta área engloba o desenvolvimento de técnicas de visualização de dados para auxiliar a solução de problemas, facilitando a análise de dados complexos em várias áreas de pesquisa científica. Como tecnologia, no contexto da computação, permite um melhoramento nos mecanismos de interação homem-computador.

A principal meta das técnicas de Visualização Científica é facilitar o entendimento de um determinado problema a partir da representação visual dos dados relacionados. Dentro deste contexto, a Visualização Volumétrica (VV) é empregada especificamente para a exploração visual de dados volumétricos (dados relativos a posições no espaço 3D).

A idéia básica da VV consiste em “sintetizar” as informações provenientes de um conjunto de dados volumétricos em uma única imagem, de forma que se tenha a impressão de estar olhando para os objetos reais, representados pelos dados contidos no volume. Esta forma de visualização foi primeiramente apresentada no final da década de 80, por Marc Levoy [LEV 88] [LEV 90]. A VV é largamente aplicada no campo da Medicina, mas também tem importância em outros campos científicos, como Geociências, Astrofísica, Química, Microscopia, Engenharia Mecânica, Meteorologia, entre outros.

Elvins [ELV 91] comentava que, para as técnicas de VV serem efetivamente úteis, as imagens geradas deveriam apresentar fidelidade em relação aos dados originais, possibilitando a manipulação da representação visual, com um tempo de geração razoavelmente rápido em relação à tarefa para a qual a imagem está voltada. Estas observações continuam válidas para as técnicas atuais.

#### 3.1.1 Taxonomia da Visualização Volumétrica

A VV engloba a análise e entendimento de dados volumétricos, a síntese de objetos volumétricos através de um modelo computacional, a transformação, manipulação e interação com os dados e a geração de imagens a partir de conjuntos de dados complexos.

Kaufman [KAU 91] propõe uma taxonomia de VV que apresenta etapas alternativas para a obtenção de imagens de dados volumétricos, podendo ser observada na Figura 3.1.

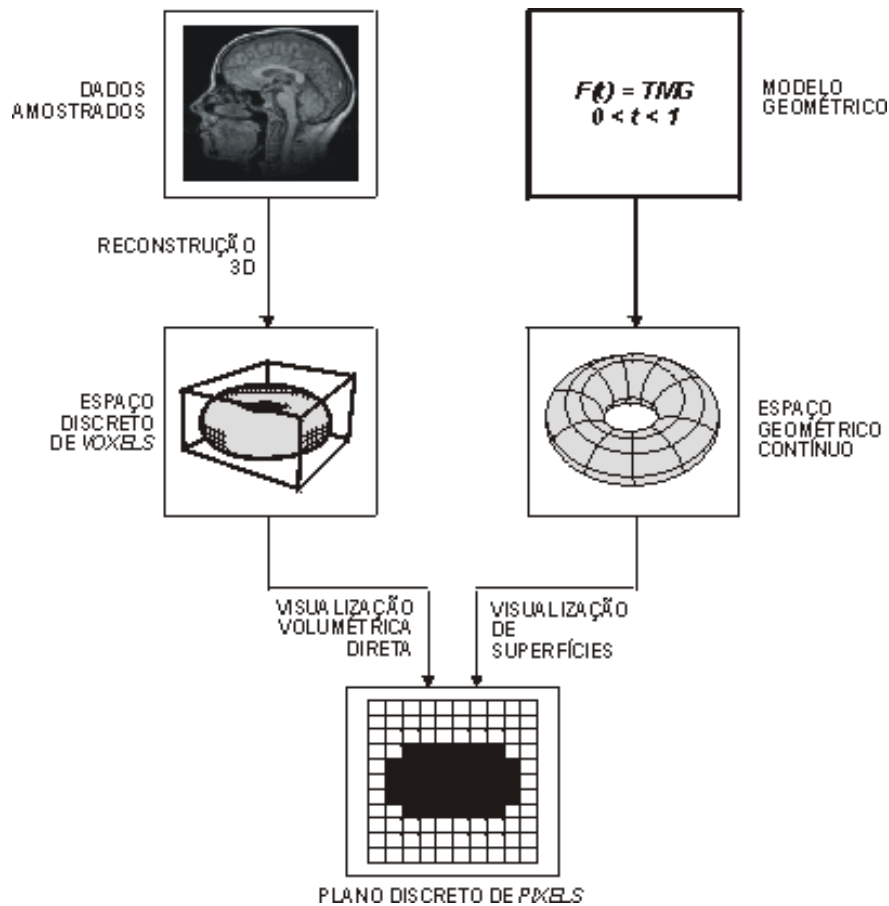


FIGURA 3.1 - Taxonomia da VV (adaptada de [KAU 91]).

Os dados utilizados para gerar o volume podem ser amostrados, adquiridos através de um dispositivo de aquisição de imagens, gerados por modelos computacionais ou construídos a partir de modelos geométricos.

Os dados amostrados na Figura 3.1 pertencem a um espaço discreto bidimensional (2D) e correspondem a objetos reais ou simulados, usualmente organizados como uma seqüência de cortes transversais que constituem imagens de dados 2D, informalmente chamadas de “fatias”. As fatias são empilhadas e, a partir de interpolação entre os dados destas, gera-se o volume de dados ou dados 3D (*voxels*), pertencente a um espaço discreto tridimensional que é freqüentemente organizado como uma grade regular. Atualmente, além desta forma de geração de dados volumétricos a partir da interpolação de dados 2D, existem mecanismos que permitem a aquisição direta do volume de dados, sem que este esteja organizado em “fatias”.

Já os dados volumétricos gerados a partir de modelos geométricos são, inicialmente, representados por uma lista de polígonos ou superfícies definidos geométrica ou parametricamente em um espaço contínuo 3D. A representação do modelo geométrico é, então, convertida ao espaço discreto 3D (processo conhecido por “voxelização”) gerando um conjunto de dados volumétricos (para maiores detalhes ver [KAU 91]). Tal conversão integra tanto técnicas tradicionais da Computação Gráfica como técnicas de VV.



Os dados volumétricos – tanto amostrados como gerados – podem ser categorizados, em relação ao grau de discretização, em isotrópicos ou anisotrópicos. Dados volumétricos isotrópicos possuem o mesmo grau de discretização nas dimensões “x”, “y” e “z” (Figura 3.2), como, por exemplo, um volume de dimensões 256 x 256 formado por 256 fatias. Já os volumes de dados anisotrópicos, ao contrário do exemplo anterior, não apresentam o mesmo intervalo espacial de amostragem para as três dimensões.

### Volume de Dados

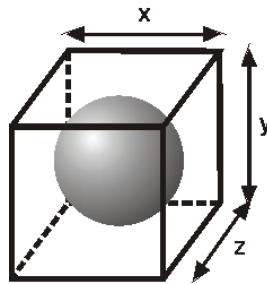


FIGURA 3.2 - Volume de dados e suas dimensões “x”, “y” e “z”.

Após a obtenção do volume de dados, é realizada a visualização do conjunto. Para tanto, deve-se optar por uma das duas modalidades principais da VV: visualização de superfícies – *surface rendering* – e visualização volumétrica direta (VV direta) – *direct volume rendering* ou, simplesmente, *volume rendering* [KAU 91]. Brodlie e Wood [BRO 2001] distinguem, ainda, uma terceira modalidade de VV: a visualização de “fatias” do volume ou *slicing*.

Os algoritmos de visualização de superfícies exibem os volumes através de superfícies extraídas a partir dos dados volumétricos, processo também chamado de *isosurfacing* ou *surface extraction*. Estas superfícies são modelos geométricos que podem ser exibidos eficientemente através de métodos convencionais de Computação Gráfica. Como tais superfícies são aproximações das estruturas internas encontradas no volume, têm a vantagem de garantir eficiência na geração da imagem, mas ainda sofrem pelas limitações inerentes a aproximações.

Diferentemente da visualização de superfícies, as técnicas de VV direta são caracterizadas por tratar diretamente dados relativos a posições no espaço 3D, gerando a imagem à medida que o conjunto de dados é consultado.

Dentre as técnicas de VV direta, existem duas categorias de algoritmos: a *image order* e a *object order* [KAU 91]. Na categoria *image order*, também chamada *backward rendering*, a imagem é processada a partir da computação de elementos do plano de projeção da imagem em direção ao volume de dados. Já nos métodos *object order*, ou *forward rendering*, o processo de geração da imagem é inverso ao anterior, com a computação dos elementos partindo do volume em direção ao plano de projeção.

### 3.1.2 Etapas da Visualização Volumétrica

O processo de VV é formado por várias etapas que podem ser sintetizadas no *pipeline* apresentado na Figura 3.3. Este *pipeline* de VV foi adaptado do *pipeline* proposto por Kaufman [KAU 91]. Note-se que todas as etapas descritas não precisam ser necessariamente realizadas; a omissão de uma ou outra etapa dependerá da modalidade de visualização escolhida (visualização de superfícies ou VV direta).

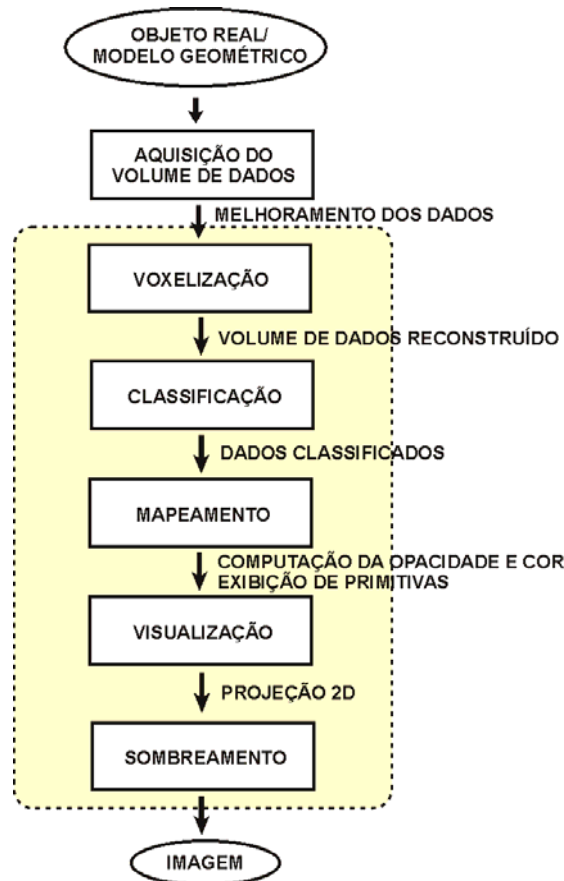


FIGURA 3.3 - *Pipeline* da VV (adaptado de [KAU 91]).

Como pode ser observado na Figura 3.3, antes do processo de VV propriamente dito, é realizada a aquisição/geração dos dados onde o volume de interesse (objeto que se deseja visualizar) é selecionado eliminando-se, dessa forma, informações irrelevantes para o processo de visualização e reduzindo o conjunto de dados [UDU 2000]. Tal como pode ser observado na Figura 3.1, os dados volumétricos (3D) podem ser amostrados ou construídos a partir de modelos geométricos.

Os dados 3D podem ser, então, preparados para a visualização de forma a ficar mais informativos, ou seja, transmitir somente as informações relevantes. Para tanto, são utilizadas técnicas da área de Processamento de Imagens, como o realce e a aplicação de filtros (visando eliminar artefatos indesejáveis), e transformações geométricas. A próxima etapa consiste na voxelização, onde o volume de dados é reconstruído através dos dados adquiridos.

Após o pré-processamento do volume de dados, ocorre a etapa de classificação, na qual os diferentes materiais contidos no volume são associados a propriedades ópticas. Para a visualização de superfícies, a classificação implica na definição de um valor (intensidade do *voxel*) que constituirá o limiar entre dois materiais diferentes. Esta classificação é denominada binária, por permitir a separação do volume em “objeto de interesse” e “fundo”. Já na etapa de classificação na VV direta os materiais constituintes do volume (ossos, tecidos e gorduras) são identificados e diferenciados com base nos valores de intensidades e/ou valores de magnitude do gradiente apresentados pelo *voxels*.

O próximo estágio é o mapeamento dos *voxels* correspondentes às estruturas classificadas anteriormente em atributos visuais. Na visualização de superfícies, os *voxels* constituintes do volume são traduzidos para primitivas geométricas, como malhas de polígonos, através do uso de algum algoritmo de extração de superfícies. Na VV direta, os *voxels* classificados são diretamente consultados e, através da utilização de funções de transferência, têm seus valores mapeados para cor e opacidade.

Por fim, é realizada a etapa de visualização propriamente dita, onde os *voxels* passam pelo processo de sombreamento e são projetados de modo a formar a imagem final, pixel-a-pixel. Usualmente, tanto a visualização de superfícies como a VV direta utilizam o sombreamento baseado no cálculo do vetor gradiente.

## 3.2 Visualização Volumétrica Direta

Uma imagem gerada a partir da VV direta sofre influência de vários aspectos, como a origem do volume de dados, os parâmetros utilizados durante o processo de visualização e o algoritmo de visualização escolhido. Embora o algoritmo utilizado para a geração das imagens seja de extrema importância, os parâmetros têm um papel fundamental na aparência final da imagem, podendo ocasionar a geração de diferentes imagens a partir de um mesmo volume de dados e do mesmo algoritmo de VV direta.

A seguir, serão apresentados os principais algoritmos empregados no processo de VV direta bem como os principais parâmetros que influenciam no processo de *rendering* de dados volumétricos.

### 3.2.1 Algoritmos

Nesta seção, são apresentados os três principais algoritmos empregados para VV direta. O primeiro algoritmo apresentado é o *splatting*, que emprega a técnica *object-order* para a geração das imagens. A seguir, discute-se o algoritmo de *ray casting* – principal representante da VV direta – que, ao contrário do *splatting*, emprega a técnica *image-order*. Por fim, é apresentado o algoritmo *shear-warp*, que mescla ambas abordagens anteriores, empregando tanto a *object-order* como a *image-order*.

#### A) Splatting

O algoritmo de *splatting* [WES 90] segue a técnica *object-order*, começando com a projeção dos *voxels* do volume de dados em direção ao plano da imagem, classificando o valor de intensidade de cada *voxel* de acordo com funções de transferência de cor e opacidade. Após a classificação, os *voxels* são iluminados de acordo com o vetor gradiente.

A seguir, a contribuição de cada *voxel* para a imagem final é calculada. O *splatting* utiliza um filtro de reconstrução – *kernel* – para calcular a extensão da projeção do *voxel* sobre o plano da imagem. Esta projeção é chamada de *footprint* e, em projeções ortográficas, é a mesma para todos os *voxels*, podendo, assim, ser gerada em uma etapa de pré-processamento.

A cor e a opacidade de cada *voxel* são compostos pelos *pixels* já processados, considerando a atenuação provocada pela aplicação do *footprint*. Pode-se considerar o *footprint* como sendo um tabela que determina como o *voxel* será “arremessado” sobre o plano da imagem. Desse modo, a contribuição do *voxel* é maior no centro de projeção sobre o plano da imagem e menor na periferia da mesma (Figura 3.4). Quando um determinado *pixel* do plano de projeção acumula opacidade próxima de 1.0, este *pixel* não precisa mais ser processado.

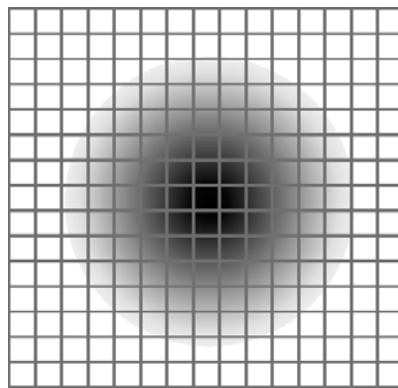


FIGURA 3.4 - Contribuição de um *voxel* sobre o plano da imagem.

O algoritmo de *Splatting*, apesar de gerar imagens de alta qualidade, apresenta a desvantagem de ser muito sensível ao tamanho do *footprint*; tabelas pequenas geram imagens com muitos artefatos enquanto tabelas maiores suavizam demais a imagem do volume.

## B) Ray Casting

O algoritmo de *ray casting* é o algoritmo mais difundido para VV direta, estando disponível em várias ferramentas, como no VTK (*Visualization Toolkit*) [SCH 98] [SCH 00]. Conforme proposto por Levoy [LEV 88], o *ray casting* consiste no lançamento de raios do observador em direção à cena, com a computação dos objetos que aparecem em cada posição da imagem. Os elementos básicos formadores do algoritmo de *ray casting* são o volume de dados, o plano de projeção da imagem, o raio traçado e os pontos de amostragem (Figura 3.5).

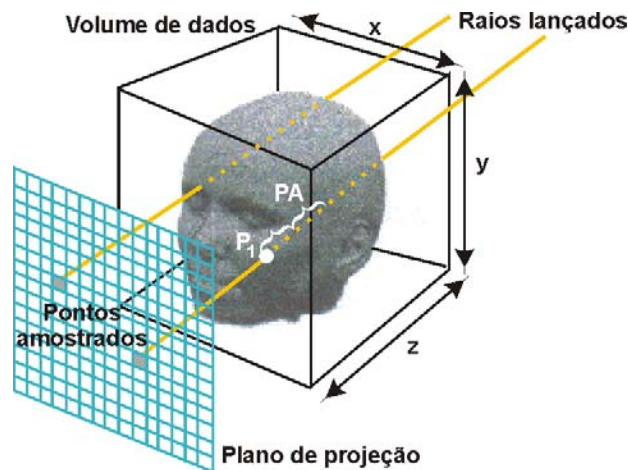


FIGURA 3.5 - Esquema do funcionamento do algoritmo de *ray casting* (volume de dados obtido via CT; cortesia da Universidade da Carolina do Norte).

O *volume de dados* é um *array* 3D, onde cada elemento ( $V_x$ ,  $V_y$ ,  $V_z$ ) corresponde a um *voxel*. Os *voxels* representam grandezas como intensidade ou valor da função amostrada ou, ainda, magnitude do vetor gradiente que podem ser mapeados para opacidade e cor. O *plano de projeção* representa o anteparo onde a imagem gerada será projetada. O *raio lançado* intercepta o volume (ponto  $P_1$ , na Figura 3.5), somando as contribuições (cor e opacidade) atribuídas aos *voxels* atravessados por este. Cada um dos segmentos constantes nos quais o raio lançado é dividido define um *ponto de amostragem* dentro do volume. O comprimento destes segmentos constitui o passo de amostragem (distância PA, na Figura 3.5).

O algoritmo de *ray casting* começa com o *lançamento de raios*, onde são calculados os pontos de intersecção entre estes e o volume de dados. Estes pontos de intersecção correspondem aos pontos onde será realizada a *amostragem*.

A ordem de processamento do *ray casting*, segue, em geral, o seguinte *pipeline*:

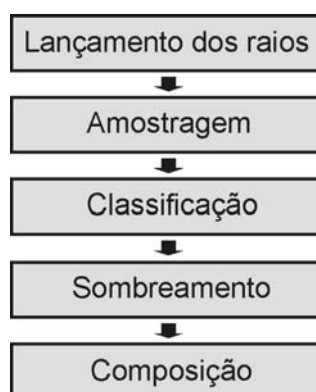


FIGURA 3.6 - *Pipeline* do algoritmo de *ray casting*, tal como implementado no VTK [SCH 98] [SCH 2000].

- **Lançamento de Raios**

A primeira etapa do processamento do *pipeline* consiste no lançamento de raios, onde são calculados os pontos de intersecção entre tais raios e o volume de dados, de acordo com um determinado intervalo controlado através do parâmetro “passo de amostragem” (PA). Estes pontos de intersecção correspondem aos pontos onde serão realizadas a amostragem e a classificação. Quanto menor o valor do PA, maior definição ganha a imagem (Figura 3.7), ao preço de um alto custo computacional.

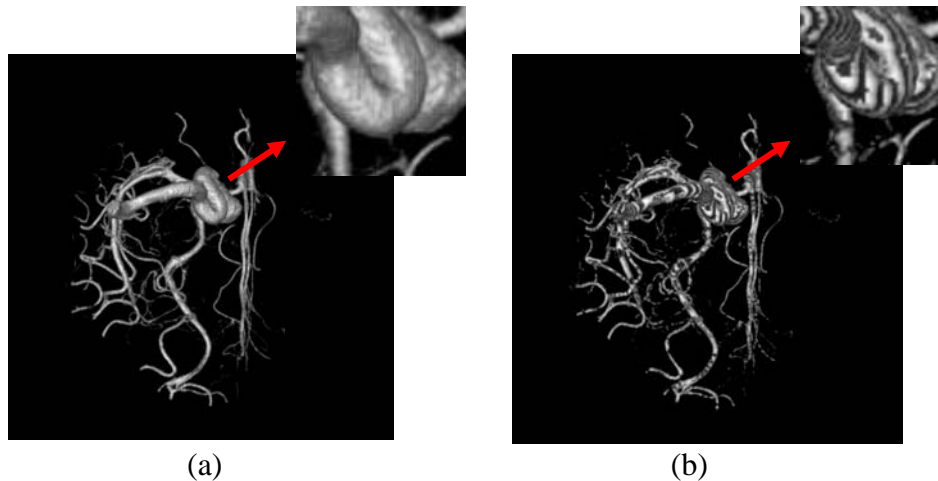


FIGURA 3.7 - Imagens\* de estruturas vasculares cerebrais geradas por *ray casting* com diferentes passos de amostragem (volume de dados obtido do *site* <http://www.gris.uni-tuebingen.de/areas/scivis/volren/datasets/datasets.html>).

(a) PA = 0.2; (b) PA = 3.0

- **Amostragem**

A etapa de amostragem é realizada efetuando-se o cálculo do valor de intensidade do volume no ponto de amostragem, através da interpolação dos valores de intensidades dos *voxels* mais próximos ao ponto amostrado. Dois tipos de interpolação são comumente empregados para a realização da amostragem: interpolação trilinear e interpolação pelo vizinho mais próximo.

A interpolação pelo vizinho mais próximo utiliza um único *voxel* para determinar o valor do ponto amostrado sobre o raio. Embora tal método seja, freqüentemente, referenciado como “interpolação”, a operação realizada para a determinação do valor do ponto amostrado é, na verdade, uma atribuição do valor do *voxel* mais próximo ao referido ponto. No caso da interpolação trilinear, o valor do ponto amostrado é determinado a partir de interpolações lineares realizadas com os oito *voxels* vizinhos mais próximos de tal ponto.

As imagens geradas por interpolação trilinear apresentam melhor definição do que as imagens geradas pelo método do vizinho mais próximo (Figura 3.8), embora o custo computacional seja sensivelmente maior (cerca de 36%).

---

\* Todas as imagens dos volumes apresentadas nesta seção foram geradas com o algoritmo de ray casting implementado a partir de funções da biblioteca VTK [SCH 98] [SCH 2000]

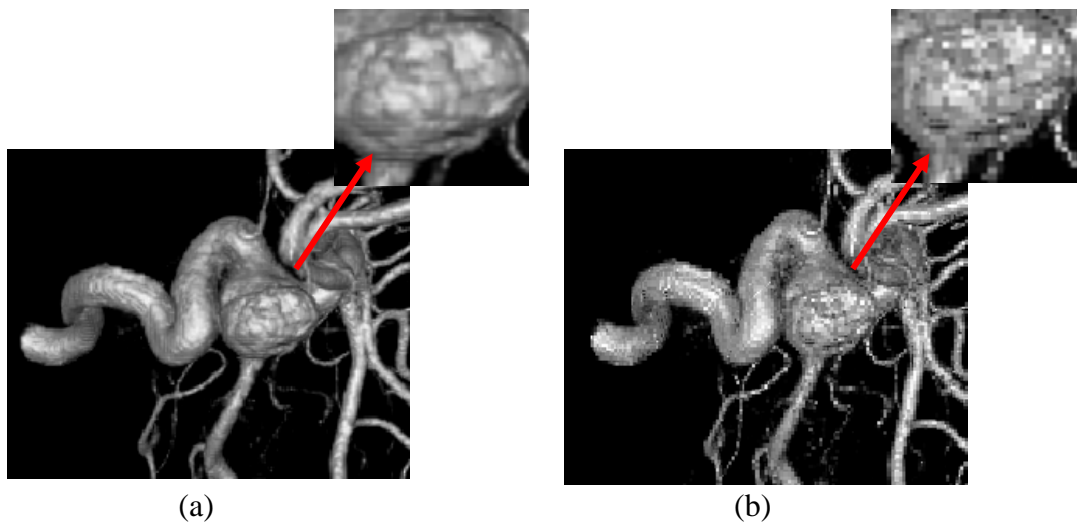


FIGURA 3.8 - Imagens geradas por *ray casting* com diferentes tipos de interpolação, a partir dos mesmos dados da Figura 3.7. (a) interpolação trilinear; (b) interpolação pelo vizinho mais próximo.

- **Classificação**

A próxima etapa consiste na classificação do ponto amostrado para a determinação de atributos visuais como cor e opacidade, possibilitando a visualização do volume com regiões coloridas, semitransparentes e/ou permitindo a exibição de estruturas internas do volume. Os valores de cor  $C_p$  e opacidade  $O_p$  que serão associados ao ponto amostrado podem ser determinados segundo as Equações 3.1 e 3.2,

$$O_p = fo(par) \quad (3.1)$$

$$C_p = fc(par) * O_p * L \quad (3.2)$$

onde  $fo$  e  $fc$  são funções que realizam a classificação e retornam valores de cor e opacidade para o ponto  $P$ , de acordo com os parâmetros  $par$  associados ao ponto. Os parâmetros mais utilizados no processo de classificação são a intensidade no ponto amostrado e a magnitude do gradiente da intensidade naquele ponto. O cálculo da cor da amostra  $C_p$  pode produzir tanto níveis de cinza, como cores, no sistema RGB (cálculo para as três componentes), e é atenuado pela opacidade  $O_p$  e pela intensidade da luz  $L$ .

Os mapeamentos para níveis de opacidade e cores são geralmente utilizados para a realização de uma classificação simples dos dados do volume, onde valores de intensidades considerados com fundo (*background*) ou que não contribuem para a imagem final são mapeados para opacidade 0.0, ou seja, transparentes. Os valores de intensidades restantes podem ser associados a diferentes materiais (como, por exemplo, ossos, tecidos moles, pele, no caso de imagens médicas) através do mapeamento destes para níveis diferentes de cor e opacidade.

A Figura 3.9 mostra duas imagens diferentes obtidas através do mapeamento de valores de intensidades dos *voxels* do volume obtido via tomografia computadorizada, para diferentes níveis de opacidade mantendo a imagem em tons de cinza. Na imagem (a), as intensidades correspondentes à pele foram mapeadas para opacidade 1.0 (totalmente opaco); como tecidos moles e ossos apresentam intensidades superiores à intensidade da pele, estão atrás desta e, portanto, encobertos (embora também estejam mapeados para opacidade 1.0). A imagem (b), por sua vez, traz apenas visíveis os ossos do crânio que foram mapeados para opacidade 1.0, as demais intensidades foram mapeadas para transparentes (opacidade 0.0).

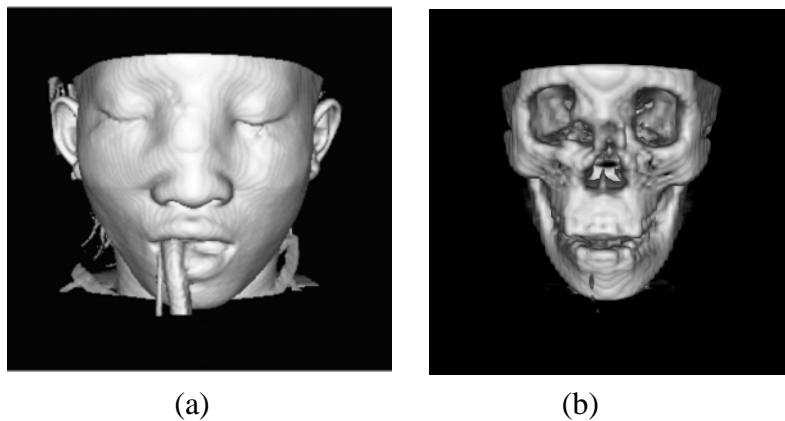


FIGURA 3.9 - Intensidades de *voxels* mapeadas para diferentes níveis de opacidade: (a) intensidades correspondentes à pele mapeadas para opacidade 1.0; (b) intensidades relativas aos ossos do crânio mapeadas para opacidade 1.0 e demais intensidades mapeadas para opacidade 0.0 (volume de dados correspondente a uma cabeça de mulher obtido via CT e disponibilizado juntamente à biblioteca VTK [SCH 98] [SCH 2000]).

Já a Figura 3.10 apresenta estruturas visualizadas em um corte de uma cabeça humana, obtida via MRA, mapeadas para níveis de opacidade e de cores, estas últimas no sistema RGB. Nas imagens (a) e (b), podem ser observadas diferentes estruturas (pele, tecidos moles, vasos sanguíneos), sendo que as estruturas de maiores intensidades (osso do crânio e vasos sanguíneos) foram mapeadas para vermelho. Já na imagem (c), estão somente visíveis os vasos sanguíneos do cérebro, as demais estruturas foram mapeadas para opacidade 0.0 (totalmente transparente).



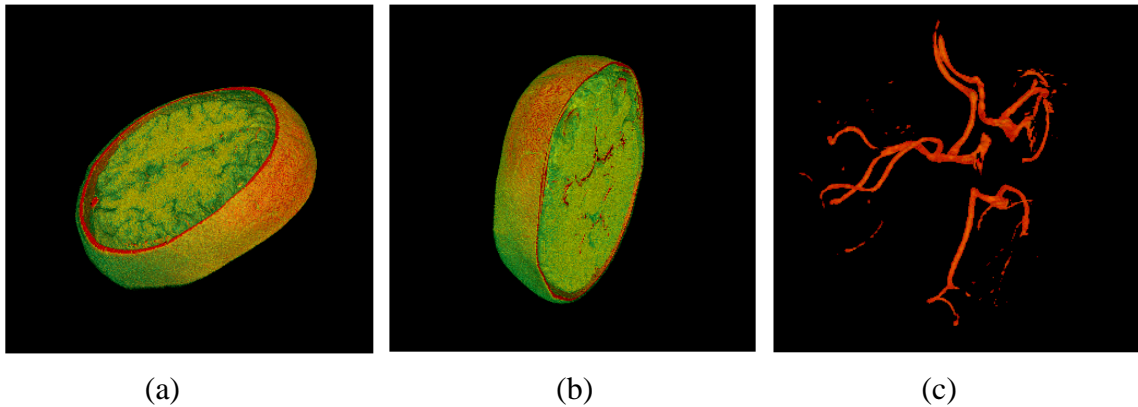


FIGURA 3.10 - Intensidades de *voxels* mapeadas para diferentes níveis de opacidade e de cor (volume cortesia do Centro de Radiologia do Hospital Moinhos de Vento de Porto Alegre-RS). Imagens (a) e (b) trazem vistas de um corte de uma cabeça humana, onde estruturas diferentes foram diferenciadas por cores; a imagem (c) apresenta estruturas vasculares cujas intensidades foram mapeadas para opacidade 1.0 e cor vermelha, enquanto as demais estruturas foram mapeadas para opacidade 0.0.

A possibilidade do mapeamento dos valores de magnitude do gradiente dos *voxels* de um volume para níveis de opacidade permite a eliminação de estruturas homogêneas da imagem, podendo evidenciar, desta forma, regiões de transição entre estruturas diferentes e/ou delgadas. Como o valor da magnitude do gradiente é maior em regiões entre ossos, tecidos moles e pele, pode-se exibir, em uma mesma imagem, diferentes estruturas internas. A Figura 3.11 apresenta um exemplo da utilização deste tipo de mapeamento.

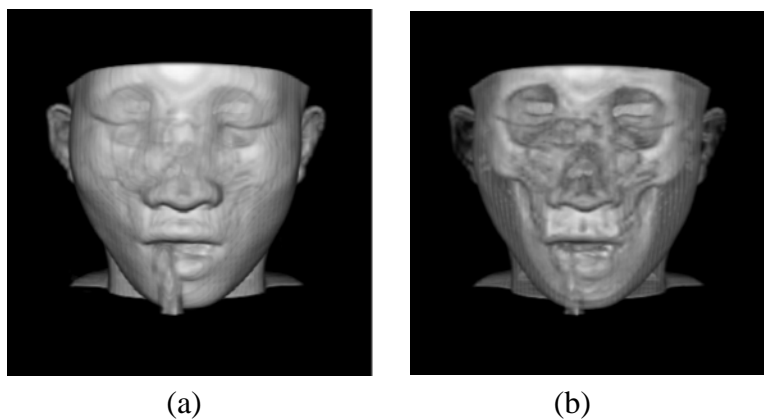


FIGURA 3.11 - Intensidades de *voxels* mapeadas para diferentes níveis de opacidade. Na imagem (a), podem ser notados os tecidos moles e a silhueta dos ossos do crânio sob a pele, pois o valor de opacidade relativos aos tecidos moles foram mapeados de modo a torná-los semi-transparentes. Na imagem (b), os ossos do crânio estão mais evidenciados sob a pele uma vez que os valores de opacidade referentes aos tecidos moles foram mapeados para transparente.

- **Sombreamento:**

Após as fases de amostragem e classificação, o passo seguinte consiste no sombreamento de cada ponto amostrado e classificado. A etapa de sombreamento corresponde à determinação da intensidade de iluminação sobre o ponto amostrado de acordo com o vetor gradiente local, que é uma aproximação do vetor normal a uma superfície que conteria o ponto [LOR 87]. O VTK emprega um modelo de sombreamento similar ao modelo Gouraud [FOL 90] utilizado na biblioteca gráfica OpenGL [WOO 99] onde, em cada vértice de um objeto, é calculado um vetor normal  $\vec{N}$  que é a média das normais das faces que compartilham o vértice (ver Figura 3.12). No cálculo do sombreamento, é empregado o modelo de reflexão de Phong, que utiliza os coeficientes de reflexão ambiente, especular e difusa do objeto para calcular a intensidade de iluminação sobre cada ponto amostrado.

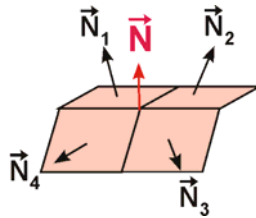


FIGURA 3.12 - Esquema de computação do vetor normal  $\vec{N}$  no modelo de sombreamento de Gouraud para um tetraedro com vetores  $\vec{N}_1$ ,  $\vec{N}_2$  e  $\vec{N}_3$  normais às faces que compartilham  $\vec{N}$ .

O cálculo do vetor gradiente sobre um ponto amostrado do volume é realizado, geralmente, através do método das diferenças finitas, proposto por Levoy [LEV 88], segundo a Equação 3.3. Neste método, o vetor gradiente sobre um ponto é computado com a utilização dos seis *voxels* vizinhos mais próximos, alinhados em pares, nas direções  $x$ ,  $y$  e  $z$ .

$$\nabla f(x_i) = \nabla f(x_i, y_j, z_k) \approx \begin{pmatrix} \frac{1}{2}(f(x_{i+1}, y_j, z_k) - f(x_{i-1}, y_j, z_k)), \\ \frac{1}{2}(f(x_i, y_{j+1}, z_k) - f(x_i, y_{j-1}, z_k)), \\ \frac{1}{2}(f(x_i, y_j, z_{k+1}) - f(x_i, y_j, z_{k-1})) \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

Além do método das diferenças finitas, outros métodos também são bastante utilizados para o cálculo do gradiente: o método das diferenças intermediárias, semelhante ao método anterior, porém com a utilização de dois vizinhos adjacentes no cálculo de cada componente do gradiente, e o operador tridimensional de Sobel, que utiliza os 26 vizinhos mais próximos do *voxel* em questão, gerando resultados mais precisos porém a um alto custo computacional.

- **Composição**

Por fim, é realizada a composição dos valores de cor e opacidade obtidos para cada ponto de amostragem, gerando a cor final do *pixel* referente ao raio lançado. Esta composição pode ser expressa como as equações apresentadas por Levoy [LEV 90] e transcritas nas Equações 3.4 e 3.5.

$$O_{raio} = O_{raio} + O_p * (1 - O_{raio}) \quad (3.4)$$

$$C_{raio} = C_{raio} + C_p * (1 - O_{raio}) \quad (3.5)$$

onde:

$O_{raio}$  = opacidade total computada ao longo do raio

$O_p$  = opacidade de um ponto sobre o raio

$C_p$  = cor de um ponto sobre o raio

Esta composição corresponde a uma “mistura” *front-to-back* das opacidades e das cores obtidas dos pontos amostrados (ver equação 3.1), sendo que a composição da cor é ponderada pelos valores de opacidade  $O_{raio}$ .

Na etapa de composição realizada pelo algoritmo de *ray casting* é possível determinar a ordem pela qual serão realizadas as etapas de amostragem e classificação, condição esta que influencia, diretamente, no aspecto final da imagem gerada.

No caso da ordem amostragem-classificação, a amostragem é realizada efetuando-se um cálculo do valor de intensidade do volume no ponto de amostragem, através da interpolação dos valores de intensidades dos *voxels* mais próximos ao ponto amostrado. Parte-se, então, para a classificação do ponto amostrado em função de opacidade e cor, através da aplicação das funções de transferência. Já em relação à ordem classificação-amostragem, é realizada a classificação dos valores dos oito vértices da célula que contém o ponto cujo valor será computado, de acordo com as funções de transferência de cor e opacidade. Estes valores são, então, interpolados e o valor final é atribuído ao ponto amostrado. Normalmente, imagens geradas a partir da ordem classificação-amostragem apresentam borramento e artefatos quando comparadas com as imagens geradas por amostragem-classificação (Figura 3.13).

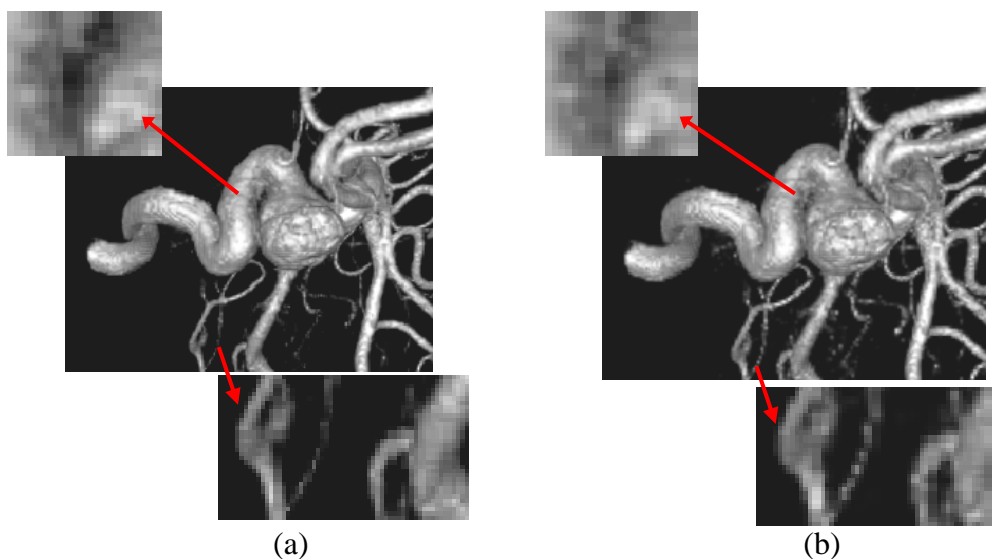


FIGURA 3.13 - Imagens geradas por *ray casting* com diferentes ordens de amostragem e classificação. (a) amostragem-classificação; (b) classificação-amostragem

### C) Shear Warp

O algoritmo de *shear-warp* [LAC 94] combina as vantagens apresentadas tanto em algoritmos que trabalham segundo o método *object-order* (*splatting*) como também os que empregam o método *image-order* (*ray casting*). Para tanto, aplica-se um cisalhamento (*shear*) nas fatias do volume, fazendo com que as coordenadas dos dados passem para um sistema de coordenadas intermediário, onde os raios de visão são transversais às fatias do volume (Figura 3.14 (a)).

A composição e projeção das fatias no novo sistema de coordenadas gera uma imagem intermediária distorcida que será corrigida posteriormente através de uma transformação de *warp*. Esta transformação é realizada em 2D, através de raios lançados perpendicularmente às fatias do volume, e restaura as dimensões verdadeiras para a imagem final (Figura 3.14 (b)).

Na implementação original do algoritmo *shear-warp*, são usadas estruturas do tipo RLE (*run length encoding*) [LAC 94] para agilizar o processamento dos *voxels* nas fatias e *pixels* na imagem intermediária. Com o uso desta codificação, gerada em etapa de pré-processamento, os *voxels* transparentes e os *pixels* já opacos podem ser facilmente ignorados. Geralmente, o algoritmo de *shear-warp* apresenta um ganho de velocidade de 5 a 10 vezes em relação ao algoritmo de *ray casting* [CAR 2000].

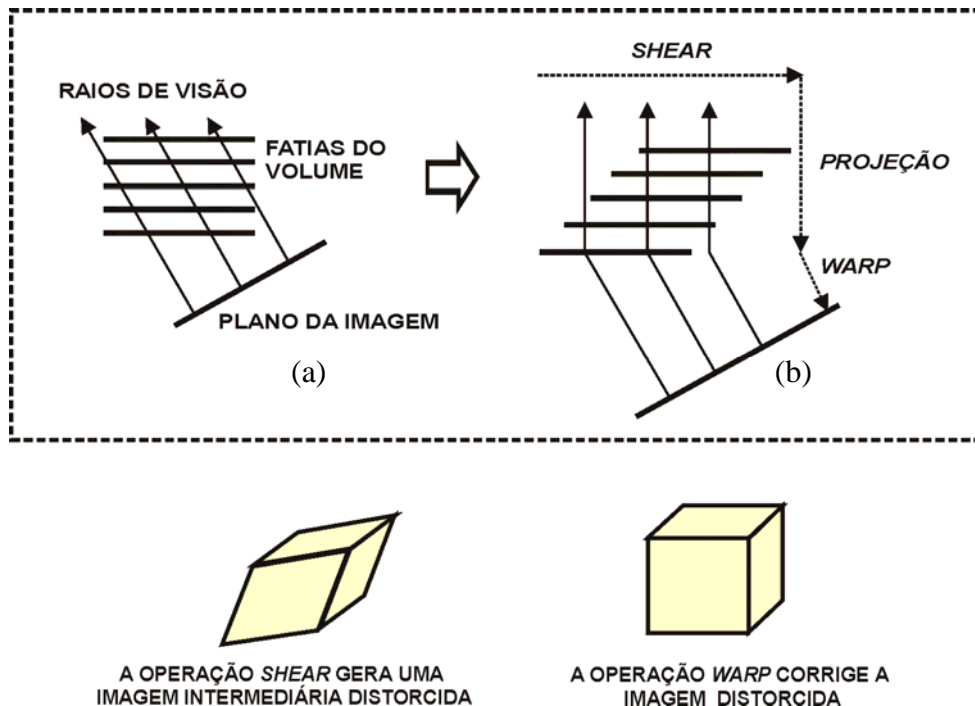


FIGURA 3.14 - Esquema do funcionamento do algoritmo *shear-warp*.

### 3.2.2 Principais Parâmetros

Vários são os parâmetros que contribuem para o aspecto final de imagens geradas por VV direta, utilizados em diferentes etapas no processo de visualização, onde cada um contribui de uma forma específica para a imagem final. Williams [WIL 98] classifica os principais parâmetros associados à VV direta em quatro grupos principais, como mostra a Tabela 3.1 adaptada de [KIM 2001]:

TABELA 3.1 - Principais parâmetros de VV direta (adaptada de [KIM 2001])

Grupo de Parâmetros	Detalhes
Descrição da cena	Volume de dados Funções de transferência Cor de fundo e/ou textura ( <i>background</i> ) Iluminação Objetos
Parâmetros de visualização	Tipo de projeção Posição do observador Plano de projeção Direção de projeção
Modelo óptico	Definições de propriedades ópticas associadas às densidades do volume Equações diferenciais de intensidade de iluminação
Especificação da imagem	Dimensões da imagem Resolução

Os parâmetros categorizados como “descrição da cena” correspondem aos principais atributos que farão parte da cena, como:

- Volume de dados: corresponde ao objeto da cena, incluindo o sistema de coordenadas no qual os dados estão definidos, o tipo de formato dos *voxels* (cúbicos, quadrangulares) e como tais *voxels* estão organizados (em uma grade regular ou não);
- Funções de transferência: especificam o modo pelo qual serão mapeados os valores escalares dos *voxels* para cor (tons de cinza, RGB, HSV) e opacidades, através do uso de tabelas;
- Cor de fundo (*background*) e/ou textura: diz respeito aos pixels da imagem que não correspondem ao objeto de interesse e são mapeados para a cor de fundo;
- Iluminação: relacionados à intensidade, à localização e à direção das luzes que fazem parte da cena e são responsáveis por evidenciar o contorno de superfícies;
- Objetos: corresponde às descrições de superfície, às propriedades do material e ao modelo de sombreamento.

Já os parâmetros categorizados como “parâmetros de visualização” estão ligados ao modo pelo qual se dará a geração da imagem. Assim, são definidos os atributos:

- Tipo de projeção: pode ser perspectiva, a qual simula o sistema visual humano, projetando os objetos mais próximos do observador maiores que os objetos mais distantes, ou ortográfica, cujas projetantes são perpendiculares ao plano de projeção e paralelas entre si;

- Posição do observador: corresponde à posição em que será fixada a câmera;
- Plano de projeção: é o “anteparo” onde será projetada a imagem, ou seja, é o plano que contém a região visível do volume na imagem;
- Direção de projeção.

A categoria de parâmetros correspondente ao “modelo óptico” inclui:

- Definições de propriedades ópticas da densidade do volume: como a intensidade e a magnitude do vetor gradiente do *voxel*, no que se refere à emissão de cor e/ou absorção;
- Equações diferenciais de intensidade de iluminação ao longo do raio lançado contra o volume, em termos de propriedades ópticas.

Por fim, os parâmetros ligados à “especificação da imagem” correspondem a :

- Dimensões da imagem (ou número de amostras): especificadas em pixels, como “n” pixels dispostos horizontalmente por “m” pixels dispostos verticalmente;
- Resolução: grau de detalhes discerníveis em uma imagem [GON 92].

### 3.3 Comentários Finais

A VV direta é, sem dúvida, a forma mais difundida de visualização volumétrica. Dentre os algoritmos voltados à VV direta, o *ray casting* tem sido largamente utilizado devido a sua simplicidade aliada à qualidade das imagens geradas. No PPGC, já foram realizados trabalhos tendo como base o algoritmo de *ray casting*, dentre eles Manssour et al. [MAN 2002] e Silva [SIL 2000].

Nota-se que a escolha do método adequado juntamente com uma satisfatória configuração de parâmetros de *rendering* têm papel fundamental na qualidade da imagem resultante do processo de VV direta. Neste contexto, vários autores têm se dedicado ao estudo sistemático da técnica de VV direta, procurando, assim, estabelecer um referencial para o desenvolvimento de aplicações e novas técnicas. Ver, por exemplo, o trabalho de Brodlie e Wood [BRO 2001] e Kim et al. [KIM 2001].

## 4 Avaliação da Qualidade de Imagens

*O presente capítulo discute a necessidade de avaliar a qualidade de imagens e o que isto significa no contexto de visualização de imagens médicas de dados 3D. São abordados o estado da arte relativo à proposição de critérios e métricas de avaliação.*

### 4.1 Considerações Gerais

No âmbito da visualização de dados e objetos em geral, nas últimas décadas, nota-se um crescente interesse no desenvolvimento de técnicas aplicando conceitos de Visualização Volumétrica (VV). Isto se dá em virtude da disponibilidade cada vez maior de dados volumétricos em várias áreas de pesquisa e aplicação.

Em virtude desse crescimento, o aspecto “qualidade” das imagens geradas por VV tem sido cada vez mais discutido e pesquisado. Muitos autores ([KUN 93] [COS 94] [GRA 95] [KIM 2001] [MER 2001] entre outros) têm proposto métodos de avaliação de qualidade de imagens de modo a incentivar o uso destas como apoio à realização de uma determinada tarefa, a partir da possibilidade de visualização dos dados em estudo. No entanto, poucos são os métodos de avaliação que consideram fatores ligados à percepção humana na análise de imagens, aspecto relevante uma vez que observadores humanos são, em geral, os usuários finais de tais imagens.

Antes de partir para a avaliação da qualidade de imagens com o intuito de provar a aplicabilidade destas em um determinado contexto, deve-se buscar o significado do aspecto qualidade de imagem. Isto não constitui uma tarefa trivial, uma vez que não existe, formalmente, uma definição específica para imagem com qualidade. Segundo Gonzalez [GON 92], é difícil definir o que seja uma “boa” imagem, porque a qualidade de imagens não é apenas altamente subjetiva, mas também fortemente dependente dos requisitos de uma determinada aplicação.

Geralmente, diz-se que uma imagem de qualidade é aquela que representa, visualmente, as informações provenientes de um conjunto de dados tal que o objeto representado caracterize o objeto real. Pode-se avaliar a qualidade de uma imagem a partir da sua usabilidade, caracterizada pela interpretação da informação representada na imagem de maneira satisfatória em termos de confiabilidade de dados e apoio à tomada de decisão. Formalmente, a usabilidade é uma adequação entre características (físicas/cognitivas) dos usuários e características da interação (com a imagem) para realização de tarefas. Para Abowd [ABO 92], a usabilidade pode ser expressa por três fatores: facilidade de aprendizado, flexibilidade de interação (transmissão de informações pela imagem) e robustez de interação (avaliação de objetivos). Já Nielsen [NIE 93] enfatiza que a usabilidade de uma interface não é uma propriedade simples. Ela possui múltiplos componentes e a sua definição está associada, a princípio, a cinco atributos, que são: capacidade de aprendizado, eficiência de uso, satisfação subjetiva do usuário, erros do usuário e memorização.

Na área da Medicina, imagem de boa qualidade é aquela que possibilita ao médico a análise dos dados através da sua representação visual, conduzindo-o a um diagnóstico ou prognóstico corretos. Uma imagem de dados médicos de baixa qualidade pode ocasionar erros na detecção de problemas clínicos e conduzir a planos de tratamento equivocados. Um exemplo de problema decorrente da aplicação de imagens médicas com baixa qualidade seria a detecção incorreta de aneurismas e/ou má-formações em estruturas vasculares do cérebro. Note que tanto um falso positivo

(aneurisma existe, mas não foi detectado) como um falso negativo (foi detectado um aneurisma que na realidade não existe) podem ser prejudiciais ao paciente.

Imagens médicas podem ter a qualidade comprometida de duas formas principais: (1) degradação durante a aquisição e (2) perda de informação em virtude da configuração imprópria do algoritmo de geração das imagens a partir dos dados adquiridos.

No primeiro caso, uma imagem poderá ter problemas como borramento, alta taxa de ruído aditivo ou de baixos níveis de iluminação, contraste excessivo, todos contribuindo para o comprometimento da informação ali representada. Como resultado, apresentará má definição nos limites das estruturas representadas, induzindo, assim, o médico a uma interpretação errada da gravidade da patologia e da localização desta – ver Figura 4.1.

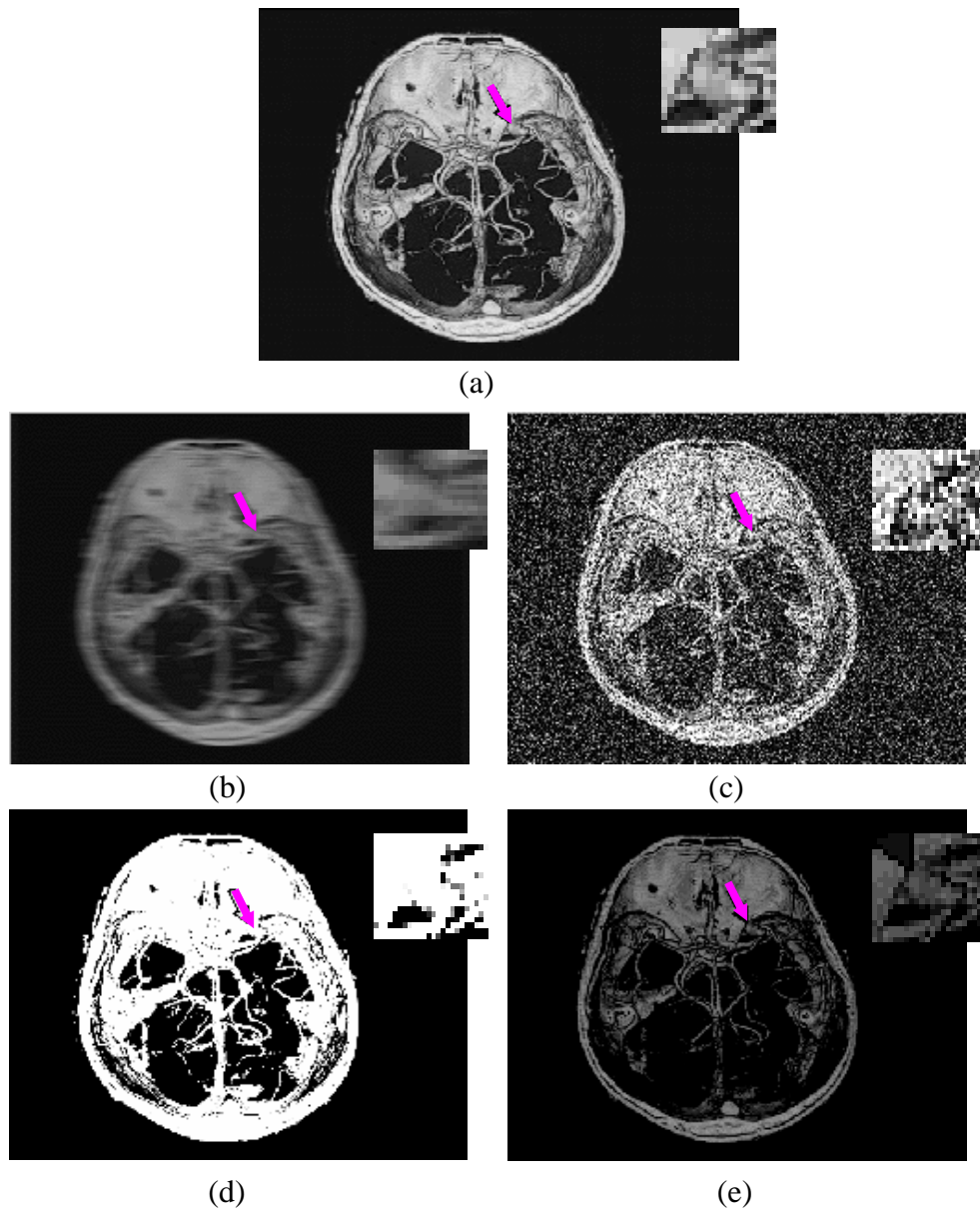


FIGURA 4.1 - Imagem de um volume de dados obtido via CTA Espiral retratando a estrutura vascular de um cérebro [MAZ 2000]; a seta indica a presença de um aneurisma (ampliado no detalhe no canto superior direito): (a) Imagem considerada de boa “qualidade”; (b) imagem com borramento; (c) imagem corrompida por ruído gaussiano; (d) e (e) imagens apresentando diferentes níveis de iluminação.



Nota-se que as imagens (b), (c), (d) e (e), da Figura 4.1, perderam qualidade na representação do seu conteúdo em relação à imagem (a) devido à degradação simulando ruído, borrramento e alteração de contraste. O aneurisma, indicado por setas na figura, é visível em (a), mas tem a sua delimitação comprometida nas demais imagens, fato que pode vir a prejudicar um diagnóstico.

Para evitar tais problemas, devem ser escolhidos métodos de aquisição que não acarretem perda de informações do conjunto de dados adquirido em relação ao conjunto de dados original. Técnicas de pré-processamento podem ser aplicadas aos dados adquiridos visando torná-los mais informativos à medida que informações desnecessárias e interferências externas são eliminadas ou atenuadas. Dentre tais técnicas, pode-se citar a aplicação de filtros e a segmentação, a qual possibilita a separação de determinadas estruturas apresentadas na imagem.

Uma vez adquiridos os dados de maneira correta, a imagem gerada a partir destes poderá, mesmo assim, apresentar perda de qualidade decorrente da escolha equivocada de uma técnica de visualização ou da má definição de parâmetros. Udupa [UDU 2000] afirma que a qualidade da imagem aparece fortemente relacionada a uma rigorosa definição e especificação de parâmetros de *rendering* bem como à escolha de uma determinada técnica de visualização considerando, para tanto, a tarefa que a imagem gerada virá suportar.

Na Figura 4.2, são apresentadas três imagens geradas com o algoritmo *ray casting*. Pode ser observado que as figuras (b) e (c) apresentam menor qualidade em relação à imagem (a), decorrente das configurações dos parâmetros passo de amostragem (PA) e tipo de interpolação – a imagem (a) possui PA = 0.2 e interpolação trilinear; a imagem (b) PA = 2.0 e interpolação trilinear; a imagem (c) PA = 0.2 e interpolação pelo vizinho mais próximo (ver seção 3.2.2.2).

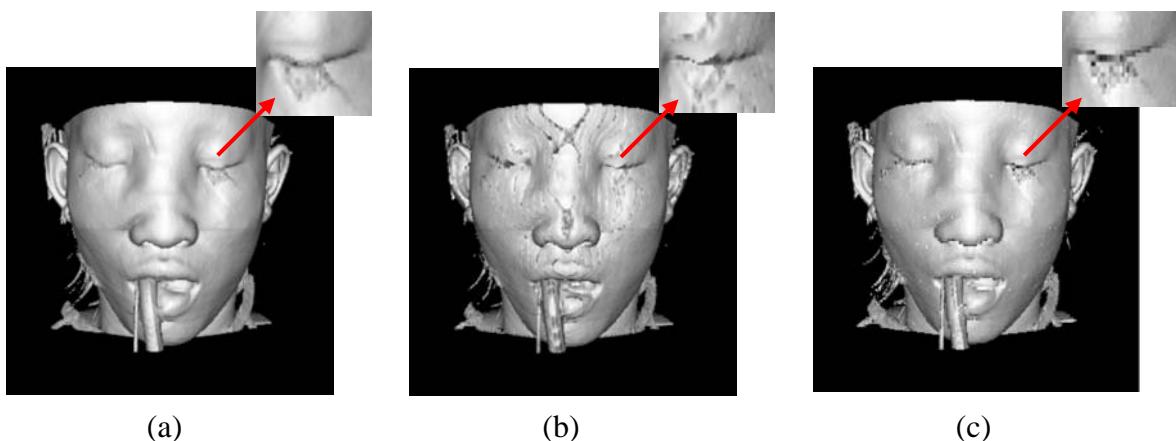


FIGURA 4.2 - Imagens geradas com o algoritmo *ray casting* (volume de dados correspondente a uma cabeça de mulher obtido via CT e disponibilizado com a biblioteca VTK [SCH 98] [SCH 2000]). (a) imagem de boa qualidade; (b) perda de qualidade devido a alterações no parâmetro passo de amostragem; (c) alteração do tipo de interpolação (interpolação pelo vizinho mais próximo).

Considerando os aspectos apresentados, nota-se a importância de avaliar a qualidade de imagens médicas, mas, ao mesmo tempo nota-se a dificuldade em fazê-lo, à medida em que não existe uma definição precisa para o aspecto “qualidade” de imagens. Avaliações subjetivas são bastante custosas de serem realizadas em função do número de imagens a serem geradas, do número de volumes de dados e da necessidade de um número significativo de observadores especializados.

Um outro método de avaliar a qualidade de imagens é realizado a partir do emprego de métricas objetivas, as quais não necessitam da participação de observadores. Os resultados providos por avaliações objetivas são mais práticos de serem realizados, porém possuem a desvantagem de, na maioria das vezes, não corresponderem à avaliação realizada pelos observadores especializados. De modo a verificar o grau de consistência entre o comportamento de avaliações subjetivas e objetivas, é necessária a comparação entre os resultados provenientes de ambas para um mesmo conjunto de imagens.

A realização de um estudo de avaliação, tanto subjetivo como objetivo, consiste em definir, de forma clara, os critérios que influenciam a qualidade e as métricas que conduzirão tal estudo. Pesquisadores da área da visualização têm defendido, recentemente, novas maneiras de realizar a avaliação da qualidade das visualizações geradas, propondo novos métodos ou adaptando métodos já existentes. Alguns destes métodos são discutidos nas próximas seções.

## 4.2 Critérios

Critérios estão estritamente ligados ao propósito de uma avaliação, de modo a definir os tipos de comparações realizadas com as imagens e/ou métodos em análise. Os critérios listados nesta seção foram selecionados devido ao fato de abrangerem vários aspectos ligados às imagens analisadas em estudos de avaliação de qualidade.

Luzzardi [LUZ 2003] propõe um conjunto de critérios destinados à avaliação da qualidade de imagens geradas a partir de técnicas da área da Visualização de Informações. De tal conjunto, dois critérios principais podem receber uma releitura de modo a voltá-los à avaliação de imagens geradas por VV direta, objeto deste estudo. São eles: **complexidade cognitiva**, relacionado ao "quanto" de um conjunto de informações é exibido em uma imagem, e **codificação de atributos**, que faz referência ao modo pelo qual um conjunto de informações é representado em uma imagem.

O critério complexidade cognitiva pode ser traduzido para a área da VV direta como o "quanto" das informações, sobre um objeto real, está representado na imagem. Por exemplo, uma imagem que apresenta artefatos decorrentes da perda de informação acarretada pela configuração errônea dos parâmetros que influenciam o método de visualização (a variação do parâmetro passo de amostragem representada na Figura 4.2 (b), por exemplo), será de interpretação mais complexa. Outro exemplo do mesmo critério seria a orientação do objeto na imagem que, se não for adequada, poderá dificultar a interpretação da mesma (Figura 4.3).

Já a codificação de atributos, na VV direta, está relacionada ao uso de características visuais para representar os dados de acordo com o propósito da imagem. Dentre estas características, destacam-se: a cor e a opacidade, as quais auxiliam na diferenciação de estruturas (em imagens médicas, ossos, tecidos moles, pele, etc. – ver Figura 2.8), e níveis de iluminação, de modo a enfatizar áreas de interesse no objeto representado na imagem. Se a codificação de atributos não for definida de maneira adequada ao seu propósito, características dos dados originais podem ser perdidas durante o processo de visualização.

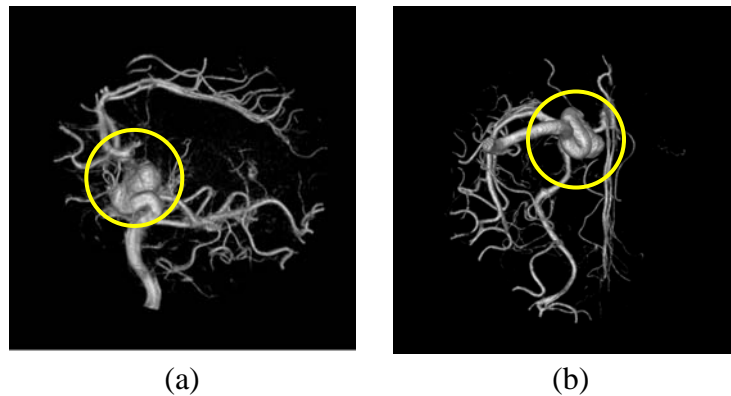


FIGURA 4.3 - Diferentes orientações de um objeto na imagem (volume de dados obtido no *site* <http://www.gris.uni-tuebingen.de/areas/scivis/volren/datasets/datasets.html>). Observa-se, na imagem (a), o aneurisma destacado pelo círculo em amarelo enquanto, na imagem (b), o mesmo está encoberto por outras estruturas.

Na área da VV direta, cabe tratar a codificação de atributos como uma particularização do conceito atribuído à complexidade cognitiva, pois cor e opacidade, por exemplo, contribuem para a transmissão, em maior ou menor nível, de informações do volume de dados através da imagem. Após os critérios unificados, a denominação complexidade cognitiva pode ser renomeada de modo a ficar mais condizente com a aplicação. Neste trabalho, optou-se denominar o novo critério de **abrangência** relativo, especificamente, aos aspectos ligados ao processo de visualização dos dados volumétricos.

Além do critério abrangência, definido com base nos critérios de Luzzardi, um outro critério pode ser enunciado: **definição da imagem**. Tal critério corresponde às características visuais da imagem que são influenciadas por fatores como o nível de quantização, a resolução espacial e as dimensões. O nível de quantização corresponde à discretização do espaço de cor de uma imagem em diferentes níveis de cor, na maioria das vezes níveis de cinza. Já a resolução espacial é o grau de detalhes discerníveis em uma imagem enquanto as dimensões correspondem à área de pixels onde a imagem é exibida.

Uma definição incorreta de fatores que influenciam a geração da imagem, através do método de VV direta, bem como de fatores ligados à exibição de tal imagem poderá prejudicar a aparência da mesma, comprometendo e/ou limitando a interpretação das informações representadas.

### 4.3 Métricas

Métricas (ou medidas) correspondem à forma pela qual são analisadas as imagens que compõem um estudo de avaliação, numérica e/ou estatisticamente, para verificação dos critérios selecionados. Para a avaliação da qualidade de imagens, duas categorias de métricas podem ser empregadas: subjetivas e objetivas.

As métricas subjetivas são aquelas baseadas em análises psico-visuais, realizadas através de comparações, e com a participação de observadores humanos. Após a realização dos experimentos, as respostas dos participantes são avaliadas com a aplicação de técnicas estatísticas.

As métricas objetivas, por sua vez, possibilitam a avaliação da qualidade de imagens a partir da medição de diferentes aspectos nas mesmas, através da aplicação de cálculos objetivos que conduzem a um resultado específico. Tais métricas operam, em sua grande maioria, sobre a diferença entre duas imagens, pixel a pixel.

Existe uma vasta gama de métricas descritas na literatura. Foram selecionadas as métricas subjetivas e objetivas que aparecem mais freqüentemente descritas para estudos de imagens geradas por VV.

#### 4.3.1 Métricas Subjetivas

Métricas subjetivas baseiam-se, principalmente, na percepção humana (ver [TEO 94] para uma discussão sobre o comportamento do sistema visual humano na percepção de imagens). Durante a percepção de uma imagem, as características da mesma são distingüidas de acordo com vários aspectos ligados à visão humana como, por exemplo, a acuidade visual, que constitui a habilidade humana responsável por resolver detalhes em imagens [MCN 2001] [FER 88].

Como exemplos de métricas utilizadas na avaliação subjetiva da qualidade de imagens, pode-se citar:

- **Escala Absoluta de Qualidade:**

Consiste na avaliação da qualidade de imagens por observadores que caracterizam estas como “boas”, “ruins”, etc, segundo os próprios critérios e em relação a uma tarefa específica. Após a avaliação, as imagens categorizadas podem ser agrupadas e analisadas de modo a identificar um padrão de degradação.

Esta abordagem foi usada, por exemplo, por Mertelmeier e Scharl [MER 2001] em um estudo do sistema visual humano em relação à percepção de imagens usadas na prática clínica de médicos radiologistas. Condições de aquisição de imagens e de iluminação do ambiente são analisadas, visando apontar os principais aspectos que influenciam a aparência final de uma representação visual de dados médicos.

- **Escala Relativa de Qualidade:**

Mede a qualidade de imagens através da comparação visual destas com imagens previamente categorizadas como padrão de qualidade (*ground truth* ou *gold standard*) em relação a uma determinada tarefa – aqui chamadas de imagens padrão ou imagens referência.

Gray et al. [GRA 95] apresentam três formas de geração de imagens padrão: pessoal, onde uma imagem analógica original é escolhida, individualmente, por observadores humanos e utilizada como padrão na comparação com versões da mesma imagem em formato digital; independente, onde a imagem padrão é escolhida de acordo com a opinião de profissionais ligados à área de emprego da mesma; e separada, onde a imagem padrão é definida a partir de estudos adicionais a partir da comparação com imagens obtidas por modalidades diferentes de aquisição, biópsia cirúrgica ou autópsia.

- **Tempo de Reconhecimento (*Naming time*):**

Medida de tempo para a identificação visual de objetos representados na imagem. A denominação da métrica origina-se do tempo consumido por observadores para nomear um determinado objeto e, com a análise do tempo, vários fatores que

afetam identificação do objeto podem ser apontados, caracterizados e estudados. Embora a medida do tempo constitua uma métrica objetiva, o principal aspecto da *naming time* é a identificação psico-visual de um objeto representado na imagem por observadores a partir da utilização da percepção, provida pelo sistema visual humano.

Watson et al. [WAT 2000] propõem um método de avaliação de imagens de objetos 3D, formados por malhas de polígonos, que utiliza a *naming time* como medida de avaliação. O referido trabalho procura apontar limites de simplificações de imagens para estes modelos a partir da redução do número de polígonos que formam o objeto representado na imagem (Figura 4.4), de modo que estes não sejam descaracterizados quando comparados aos objetos originais. Para tanto, considera a capacidade cognitiva das pessoas em distinguir formas e o tempo que levam para isto. Para a realização dos estudos controlados, foram utilizadas 30 imagens em tons de cinza divididas, igualmente, em dois tipos de objetos - perfis de animais ou artefatos feitos pelo homem. Cada objeto retratado foi simplificado em três níveis (0%, 50% e 80%), com uma imagem para cada nível, totalizando 90 seções de avaliação. Estas seções, por sua vez, foram organizadas em 3 blocos de 30 imagens agrupadas por nível de simplificação. Para a realização dos testes, 30 pessoas participaram da avaliação divididas em 3 grupos, sendo que cada grupo avaliou, individualmente, um nível de simplificação de imagens por vez.

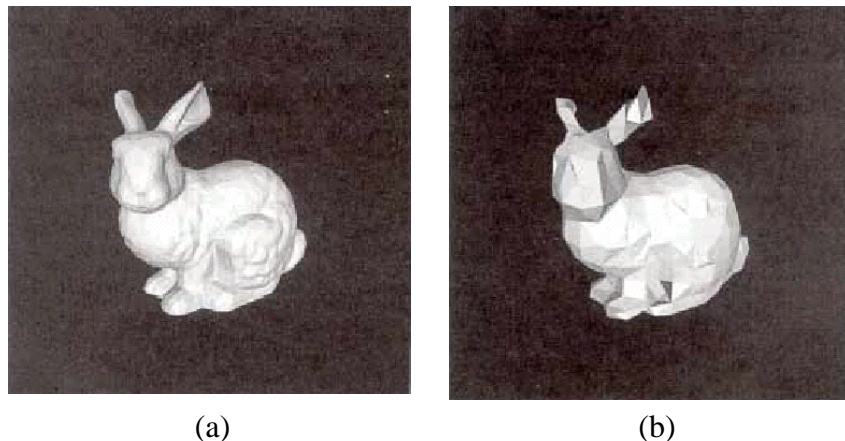


FIGURA 4.4 - Tempo de reconhecimento (*naming time*): um modelo simplificado em dois níveis: (a) 0% e (b) 80% [WAT 2000].

- **Detecção:**

Uma outra forma de avaliação subjetiva corresponde à detecção de diferentes estruturas em uma imagem por observadores humanos. Para tanto, são realizados experimentos a partir de testes binários hipotéticos cujos resultados são analisados estatisticamente a partir da aplicação da curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*).

As curvas ROC servem para medir a capacidade de um método (ou observador) em detectar um evento à medida que se varia um de seus parâmetros. A eficácia do método é, então, medida com base na sensibilidade e na especificidade [COS 94] [THU 98]. A sensibilidade é a razão entre o número de decisões verdadeiras positivas e o número de casos realmente positivos. A especificidade é a razão entre o número de decisões verdadeiras negativas e o número de casos realmente negativos. Uma representação da curva ROC pode ser observada na Figura 4.5.

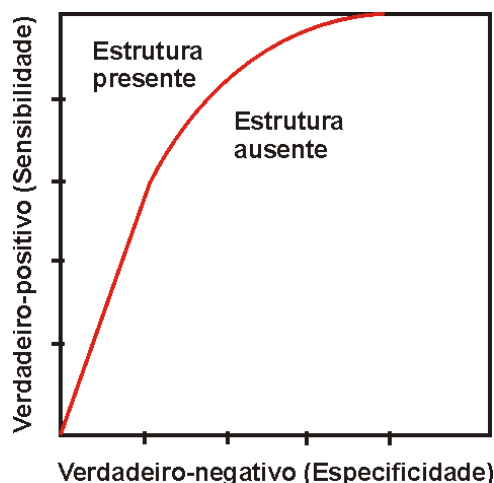


FIGURA 4.5 - Esquema de funcionamento da curva ROC.

A curva ROC é empregada por Kundel [KUN 93] em seu trabalho, onde é proposta a realização de estudos psico-físicos que procuram relacionar propriedades mensuráveis de imagens, a partir de uma métrica objetiva, com respostas mensuráveis de observadores. As respostas dos observadores são obtidas a partir da aplicação de um dos três tipos de testes: no primeiro, o observador realiza a procura visual de um determinado objeto em uma determinada região da imagem; no segundo teste, o observador realiza a procura visual de um determinado objeto na imagem, independentemente de região; e, no terceiro teste, o observador é interrogado sobre a presença de um determinado objeto em uma imagem, independente da localização deste. As respostas dos observadores são, então, analisadas estatisticamente e pela computação da curva ROC.

Seguindo a mesma linha de Kundel, Cosman et al. [COS 94] também propõem a combinação de métricas subjetivas e objetivas para a avaliação da qualidade de imagens médicas comprimidas com alguma técnica que envolva perda de informação. Foram realizados testes psico-visuais, baseados em simulações clínicas e analisados estatisticamente a partir da curva ROC. O trabalho objetiva definir se a qualidade apresentada por uma imagem é boa ou bastante em relação a uma aplicação específica. O estudo foi desenvolvido com a utilização de imagens do corpo humano adquiridas via CT e MRI, contendo casos normais e casos patológicos, comprimidas em níveis diferentes e com a participação de três profissionais da Radiologia que fizeram o julgamento visual das imagens. Os observadores analisaram as imagens e apontaram as anormalidades presentes nestas, simulando tarefas desenvolvidas em seu trabalho diário e, assim, dispensando treinamentos especiais para a realização do experimento.

#### 4.3.2 Métricas Objetivas

Muitas são as métricas objetivas existentes empregadas na avaliação da qualidade de imagens. Nesta seção, porém, serão apresentadas algumas métricas referenciadas mais frequentemente em estudos de avaliação, principalmente naqueles ligados à área da VV.

As primeiras quatro métricas apresentadas atuam sobre a diferença entre duas imagens, sendo que  $A$  é a imagem referência e  $B$  é uma imagem relativa à aproximação de  $A$ . Deve-se considerar que ambas as imagens, nos exemplos, foram geradas a partir de um mesmo volume de dados, possuem coordenadas  $(x,y)$  e dimensão  $N \times M$ .

- **Média Aritmética:**

A média aritmética  $\bar{x}$  da diferença entre a imagem  $A$  e  $B$  é computada a partir da Equação 4.1.

$$\bar{x} = \frac{1}{NM} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} |B(x, y) - A(x, y)| \quad (4.1)$$

A média aritmética é usada no trabalho de Williams e Usselton [WIL 98], onde são avaliadas imagens resultantes de diferentes métodos de VVD ou, ainda, imagens geradas a partir da mesma técnica, porém com variação de um parâmetro específico, que são comparadas a uma imagem referência (*benchmark*). Também no estudo proposto por Kim et al. [KIM 2001] tal métrica é empregada, porém sob a denominação de erro médio absoluto (*MAE – Mean Absolute Error*).

- **Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE - *Root Mean Square Error*):**

A RMSE mede a raiz do erro quadrático médio *RMSE* entre duas imagens segundo a Equação 4.2.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{NM} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} [B(x, y) - A(x, y)]^2} \quad (4.2)$$

Ainda em relação ao trabalho de Williams e Usselton [WIL 98], a RMSE é aplicada para a medição da qualidade das imagens (juntamente com a média aritmética). Além deste trabalho, a RMSE também é empregada em [KIM 2001] para a avaliação comparativa das imagens. Em tal trabalho, os autores propõem um estudo comparativo de imagens geradas por diferentes algoritmos que empregam técnicas de VV direta, provendo uma lista de parâmetros de *rendering* (adaptados de [WIL 98]) e especificações de algoritmos que deverão servir de guia para estudos de comparação de qualidade de imagens. As especificações estão ligadas às etapas em que os algoritmos são divididos pelos autores (reconstrução, classificação, cálculo do gradiente, ordem de realização do *pipeline* e especificação de cores e iluminação) e que podem ser combinadas de modo a alterar a imagem resultante. A comparação da qualidade com base em imagens de comparação (ver Figura 4.6), geradas é feita durante o processo de visualização. Estas imagens são comparadas com uma imagem padrão, utilizando informações intermediárias do processo de *rendering*, através da análise do impacto que alterações na especificação do algoritmo ou em determinados parâmetros causam em imagens resultantes de uma mesmo conjunto de dados.

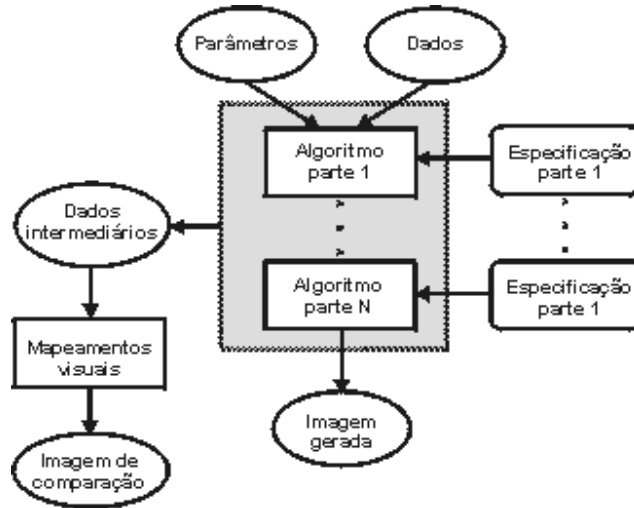


FIGURA 4.6 - Avaliação de estratégias de comparações para algoritmos de VV direta (adaptado de [KIM 2001]).

- **Relação Sinal-Ruído (SNR – *Signal-to-Noise Ratio*):**

A *SNR* mede a relação entre a imagem *A* e a imagem *B*, corrompida por ruído através da Equação 4.4.

$$SNR = \frac{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} B(x, y)^2}{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} [B(x, y) - A(x, y)]^2} \quad (4.4)$$

Kundel [KUN 93] e Cosman et al. [COS 94] utilizam a *SNR* para determinar o grau de distorção da imagem gerada em relação aos dados que ela representa.

- **Densidade dos Dados:**

Corresponde ao número  $n_v$  de *voxels* do volume em relação ao número total de *pixels*  $n_p$  da imagem gerada a partir do mesmo volume. A densidade  $d$  dos dados é dada pela Equação 4.5.

$$d = \frac{n_v}{n_p} \quad (4.5)$$

A densidade dos dados é empregada no trabalho de Meißner et al. [MEI 2000], sendo referenciada por *compactness*. Tal estudo apresenta um método de avaliação que compara quatro algoritmos de VV direta (*ray casting*, *splatting*, *shear-warp* e mapeamento de textura 3D em *hardware*) quanto à complexidade computacional e qualidade da imagem. O trabalho objetiva apontar o algoritmo mais adequado para cada aplicação, bem como os parâmetros mais relevantes (modelo de sombreado, parâmetros de visualização, iluminação da cena e funções de transferência) de acordo com uma determinada tarefa. Para a comparação das imagens geradas pelos algoritmos, foram selecionados cinco conjuntos de dados e funções de transferência de opacidade. A comparação das imagens geradas pelos diferentes algoritmos de VV foi realizada, então, através da computação da métrica densidade dos dados.



## 4.4 Discussão

De acordo com o exposto nas seções anteriores, pode-se concluir que caracterizar uma imagem quanto à qualidade não constitui uma tarefa trivial. O conceito de qualidade, além de altamente subjetivo, está fortemente atrelado à tarefa para a qual a imagem está destinada. Assim, antes de partir para a avaliação propriamente dita da qualidade da imagem, deve-se considerar o método de aquisição dos dados e, principalmente, o método de visualização empregado.

A escolha inadequada do método de aquisição, assim como a falta de controle na realização de tal processo, pode ocasionar perda de informação das imagens em relação aos dados originais. Além das condições de aquisição, uma especificação inadequada de parâmetros, durante o processo de visualização, também acarreta a degradação da qualidade das imagens em relação ao objeto representado.

O meio natural de garantir a aplicabilidade de uma imagem como apoio a uma determinada tarefa é a realização de estudos de avaliação de qualidade. Para tanto, devem ser definidos claramente os objetivos da avaliação, os critérios que devem conduzir o estudo e as métricas empregadas na medição da qualidade das imagens.

Em estudos de avaliação de imagens geradas por VV direta, dois critérios principais podem ser definidos: a abrangência, relativa ao processo de visualização dos dados volumétricos, e a definição da imagem, correspondente ao método de exibição dos dados após o processo de visualização. Um critério é altamente dependente do outro, pois se o processo de visualização dos dados for definido de maneira eficiente e o método de exibição sofrer restrições (resolução insuficiente, por exemplo), a imagem final será comprometida. Da mesma forma, se o método de exibição da imagem está definido corretamente mas o processo de visualização não é inadequado, a imagem final também apresentará perda de qualidade.

Uma vez definidos os critérios, deverão ser escolhidas métricas de avaliação de qualidade que, por sua vez, podem estar voltadas à avaliação subjetiva, objetiva ou à combinação de ambas. Na seção 4.3, foram apresentadas algumas métricas freqüentemente referenciadas em estudos de avaliação da qualidade de imagens.

Quatro principais métricas subjetivas foram apresentadas: escala absoluta e escala relativa de qualidade, tempo de reconhecimento e curva ROC. As métricas escala absoluta e escala relativa são bastante similares em suas propostas, com a única diferença da escala relativa realizar a avaliação de imagens a partir da comparação destas com uma imagem padrão e a escala absoluta, ao contrário, não fornecer imagem padrão. Já as métricas tempo de reconhecimento e curva ROC baseiam-se na identificação de objetos nas imagens por observadores humanos.

Os resultados providos pelas métricas subjetivas são bastante confiáveis em termos de qualidade de imagens, porém os experimentos necessários para sua obtenção são bastantes custosos. Estudos subjetivos requerem um rígido controle das condições de realização dos experimentos, fato este que envolve a disponibilidade, o treinamento e o conhecimento dos observadores em relação a uma determinada tarefa para a qual a imagem está voltada. Tais fatores consomem um grande tempo para serem realizados.

Assim, enquanto em um extremo da avaliação de qualidade tem-se métricas subjetivas, no outro extremo estão as métricas objetivas, de fácil utilização quando comparadas às subjetivas, porém sem grande confiabilidade de resultados. As métricas objetivas discutidas no presente trabalho foram: a média aritmética da diferença entre duas imagens, a RMSE, a SNR e a densidade dos dados, esta última também aplicada na avaliação de imagens geradas por técnicas de visualização de informações [BRA 97].

As métricas objetivas medem a qualidade de imagens com base, em sua grande maioria, na subtração de intensidades das mesmas (média aritmética da diferença, RMSE, SNR). No entanto, as diferenças entre imagens não constituem um método eficiente de medir a qualidade percebida pelo sistema visual humano, pois não são considerados aspectos relativos a percepção, elemento chave na avaliação subjetiva, principalmente em relação a imagens médicas.

A Tabela 4.1 apresenta uma síntese das métricas comentadas neste capítulo juntamente com os autores que as utilizam e as áreas de VV em que foram empregadas – VV em geral, tanto VV direta como visualização de superfícies, VV direta, especificamente, e VV aplicada à Medicina.

TABELA 4.1 - Síntese das métricas de avaliação de qualidade de imagens apresentadas na seção 4.3.

<b>Tipos de Avaliação</b>	<b>Métricas</b>	<b>Autores</b>	<b>Aplicações em VV</b>
<b>Objetiva</b>	Média aritmética da diferença	[WIL 98] [KIM 2001]	VV em geral e VV direta
	RMSE	[WIL 98] [KIM 2001]	VV em geral e VV direta
	SNR	[KUN 93] [COS 94]	VV de dados médicos
	Densidade dos dados	[MEI 2000]	VV direta
<b>Subjetiva</b>	Escala absoluta de qualidade	[MER 2001]	VV de dados médicos
	Escala relativa de qualidade	[GRA 95]	VV de dados médicos
	Tempo de reconhecimento	[WAT 2000]	VV em geral
	Curva ROC	[KUN 93] [COS 94]	VV de dados médicos

A partir da análise das características das métricas apresentadas, pode-se concluir que a métrica ideal é aquela que combina a praticidade das métricas objetivas com os índices de confiabilidade fornecidos pelas métricas subjetivas. No entanto, poucos são os autores que abordam este aspecto.

Kundel [KUN 93] e Cosman et al. [COS 94], por exemplo, procuram relacionar propriedades físicas de imagens, medidas de forma objetiva, com respostas de observadores, coletadas a partir da aplicação de avaliação subjetiva. Embora em ambos os trabalhos exista a preocupação em validar resultados objetivos obtidos com a SNR através da comparação destes com respostas de observadores, sabe-se que a SNR não considera aspectos ligados à percepção, fato que indica a ineficiência da métrica na avaliação da qualidade de imagens.

Alguns autores discutem a importância da realização de estudos do comportamento do sistema visual humano na percepção da qualidade de imagens para a proposição de métodos objetivos de avaliação [GAD 97] [MCN 01] [MER 2001]. McNamara [MCN 2001] discute, entre outros assuntos, a ineficácia da métrica RMSE ao medir a qualidade de imagens em relação a resultados providos por avaliações subjetivas.

De modo a ilustrar os aspectos negativos da RMSE apontados por McNamara [MCN 2001], a RMSE foi aplicada na medição da qualidade das imagens apresentadas na Figura 4.7. A imagem original (a) sofreu dois tipos de degradações: em (b) por borramento e em (c) por ruído do tipo "salt & pepper". Ao computar a RMSE para as imagens (b) e (c) em relação à imagem (a), a métrica apontou como imagem de melhor qualidade a imagem (b) –  $(b) = 24.119$  e  $(c) = 36.090$ , considerando que a RMSE resulta em valores menores para imagens de melhor qualidade. No entanto, embora a imagem (c) apresente algum ruído, o relacionamento espacial entre suas estruturas está relativamente melhor, em termos visuais, que as estruturas retratadas na imagem (b). Se estas imagens médicas estiverem voltadas a apoio diagnóstico, possivelmente a imagem (c) será apontada como mais pertinente por um médico, ao contrário dos resultados providos pela RMSE.

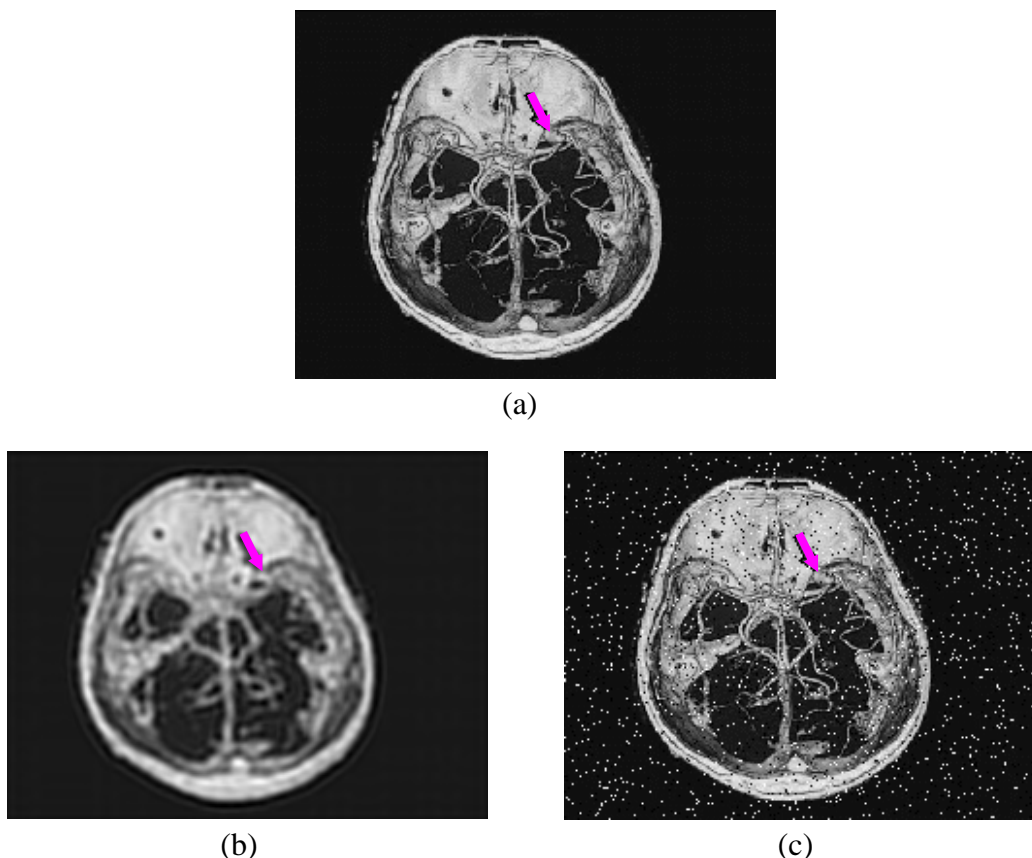


FIGURA 4.7 - Imagens de um volume de dados obtido via CTA Espiral retratando a estrutura vascular de um cérebro [MAZ 2000]; a seta indica a presença de um aneurisma. (a) Imagem original; (b) imagem com borramento; (c) imagem corrompida por ruído "salt & pepper".

Assim, nota-se a necessidade da proposição de métricas objetivas que estejam baseadas em aspectos ligados à percepção humana ao avaliar a qualidade de imagens, principalmente se tratando de imagens médicas. Aliado à proposição de novas métricas, são necessários procedimentos experimentais visando a comparação de resultados subjetivos (considerados como padrão) com resultados objetivos de modo a validar estes últimos. Dessa forma, imagens com certa garantia de qualidade proveriam maior confiabilidade a respeito do seu conteúdo na realização da tarefa a que se destinam.

## 5 Avaliação Subjetiva da Qualidade de Imagens

*O presente capítulo tem por objetivo descrever os experimentos subjetivos realizados para a análise da qualidade de imagens geradas pelo algoritmo de ray casting, no contexto de uma tarefa simulada. O foco está em verificar como se dá a degradação da qualidade das imagens em relação à variação do parâmetro passo de amostragem do ray casting.*

### 5.1 Visão Geral

No capítulo 4 foi constatada a necessidade da realização de estudos subjetivos de avaliação de qualidade a serem empregados como um primeiro passo para a modelagem de uma métrica objetiva. Considerando que o presente estudo tem por objetivo a proposição de uma nova métrica objetiva focada em imagens médicas geradas pelo algoritmo de *ray casting*, se faz necessária a investigação de índices subjetivos de perda de qualidade de tais imagens.

Neste capítulo é abordada a metodologia desenvolvida para avaliação subjetiva da qualidade de imagens, cujos resultados serão utilizados, posteriormente, como padrão de qualidade para a análise da métrica objetiva proposta. As imagens submetidas aos experimentos foram geradas a partir da variação do parâmetro passo de amostragem do *ray castig*, enquanto os demais parâmetros do algoritmo foram configurados uma única vez e mantidos constantes. Assim, embora algoritmo de *ray casting* apresente vários aspectos que poderiam ser alterados para avaliação da qualidade de imagens (funções de transferência, modelos de iluminação, interpolação dos dados, etc. – ver capítulo 3), neste estudo será avaliada apenas a contribuição do passo de amostragem na qualidade final das imagens. A avaliação subjetiva planejada envolveu, portanto, o teste de três hipóteses principais:

- **Hipótese 1:** A qualidade visual das imagens decai com o aumento do passo de amostragem.
- **Hipótese 2:** Podem ser identificadas determinadas características relativas à perda de qualidade que variam à medida que o valor do passo de amostragem aumenta.
- **Hipótese 3:** Tanto a qualidade visual quanto o tempo de geração das imagens decaem com o aumento do PA.

### 5.2 Imagens no Contexto da Aplicação Médica

Para restringir o vasto escopo de aplicação de imagens na Medicina e tornar possível a realização do presente estudo, foi necessário optar por uma área em especial para a definição do estudo de caso relativo à avaliação da qualidade. Desta forma, neste trabalho a tarefa para a qual as imagens seriam utilizadas consiste do estudo de estruturas vasculares do cérebro, próprio das Neurociências.

Com o rápido avanço das áreas da neuroimagem e do mapeamento de estruturas cerebrais, novas técnicas de aquisição e geração de imagens digitais voltadas aos campos da Neurologia e da Neurocirurgia estão sendo desenvolvidas. Como exemplo,

pode-se citar a angiografia por ressonância magnética (MRA) e angiografia por tomografia computadorizada (CTA), as quais têm facilitado o diagnóstico de patologias em pacientes humanos (ver seções 2.3 e 2.4).

No contexto da avaliação da anatomia cerebral, um dos pontos cruciais está na detecção de doenças vasculares, como aneurismas e má-formações arteriovenosas (AVMs – *Arterio-Venous Malformations*) (Figura 5.1) [BER 2000]. A imagem ideal para o diagnóstico de patologias vasculares intracraniais deverá apresentar, além de rapidez de geração, contraste e resolução adequados à exibição do relacionamento entre estruturas. Acima de tudo, é necessário que a imagem ofereça um determinado grau de confiança em relação ao seu conteúdo quando comparado à anatomia de estruturas reais [ERN 2000]. Dentre as características citadas, a possibilidade da visualização do relacionamento espacial entre estruturas constitui um importante apoio à tomada de decisão por parte dos médicos. Neste sentido, imagens de dados volumétricos são mais pertinentes do que imagens de dados bidimensionais.

Na Figura 5.1, por exemplo, nota-se que a imagem (a) não permite uma visão espacial do relacionamento entre os vasos situados na área circundada. Já a imagem (b) foi gerada com técnicas de VVD e permite a observação da sobreposição de vasos e como estes estão relacionados entre si.

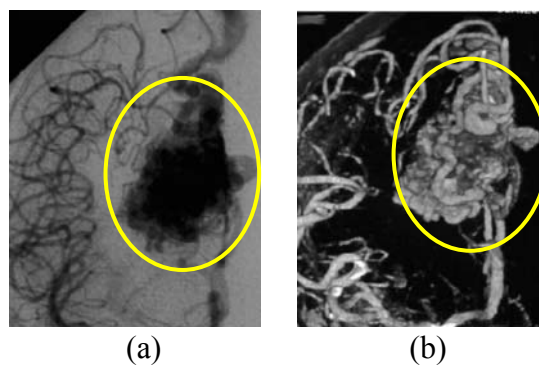


FIGURA 5.1 - Imagens de um paciente apresentando uma AVM na metade direita da estrutura vascular cerebral [BER 2000]. (a) Imagem de dados bidimensionais obtida via DSA; (b) Imagem referente à mesma região apresentada em (a), porém adquirida via CTA e reconstruída por técnicas de visualização volumétrica.

Assim como no caso das AVMs, a investigação das características de um aneurisma, a partir de imagens de dados volumétricos, também permite um maior entendimento em relação à patologia. Aneurismas podem ser de dois tipos principais: sacular e fusiforme (Figura 5.2). Uma imagem de dados bidimensionais pode vir a ocultar tanto a natureza do aneurisma como também a gravidade do mesmo.

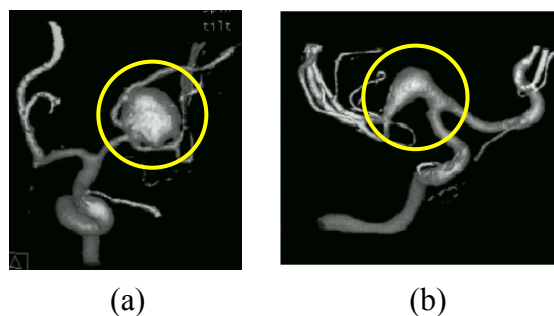


FIGURA 5.2 - Imagens de aneurismas, em estruturas vasculares do cérebro, obtidas via raio-X rotacional [ERN 2000]. (a) Aneurisma sacular; (b) Aneurisma fusiforme.

As modalidades de aquisição de imagens MRA e CTA desempenham um importante papel na análise de estruturas vasculares cervicais e intracraniais devido ao fato de ambos os métodos serem considerados não-invasivos (menor risco para o paciente) e produzirem boas imagens, em geral. No entanto, estas modalidades de aquisição de imagens têm limitações relacionadas à dependência do fluxo sanguíneo, à diminuição de sensibilidade na detecção de pequenas anomalias e à geração de artefatos em decorrência do movimento do paciente [BER 2000], que devem ser controladas pelo radiologista durante a aquisição das imagens. Além do mais, limitações computacionais na fase de visualização podem também levar a degradação da qualidade da imagem. Devido a tais questões, o padrão ouro para imagens digitais de estruturas vasculares ainda continua sendo a angiografia convencional (DSA – *Digital Subtraction Angiography*), apesar das deficiências conhecidas na análise do relacionamento espacial entre os vasos sanguíneos a partir de uma imagem bidimensional. Por esta razão, é importante investigar a qualidade de imagens obtidas com VVD, a fim de estabelecer e aumentar a usabilidade das mesmas para tarefas diagnósticas

## 5.3 Recursos Utilizados

Nesta seção serão apresentados os vários recursos utilizados para a realização do procedimento experimental, contemplando aspectos relativos tanto à geração das imagens como à avaliação destas. Dentre tais recursos, estão os volumes de dados a partir dos quais as imagens submetidas à avaliação foram geradas, a plataforma computacional e os programas desenvolvidos para geração e avaliação das imagens.

### 5.3.1 Volumes de Dados

As imagens empregadas nos experimentos correspondem à visualização de quatro volumes de dados diferentes, um deles obtido por raio-X rotacional (RXR – *Rotational X-Ray*) e os demais por angiografia por ressonância magnética (MRA).

A princípio, seriam também utilizadas imagens obtidas via CTA; porém, tais imagens foram descartadas devido ao fato dos dados volumétricos assim adquiridos apresentam valores de intensidades equivalentes para vasos contrastados e ossos. Tal fato dificulta o processo de isolamento de vasos\* através da manipulação da função de transferência de opacidade, no *ray casting* (Figura 5.3).

Os volumes de dados a serem visualizados têm formato “raw”, que constitui um arquivo binário em que os valores dos *voxels* são armazenados seqüencialmente e sem compactação. Tal formato tipicamente serve a propósitos de troca de imagens entre sistemas, e não propriamente para seu armazenamento. As imagens de dados bidimensionais que formam os volumes (fatias 2D) estão armazenadas em arquivos separados, cuja extensão indica a ordem em que o programa fará a leitura (“arquivo.1”, “arquivo.2”, ...). Assim, se o volume de dados estiver armazenado em um único arquivo, este deverá ser pré-processado de modo que os dados correspondentes às fatias que o compõem sejam extraídos, gravados em arquivos individuais numerados de forma seqüencial.

---

\* <sup>1</sup> Recentemente, em Venema et al. [VEN 2001], é apresentado um método para “eliminar” os ossos que aparecem junto a vasos contrastados do “polígono de Willis”, em “fatias” de volumes obtidos por CTA. Tal método possibilita a inspeção de vasos que estão no interior da caixa craniana, facilitando a análise visual de imagens de CT. Este método, no entanto, não estava disponível durante o estudo realizado.

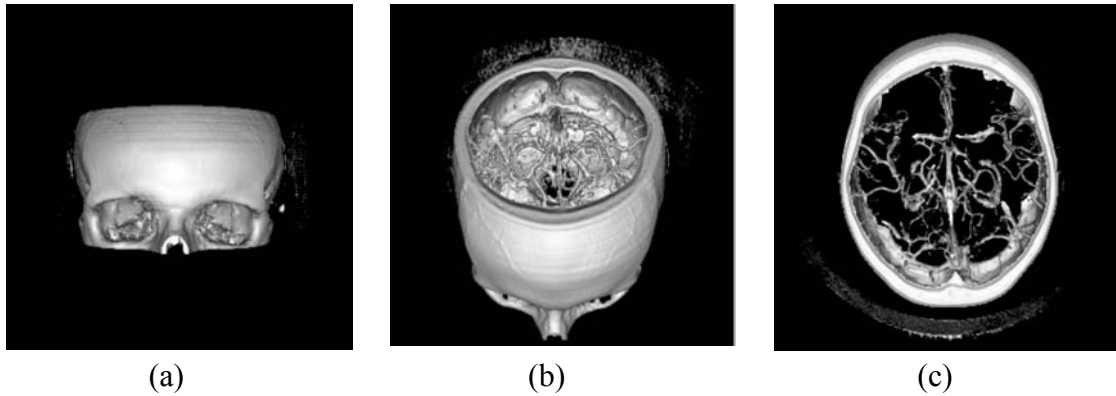


FIGURA 5.3 - Imagens geradas por *ray casting* a partir de dados volumétricos obtidos via CTA espiral de estruturas vasculares de um cérebro humano. Nas imagens (a), (b) e (c), podem ser observadas, de diferentes pontos de vista, as estruturas vasculares no centro do crânio, sendo que (c) foi adquirida com um menor número de fatias em relação à (a) e (b) de modo a evidenciar melhor os vasos entre o crânio.

- **Volume RXR (vol-RXR)**

O volume referente à modalidade de aquisição raio-X rotacional rotacional é de domínio público, tendo sido obtido através do site <http://www.gris.uni-tuebingen.de/areas/scivis/volren/datasets/datasets.html>.

Não estão disponíveis informações a respeito do processo de aquisição dos dados, além da modalidade propriamente dita (raio-X rotacional com injeção de contraste para salientar a vasculatura). Percebe-se que a imagem foi pós-processada em virtude do volume de dados ser isotrópico (ver seção 3.1.1) e o objeto de interesse ter sido segmentado em relação às demais estruturas cerebrais, ou seja, os *voxels* que não pertencem às estruturas vasculares têm valor zero. A região representada no volume corresponde à metade esquerda do “polígono de Willis” (no encéfalo) e apresenta um aneurisma do tipo sacular (Figura 5.4). O volume de dados tem 256 fatias de 256 x 256 com 8 bits por *voxel* – intensidades entre [0, 255].

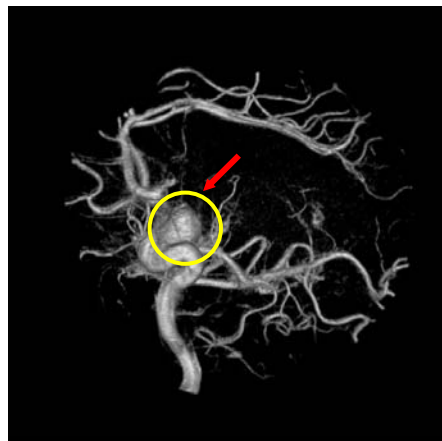


FIGURA 5.4 - Imagem gerada a partir do volume de dados amostrado via RXR com injeção de contraste. A seta indica o local onde está situado o aneurisma.



- **Volumes MRA**

Os três volumes provenientes de MRA, utilizados neste estudo, foram cedidos pelo Centro de Imagem do Hospital Moinhos de Vento de Porto Alegre. Os volumes correspondem às artérias craniais do “polígono de Willis”, sendo que um deles é um caso normal e os outros dois são casos patológicos – aneurisma e oclusão parcial média. As imagens foram adquiridas com o equipamento *Gênese Sigma*, fabricado pela *GE Medical Systems*. O processo de aquisição durou cerca de 30 minutos e os volumes apresentam um número variável de fatias de 512 x 512 e os *voxels* com dimensões de 0.41056 x 0.41056 mm. As imagens apresentam 16 bits por *voxel*, com intensidades entre [0, 920].

- **Caso Normal: MRA (vol-MRA)**

O volume de dados correspondente ao caso normal (Figura 5.5) faz referência a artérias craniais de uma mulher de 33 anos e é formado por 132 fatias. Cada fatia tem espessura de 1.2 mm e estão espaçadas em 0.6 mm.

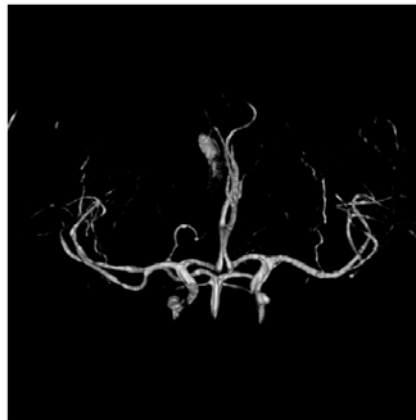


FIGURA 5.5 - Imagem gerada a partir do volume de dados MRA relativo ao caso normal.

- **Caso de Presença de Aneurisma: MRA “Aneurisma” (vol-MRA “Aneurisma”)**

O volume de dados apresenta a patologia de um aneurisma sacular e suas informações correspondem a uma mulher de 51 anos (Figura 5.6), sendo formado por 94 fatias de espessura igual a 0.9 mm e espaçadas em 0.9 mm.



FIGURA 5.6 - Imagem correspondente ao volume MRA que apresenta um aneurisma sacular. A seta indica o aneurisma.

- **Caso de Oclusão Parcial Média: MRA “Oclusão” (vol-MRA “Oclusão”)**

O volume que apresenta oclusão representa a patologia de uma mulher de 40 anos e pode ser visto na Figura 5.7. Assim como o Vol-MRA “Aneurisma”, é formado por 94 fatias de espessura igual a 0.9 mm e espaçadas em 0.9 mm.

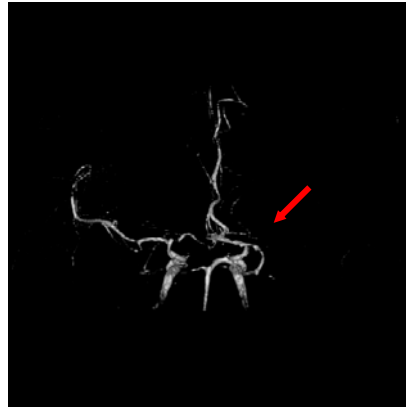


FIGURA 5.7 - Imagem relativa ao volume MRA que apresenta oclusão parcial média. A seta indica a região que deveria apresentar a metade esquerda do “Polígono de Willis” ocultada.

Como pode ser notado, os casos patológicos MRA, em relação ao caso normal, apresentam uma definição inferior dos vasos em razão de dois motivos principais:

- imagens adquiridas via MRA têm sua definição afetada pelo fluxo sanguíneo e esse, por sua vez, tende a diminuir em virtude da presença de patologias e em razão da idade do paciente. Os volumes vol-MRA “Aneurisma” e vol-MRA “Oclusão” correspondem a pacientes com idades entre 40 e 50 anos;
- embora as imagens que compõem os volumes vol-MRA “Aneurisma” e vol-MRA “Oclusão” apresentem as mesmas dimensões que as imagens vol-MRA (512 x 512), o número de fatias é inferior.

### 5.3.2 Plataforma Computacional

- **Geração de Imagens para Avaliação de Qualidade**

As imagens utilizadas para a realização dos experimentos descritos a seguir foram geradas em um microcomputador PC com as seguintes configurações de hardware:

- processador Pentium 4, com velocidade de 1.4 GB;
- placa de vídeo da marca GeForce 4TI 4600;
- memória de 512 MB;
- HD com capacidade de 20 GB;
- Monitor Dell 17” com resolução de 1280 x 1024 pixels e capacidade de 32 bits por pixel.

- **Realização de Experimentos Subjetivos**

Os experimentos subjetivos foram realizados com um grupo de sujeitos (estudantes) e um físico médico, como controle (ver seção 5.4.3). O grupo de estudantes avaliou a qualidade das imagens na mesma máquina na qual as imagens foram geradas. Já a avaliação realizada pelo segundo foi executada no ambiente de trabalho do físico: computador com processador Pentium III com memória de 128 Mb, monitor Dell 15' M570 e placa de vídeo NVidia TNT2 M64 4xAGP.

### 5.3.3 Sistema de Visualização

O programa utilizado para a geração das imagens de dados volumétricos emprega o algoritmo de *ray casting* descrito na seção 3.2.2, implementado na biblioteca VTK - *Visualization Toolkit* [SCH 98] [SCH 2000].

Foi desenvolvida uma interface interativa para prover maior agilidade e eficiência no estudo das configurações dos parâmetros que influenciam as imagens geradas pelo *ray casting*. Assim, o sistema foi definido de acordo com o padrão da arquitetura modelo-vista-controlador (*model-view-controller* – MVC [BUR 92] [SUN 96]), com os seguintes módulos (Figura 5.8):

- **Controlador:** módulo ligado ao gerenciamento da interface e ativação do *ray casting*. É responsável pela constituição e controle da interface gráfica, gerenciando as ações executadas pelo usuário, as definições de parâmetros e ativando as funções ligadas ao *ray casting* (vista). Este módulo foi implementado com a utilização da linguagem Tcl/Tk e representa o controlador na arquitetura MVC,
- **Vista:** constituída pela biblioteca VTK. Módulo encarregado de construir a imagem – a vista, de acordo com a MVC – com o algoritmo de *ray casting* e de acordo com a configuração dos parâmetros de visualização comunicados pelo controlador,
- **Modelo:** módulo formado pelo volume de dados, que representa o modelo no conceito MVC.

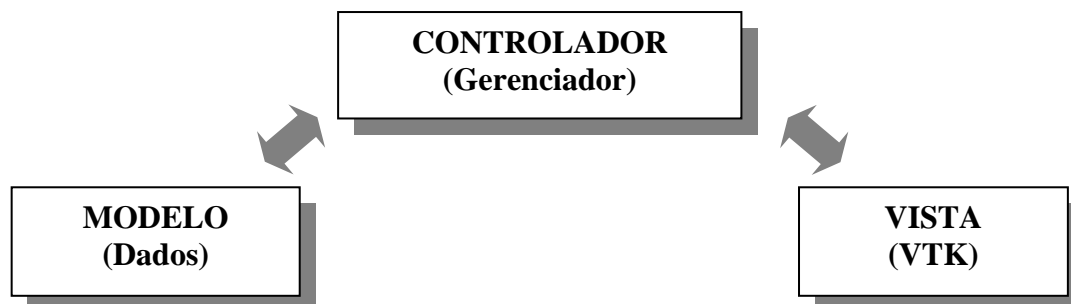


FIGURA 5.8 - Módulos que compõem o programa para geração das imagens de dados volumétricos, esquematizados de acordo com a arquitetura MVC [BUR 92] [SUN 96].

Através da interface gráfica (Figura 5.9), pode-se definir valores para os principais parâmetros que influenciam a imagem gerada pelo *ray casting* (através do menu “Options” ou diretamente nos *widgets* da interface). Tais parâmetros são: o passo de amostragem; os coeficientes de reflexão ambiente, difusa e especular; as funções de transferência; o tipo de interpolação (trilinear ou pelo vizinho mais próximo); a ordem de processamento (interpolação-classificação ou classificação- interpolação) (ver seção

3.2.2). Além da configuração dos parâmetros ligados ao *ray casting*, podem, também, ser configurados parâmetros ligados às funções mais genéricas do VTK (menu “View”), essenciais à geração de imagens de dados volumétricos. Alguns desses parâmetros são: a posição, o vetor *up* e o alvo da câmera; a cor de fundo (*background*) da cena exibida; dimensões da imagem a ser gerada; número de fatias que compõem o volume de dados e espaçamento entre as mesmas.

É permitido, também, que as imagens geradas sejam salvas juntamente com a configuração dos parâmetros empregados na sua geração. Formatos disponíveis para a gravação das imagens são BMP (*Windows Bitmap*) e JPEG (*Joint Photographic Experts Group*).

As configurações de parâmetros na interface são processadas pelo módulo controlador, onde os eventos ligados às funções de ativação do *ray casting* estão organizados sequencialmente (ver seção 3.2.2).

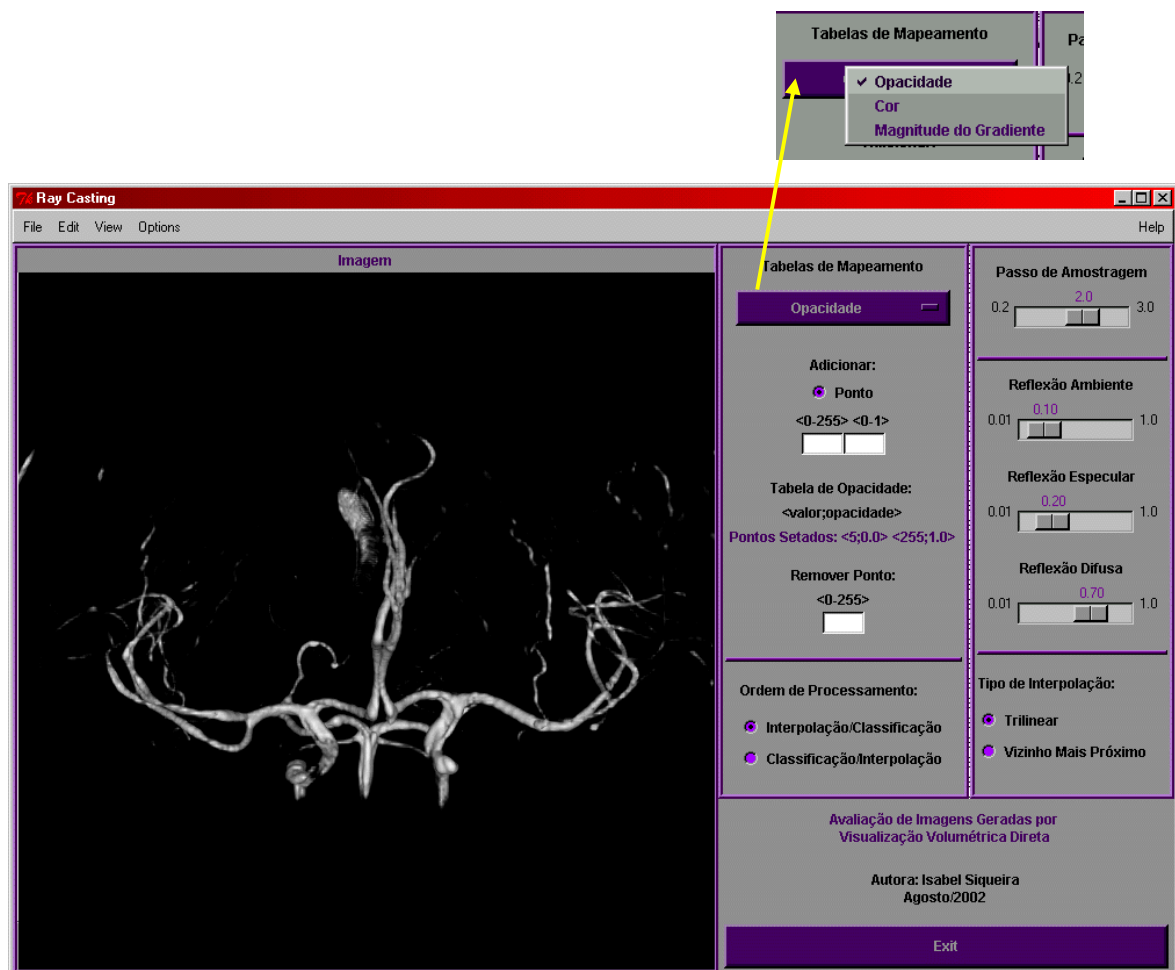


FIGURA 5.9 - Interface para definição de parâmetros do *ray casting* e geração de imagens. No detalhe, a subjanela que é aberta ao se pressionar o mouse sob o “botão” relativo às tabelas de mapeamento.

### 5.3.4 Programa para a Avaliação de Qualidade

De modo a agilizar o processo de avaliação pelos observadores, bem como coletar as informações com maior eficiência, os experimentos foram realizados sob controle de um programa que será descrito a seguir.

A interface, apresentada na Figura 5.10, permite a avaliação de uma imagem com determinada configuração de passo de amostragem (PA). As imagens geradas são exibidas com diferentes posições de câmera são exibidas seqüencialmente, dando a idéia da variação de câmera em torno do volume de forma a exibir a estrutura em sua totalidade. Para tanto, estão disponíveis os botões (*widgets*) “voltar” e “avançar”. A possibilidade da variação da posição da câmera se faz necessária para permitir a observação de todos os vasos da estrutura, que podem estar ocultos por outros em dada posição de câmera. Foi necessário que tais posições estivessem pré-calculadas em virtude do tempo de geração das imagens inviabilizar a interação em tempo-real.

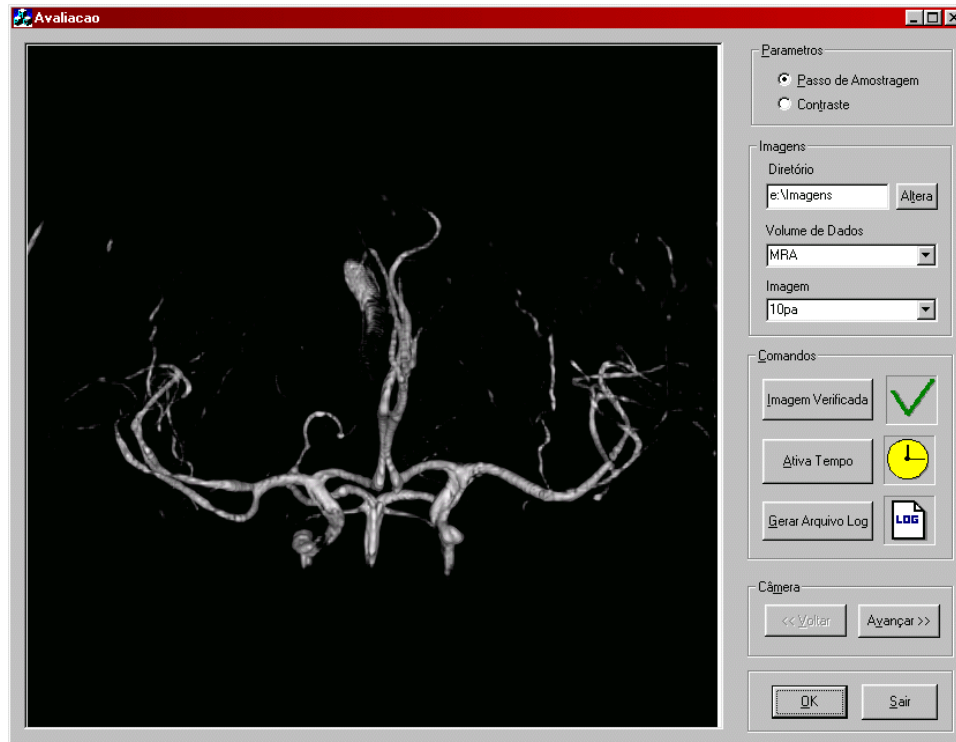


FIGURA 5.10 - Interface para avaliação subjetiva de qualidade.

Outra funcionalidade provida pela interface é a medição do tempo gasto para a avaliação das imagens em relação ao valor do PA. Isto é realizado através da ativação do tempo de avaliação, no início da avaliação do conjunto de imagens relativas a um determinado PA, pelo botão “ativa tempo”. Quando o observador terminar de avaliar as imagens, a marcação do tempo é finalizada através do botão “imagem verificada”.

A interface foi desenvolvida visando ser utilizada não somente para a avaliação de imagens geradas por *ray casting*, e avaliadas de acordo com a variação do PA, como também ser utilizada para avaliações, em um outro momento, de imagens geradas em função da variação de parâmetros de iluminação ligados ao contraste. Assim, a interface tem botões do tipo “radio”, que permitem a definição das imagens que serão exibidas em termos da variação do PA ou de níveis diferentes de contraste. Contudo, os experimentos apresentados a seguir foram realizados considerando, apenas, o parâmetro PA devido ao tempo disponível para a realização deste trabalho. Os demais *widgets* da interface estão ligados ao processo de seleção do volume de dados, do valor do PA e da indicação do diretório onde estão armazenadas as imagens utilizadas nos experimentos.

## 5.4 Procedimento Experimental

### 5.4.1 Variáveis Independentes

Para cada volume de dados apresentado na seção anterior, foram geradas 29 (vinte e nove) imagens com diferentes valores para o parâmetro passo de amostragem (PA) entre [0.2, 3.0] unidades de volume, com variação de 0.1. Tal intervalo de variação de valores de PA foi escolhido em virtude de refletir um impacto sutil na definição das imagens. O valor 0.2 permite a geração de imagens com a melhor definição possível, em razão das características físicas dos volumes de dados aliadas ao comportamento da implementação do algoritmo de *ray casting* utilizada, enquanto o valor de PA igual a 3.0 ocasiona imagens com alta degradação, descaracterizando o volume de dados. As Figuras 5.11 e 5.12 apresentam imagens correspondentes a valores de PA 0.2, 1.0, 2.0, 3.0, para os volumes RXR e MRA.

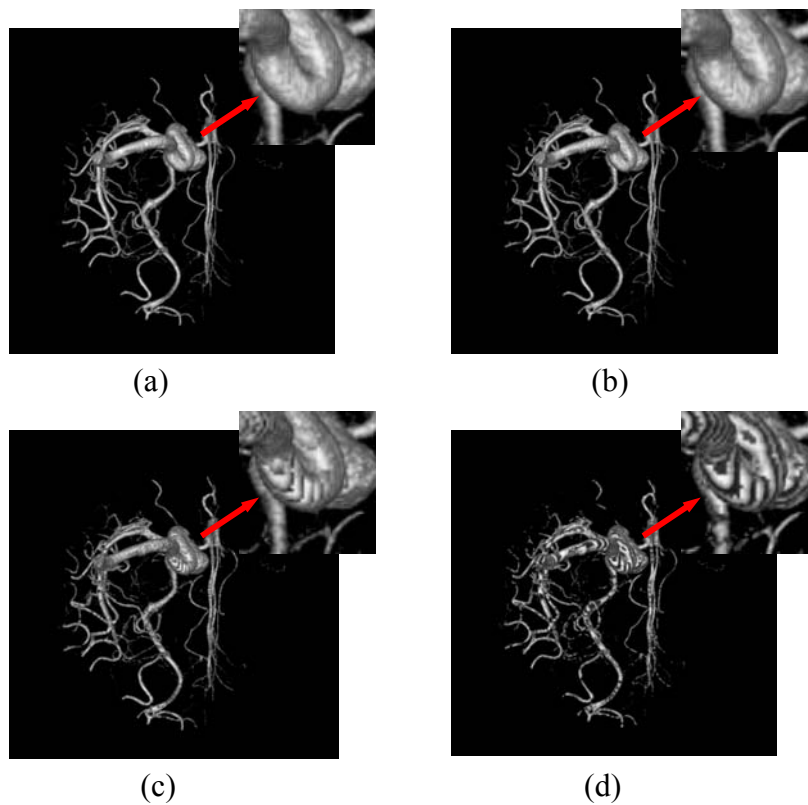


FIGURA 5.11 - Imagens correspondentes a alguns valores de PA para o volume RXR.  
(a) PA = 0.2; (b) PA = 1.0; (c) PA = 2.0; (d) PA = 3.0.

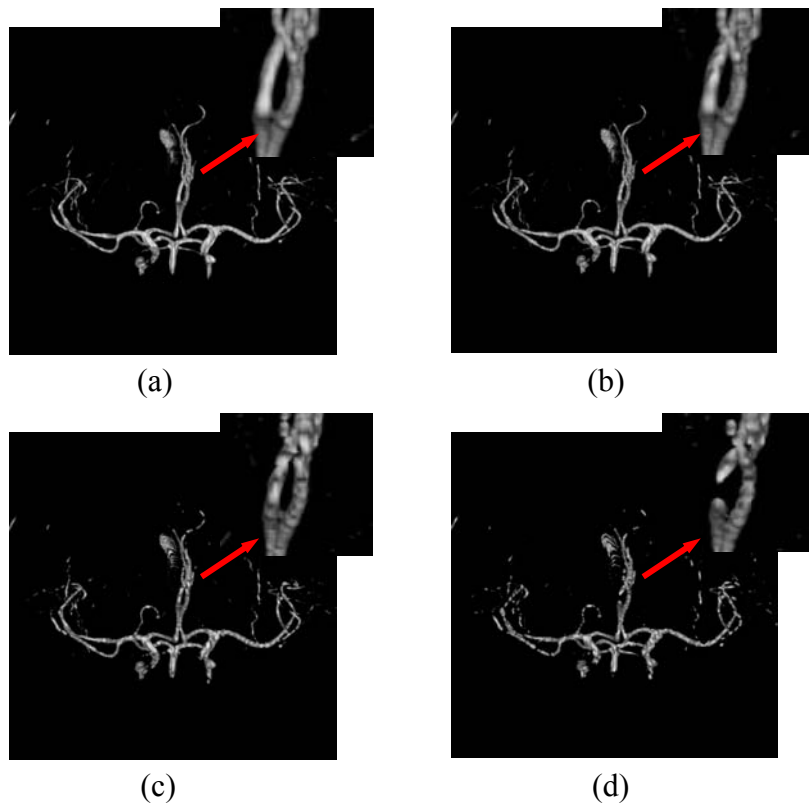


FIGURA 5.12 - Imagens correspondentes a alguns valores de PA para o volume MRA.  
(a) PA = 0.2; (b) PA = 1.0; (c) PA = 2.0; (d) PA = 3.0.

As imagens empregadas nos experimentos são monocromáticas e a escala de tons de cinza varia entre 0 a 255. Para determinados experimentos, também foi variada a posição da câmera de  $18^\circ$  do plano sagital direito ao plano sagital esquerdo (Figuras 5.13 e 5.14) para um mesmo valor do PA, obtendo-se 11 (onze) imagens diferentes.

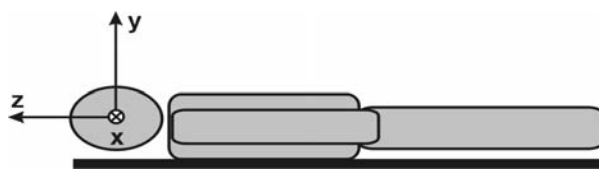


FIGURA 5.13 - Sistema de coordenadas relativo à posição do paciente (deitado) durante a amostragem dos volumes de dados.

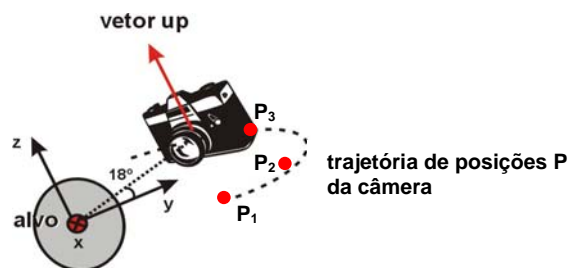


FIGURA 5.14 - Relação do alvo, do *vetor up* e da trajetória de posições da câmera com a posição do paciente (exibida na Figura 5.13).

Como os experimentos estão estritamente relacionados à variação do PA, os demais parâmetros que influenciam a imagem final gerada pelo *ray casting* foram mantidos constantes (ver seção 3.2.2). Tais parâmetros foram definidos de forma a gerar as imagens referências com a melhor “qualidade” possível, considerando as características particulares dos volumes.

Os parâmetros relacionados ao tipo de interpolação, à ordem de processamento, ao sombreado (coeficientes de reflexão ambiente, difusa e especular), aos atributos de câmera, à cor de fundo (*background*) e às dimensões das imagens são idênticos tanto para o volume RXR como para os volumes MRA. A configuração de tais parâmetros pode ser vista na Tabela 5.1.

TABELA 5.1 - Configuração idêntica de parâmetros para o volume RXR e volumes MRA.

Parâmetros	Configurações de Valores
tipo de interpolação	trilinear
ordem de processamento	interpolação-classificação
coeficientes de iluminação/sombreamento	reflexão ambiente: 0.1
	reflexão difusa: 0.7
	reflexão especular: 0.2
atributos de câmera	vetor <i>up</i> : (0, 0, 1)
	alvo: (0, 0, 0)
cor de fundo ( <i>background</i> )	preto
dimensões das imagens	600 x 600

Os demais parâmetros como o espaçamento entre os dados e os valores das funções de transferência de opacidade e cor foram configurados de forma diferente para o volume RXR e para os volumes MRA.

TABELA 5.2 - Configuração diferenciada de parâmetros para o volume RXR e volumes MRA.

Volumes de Dados	Parâmetros		
	espaçamento entre os dados	função de transferência de opacidade	função de transferência de cor
Volume RXR	1.0 para os eixos “x”, “y” e “z” (volume de dados isotrópico)	0-5: 0.0 5-255: 0.0-1.0 (Figura 5.15(a))	0-255: 0.0-1.0 (Figura 5.15 (b))
Volumes MRA	1.0 para os eixos “x” e “y” e 1.2 para o eixo “z” (volume de dados anisotrópico)	0-300: 0.0 300-400: 0.0-1.0 400-920: 1.0 (Figura 5.16 (a))	0-920: 0.0-1.0 (Figura 5.16 (b))



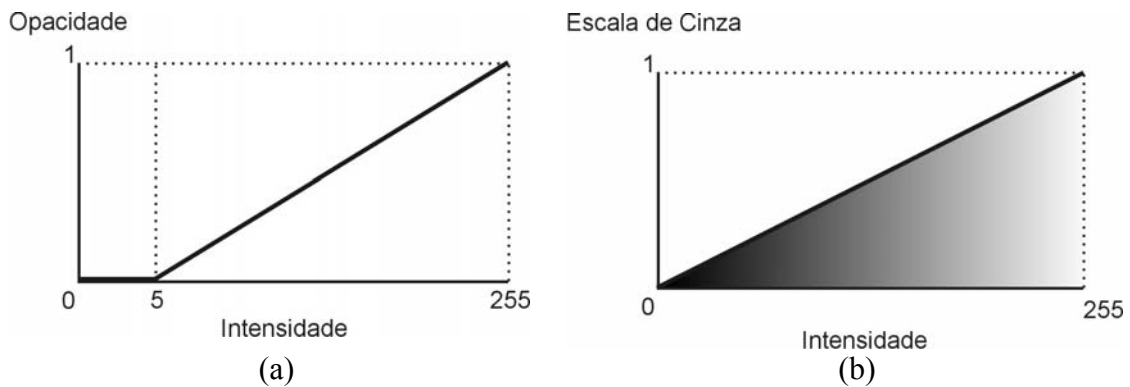


FIGURA 5.15 - Funções de transferência vol-RXR: (a) função de transferência de opacidade – valores de intensidades entre 0 e 5 foram mapeados para opacidade 0.0 (totalmente transparente), enquanto que valores entre 5 e 255 foram mapeados, linearmente, para opacidades entre 0.0 e 1.0 (totalmente opaco); (b) função de transferência de “cor” (neste caso, níveis de cinza) – todos os valores escalares do volume de dados de 0-255 foram mapeados para a escala de cinza variando, linearmente, de 0.0 (preto) a 1.0 (branco).

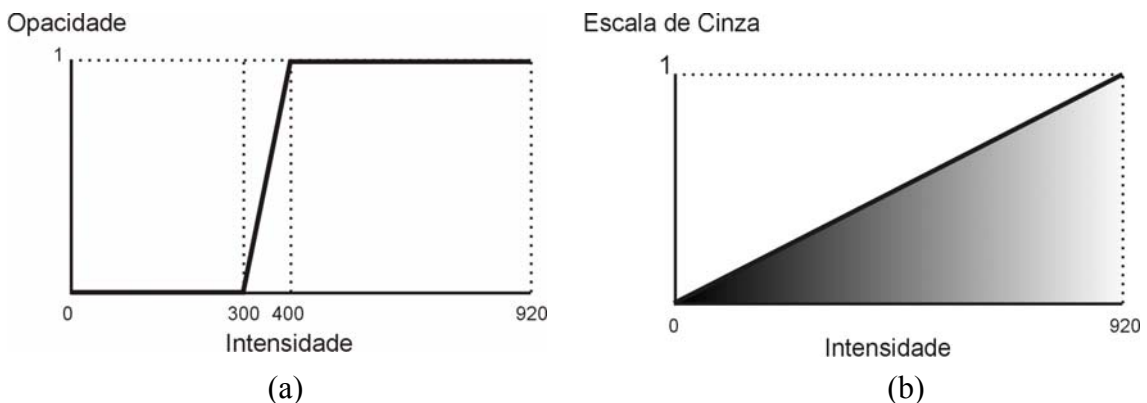


FIGURA 5.16 - Funções de transferência volumes MRA: (a) função de transferência de opacidade – valores de intensidades entre 0 e 300 foram mapeados, linearmente, para opacidade 0.0 (totalmente transparente), enquanto que valores entre 300 e 400 foram mapeados para opacidades entre 0.0 e 1.0 (totalmente opaco). O restante dos valores de intensidades, compreendidos entre 400 e 920, foram mapeados para a opacidade 1.0; (b) função de transferência de cor (tons de cinza) – todos valores de intensidades (0 a 920) foram mapeados, de forma linear, para tons de cinza entre 0.0 (preto) e 1.0 (branco).

#### 5.4.2 Variáveis Dependentes

As variáveis dependentes correspondem ao tempo de geração das imagens e às notas de qualidade atribuídas pelos observadores.

Durante a avaliação de cada imagem, foi solicitado que o observador atribuisse uma nota, a cada imagem, entre 0.0 e 5.0 em escala contínua, de forma a categorizar a qualidade como mostrado a seguir na Tabela 5.3.

TABELA 5.3 - Escala de notas adotada para a avaliação subjetiva da qualidade de imagens.

<b>Intervalo de Valores</b>	<b>Nota</b>	<b>Descrição</b>
[4.1, 5.0]	Ótima	Imagem de qualidade extremamente alta, tão boa quanto se possa desejar.
[3.1, 4.0]	Boa	Imagem de alta qualidade, permitindo visualização de forma satisfatória; o índice de degradação não compromete o conteúdo.
[2.1, 3.0]	Aceitável	Imagem de qualidade aceitável; o índice de degradação está no limite de não comprometer o conteúdo.
[1.1, 2.0]	Ruim	Imagem de qualidade ruim; o índice de degradação compromete grande parte da imagem, tornando-a inadequada à análise de conteúdo.
[0.0, 1.0]	Inaceitável	Imagem muito ruim, ao ponto de comprometer completamente o conteúdo apresentado.

Embora disponha-se de cinco categorias de qualidade, as categorias ótima, boa e aceitável podem ser consideradas variações de uma categoria mais geral relativa a imagens com qualidade “adequada” em relação a uma tarefa. Da mesma forma, as categorias ruim e inaceitável correspondem a variações relativas a imagens de qualidade “inadequada”. No entanto, permitir a atribuição de notas de uma maneira não binária (adequada e inadequada) possibilita uma melhor análise do comportamento da perda de qualidade das imagens avaliadas.

### 5.4.3 Tarefa, Sujeitos e Método

Conforme já mencionado, a tarefa para a qual as imagens geradas seriam utilizadas é o estudo de estruturas vasculares cerebrais para identificação de situações anormais. Nesse sentido, o ideal seria que os participantes dos experimentos fossem todos ligados à área da Neurologia, habituados a analisar imagens médicas dessa especialidade. Por outro lado, entre pessoas que trabalham com Computação Gráfica, a noção de qualidade de imagens sintetizadas é bastante discutida com base na resolução, contraste, definição de elementos, etc. Assim, não foi possível contar com participantes médicos optou-se por tomar como sujeitos sete estudantes de Computação Gráfica, membros do grupo da UFRGS, que o julgamento das imagens de acordo com os critérios pessoais de qualidade. Um oitavo sujeito, especialista em Imagens Médicas, foi utilizado, como controle para investigação da relação com os resultados obtidos na avaliação pelos estudantes.

Assim, participaram do experimento sete estudantes da área da Ciência da Computação, com idades entre 18 e 25 anos, sendo que três desses estudantes utilizam óculos e/ou lentes de contato, e um especialista em Física Médica, com idade de 27 anos, que atua na área de diagnóstico por imagens de estruturas vasculares do cérebro há 7 anos.

A fim de situar os sujeitos-estudantes no problema, foi apresentada a finalidade das imagens (servir de apoio ao diagnóstico), a natureza de aquisição destas bem como a patologia apresentada ou ausência desta (caso normal).

Para a avaliação realizada pelo especialista não foi necessário prover treinamento especial para a avaliação das imagens, uma vez que este simulou uma das atividades reais desempenhada por ele no hospital. Como o físico tem acesso ao

diagnóstico final dos casos exibidos nas imagens, foi solicitado a este que realizasse a avaliação da “qualidade” das imagens considerando a obtenção final desse diagnóstico.

- **Método Subjetivo**

A sessão de avaliação de imagens relativas a um volume de dados foi realizada individualmente para cada observador, constituindo quatro sessões de avaliação em dias diferentes (duas sessões por dia em dois dias e sem repetições). Para os estudantes, as sessões foram realizadas em um único computador (a mesma máquina descrita na seção 5.3.2 empregada na geração das imagens avaliadas), com condições de iluminação do ambiente idênticas.

A metodologia de avaliação foi proposta em relação ao critério **abrangência** (ver seção 4.2), pois a configuração do PA influencia o “quanto” das informações relativas aos dados originais estão sendo exibidas nas imagens. Já a métrica subjetiva empregada foi a **escala absoluta de qualidade** (ver seção 4.2), na qual não são fornecidas, aos observadores, informações a respeito da melhor e da pior imagem gerada. As imagens foram apresentadas em ordem aleatória de variação do PA.

Para a avaliação realizada pelo físico, os experimentos foram conduzidos de maneira similar aos realizados para a avaliação dos demais observadores. Foi utilizado o mesmo número de imagens, as mesmas variações do PA, porém, para cada valor de PA, foram apresentadas 11 posições diferentes de câmera (ver seção 5.4.1).

Uma vez coletadas as informações relativas às notas de qualidade, foram computadas a mediana, a média aritmética e o desvio padrão entre as notas atribuídas pelos estudantes. O desvio padrão foi calculado para cada categoria de acordo com as categorias identificadas a partir da média aritmética.

As medidas estatísticas empregadas neste trabalho foram selecionadas de modo a caracterizar o conjunto de valores observados nos experimentos e visando prover maior entendimento dos resultados obtidos com a avaliação da qualidade das imagens. Enquanto a média aritmética  $\bar{x}$  (Equação 5.1) e a mediana  $md$  (Equação 5.2) representam medidas de posição, que possuem o objetivo de representar o ponto de equilíbrio ou o centro de uma distribuição, o desvio padrão  $\sigma$  (Equação 5.3) constitui uma medida de dispersão de grande importância para a análise de distribuições.

Para todas as medidas,  $n$  refere-se ao número total de notas e  $x_i$  a uma dada nota, de índice  $i$ , onde

- média aritmética ( $\bar{x}$ )

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (5.1)$$

- mediana ( $Md$ )

$$Md = x_i, \text{ com } i = \frac{n+1}{2} \text{ para } n \text{ ímpar ou} \quad (5.2)$$

$$Md = \frac{x_i + x_j}{2}, \text{ com } i = \frac{n}{2} \text{ e } j = \frac{n}{2} + 1 \text{ para } n \text{ par}$$

- desvio padrão ( $\sigma$ )

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (5.3)$$

Além das medidas estatísticas apresentadas, foi investigado o grau de associação entre a variação do valor do PA e as notas de qualidade atribuídas pelos sujeitos. Para tanto, foi empregada a correlação linear de Pearson (Equação 5.4), onde as variáveis  $X$  e  $Y$  são mensuradas a nível intervalar ou de razões. O coeficiente de Pearson  $r$  pode variar de  $-1$  (correlação negativa) a  $+1$  (correlação positiva), e quanto mais próximo desses valores, mais forte a associação das variáveis em exame. O escore zero desse coeficiente indica ausência de correlação. Na Equação 5.4,  $n$  corresponde ao número de pares  $(X, Y)$ .

$$r = \frac{\sum XY - (\sum X)(\sum Y)/n}{\sqrt{\sum X^2 - (\sum X)^2/n} \sqrt{\sum Y^2 - (\sum Y)^2/n}} \quad (5.4)$$

A partir da “unificação” das notas dos estudantes, foram investigadas as categorias de qualidade (ótima, boa, aceitável, ruim e inaceitável), para os quatro volumes de dados, bem como os valores de PA limites de cada categoria.

## 5.5 Resultados

As tabelas relativas à avaliação da qualidade das imagens apresentam a síntese das notas atribuídas pelos estudantes através da média aritmética  $\bar{x}$  (ver Equação 5.3), do desvio padrão  $\sigma$ , em relação à média (ver Equação 5.4), e da mediana  $Md$  (ver Equações 5.1 e 5.2). As notas individuais dos estudantes podem ser vistas no Anexo 1, enquanto os gráficos correspondentes estão apresentados na Figura 5.17. As linhas horizontais pontilhadas indicam os limiares entre as categorias de qualidade.

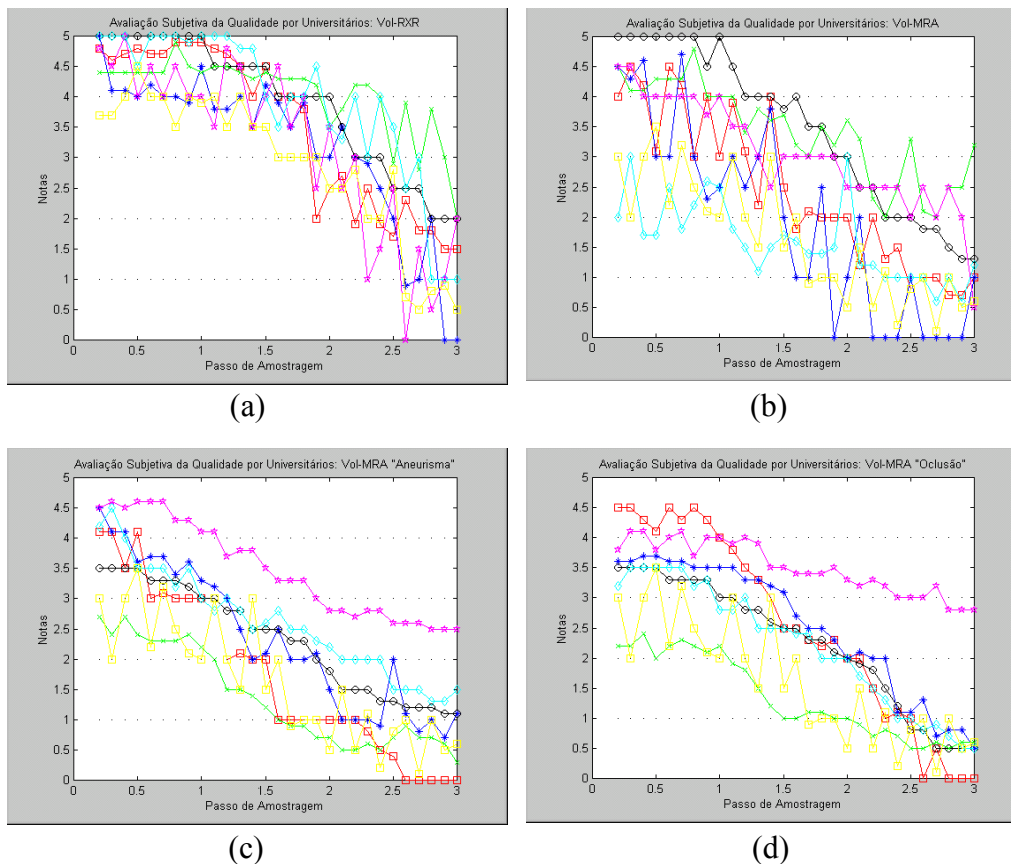


FIGURA 5.17 - Gráficos correspondentes à avaliação subjetiva da qualidade das imagens realizada pelos estudantes. (a) Vol-RXR; (b) Vol-MRA; (c) Vol-MRA “Aneurisma”; (d) Vol-MRA “Oclusão”.

Os gráficos apresentados na próxima seção estão relacionados aos dados listados nas tabelas, trazendo curvas relativas às notas atribuídas pelo físico e à média aritmética e à mediana das notas atribuídas pelos estudantes, para os quatro volumes de dados respectivamente. Já as duas últimas seções apresentam os resultados da correlação entre as notas subjetivas e a variação do valor do PA e as curvas relativas ao tempo de geração das imagens avaliadas.

### 5.5.1 Notas de Qualidade

- **Volume RXR**

Os resultados relativos à avaliação subjetiva das imagens relativas ao o vol-RXR, realizada pelo físico e pelos estudantes (média e mediana), podem ser observados na Tabela 5.4 e na Figura 5.18.

TABELA 5.4 - Relação PA x notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes: vol-RXR.

PA	Físico	Estudantes		
		$\bar{x}$	$\sigma(\bar{x})$	Md
0.2	4.5	4.7	0.44	4.8
0.3	4.3	4.5	0.43	4.5
0.4	4.3	4.6	0.40	4.7
0.5	4.3	4.6	0.36	4.5
0.6	4.1	4.5	0.35	4.5
0.7	4.2	4.4	0.43	4.4
0.8	4.1	4.5	0.54	4.9
0.9	4.0	4.6	0.46	4.5
1.0	4.0	4.5	0.43	4.5
1.1	4.0	4.3	0.50	4.5
1.2	2.8	4.4	0.50	4.5
1.3	3.0	4.4	0.27	4.5
1.4	3.0	4.0	0.50	4.0
1.5	2.5	4.2	0.22	4.2
1.6	2.5	3.9	0.46	4.0
1.7	3.0	3.8	0.50	4.0
1.8	2.5	3.9	0.38	4.0
1.9	2.0	3.3	0.87	3.0
2.0	2.0	3.2	0.52	3.5
2.1	1.2	3.1	0.50	3.0
2.2	1.1	3.0	0.70	2.5
2.3	1.5	2.5	0.91	2.1
2.4	1.1	2.0	0.93	2.0
2.5	1.1	2.0	0.55	1.9
2.6	0.0	1.8	1.24	2.0
2.7	0.0	1.9	0.87	1.8
2.8	0.0	1.7	1.02	1.8
2.9	0.5	1.3	0.88	1.0
3.0	0.5	1.3	0.75	1.5

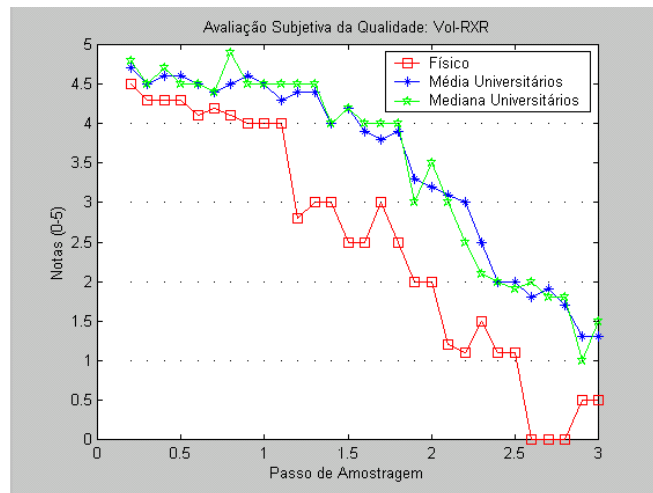


FIGURA 5.18 - Gráfico relativo à notas de qualidade atribuídas pelo físico (curva em vermelho) e à média aritmética (curva azul) e à mediana (curva verde) das notas atribuídas pelos estudantes às imagens correspondentes ao vol-RXR.

- **Volume MRA**

A Tabela 5.5 traz, respectivamente, as notas relativas à avaliação da qualidade visual para os dados correspondentes ao vol-MRA realizada tanto pelo físico como pelos estudantes. O gráfico relativo à Tabela 5.5 é apresentado na Figura 5.19.

TABELA 5.5: Relação PA x notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes: vol-MRA (continua).

PA	Físico	Estudantes		
		$\bar{x}$	$\sigma$	Md
0.2	4.1	3.9	0.98	4.5
0.3	4.5	3.9	0.97	4.3
0.4	4.5	3.8	1.03	4.1
0.5	4.2	3.5	0.98	3.5
0.6	4.2	3.6	1.00	4.0
0.7	4.5	3.9	1.00	4.2
0.8	3.8	3.5	1.03	3.0
0.9	3.3	3.3	0.89	3.7
1.0	4.0	3.3	0.99	3.0
1.1	4.0	3.4	0.82	3.5
1.2	4.0	2.9	0.83	3.1
1.3	3.5	2.7	1.02	3.0
1.4	4.0	3.2	0.86	3.8
1.5	3.0	2.6	0.86	2.5
1.6	2.3	2.4	0.98	2.0
1.7	2.1	2.1	0.98	2.1
1.8	2.0	2.4	0.92	2.5
1.9	2.0	2.0	1.11	2.0
2.0	1.9	2.1	1.05	2.1
2.1	2.0	2.0	0.73	2.0
2.2	1.8	1.6	0.94	2.0
2.3	1.2	1.4	0.77	1.3
2.4	1.2	1.4	0.95	1.5

TABELA 5.5: Relação PA x notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes: vol-MRA (continuação).

PA	Físico	Estudantes		
		$\bar{x}$	$\sigma$	Md
2.5	1.0	1.6	0.86	1.0
2.6	0.0	1.3	0.78	1.0
2.7	0.0	1.1	0.80	1.0
2.8	0.0	1.3	0.86	1.0
2.9	0.0	1.1	0.83	0.7
3.0	0.0	1.3	0.84	1.0

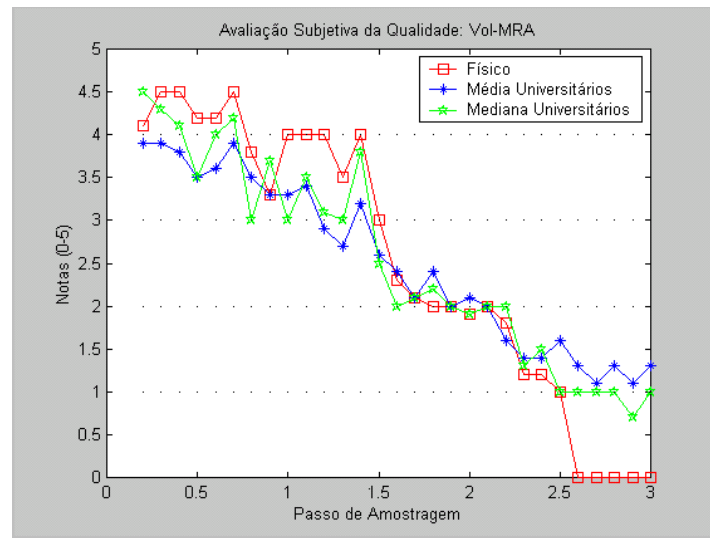


FIGURA 5.19 - Gráfico relativo à notas de qualidade atribuídas pelo físico (curva em vermelho) e à média aritmética (curva azul) e à mediana (curva verde) das notas atribuídas pelos estudantes às imagens correspondentes ao vol-MRA.

- **Volume MRA “Aneurisma”**

As notas atribuídas pelo físico e pelos estudantes às imagens referentes ao vol-MRA estão listadas na Tabela 5.6 e o gráfico correspondente é apresentado na Figura 5.20.

TABELA 5.6 - Relação PA x notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes: vol-MRA “Aneurisma” (continua).

PA	Físico	Estudantes		
		$\bar{x}$	$\sigma$	Md
0.2	2.6	3.8	0.67	4.1
0.3	2.5	3.6	0.95	4.1
0.4	2.4	3.6	0.56	3.5
0.5	2.5	3.6	0.62	3.5
0.6	2.2	3.2	0.77	3.3
0.7	2.3	3.4	0.64	3.3
0.8	2.2	3.1	0.61	3.2
0.9	2.1	3.2	0.69	3.2
1.0	2.3	2.9	0.65	3.0
1.1	2.1	3.0	0.57	3.0

TABELA 5.6 - Relação PA x notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes: vol-MRA “Aneurisma” (continuação).

PA	Físico	Estudantes		
		$\bar{x}$	$\sigma$	Md
1.2	2.1	2.6	0.71	2.8
1.3	2.2	2.4	0.76	2.5
1.4	2.2	2.5	0.72	2.5
1.5	2.1	2.2	0.71	2.1
1.6	2.0	2.2	0.82	2.5
1.7	1.7	1.8	0.87	2.0
1.8	1.6	1.8	0.86	2.0
1.9	1.5	1.7	0.78	2.0
2.0	1.5	1.5	0.77	1.5
2.1	1.5	1.5	0.70	1.5
2.2	1.3	1.3	0.75	1.0
2.3	1.0	1.4	0.72	1.1
2.4	0.5	1.2	0.87	0.9
2.5	0.8	1.3	0.72	1.5
2.6	1.0	1.2	0.72	1.1
2.7	0.6	1.0	0.83	0.8
2.8	0.2	1.1	0.70	1.0
2.9	0.7	1.0	0.74	0.7
3.0	0.0	1.0	0.77	1.1

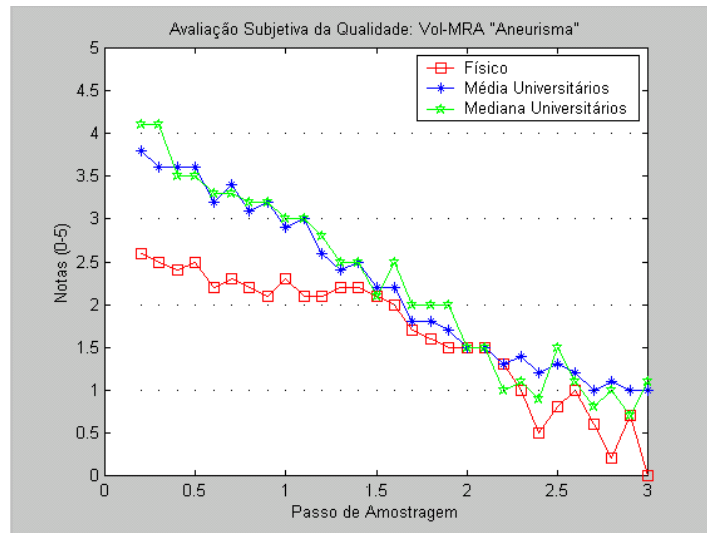


FIGURA 5.20 - Gráfico relativo à notas de qualidade atribuídas pelo físico (curva em vermelho) e à média aritmética (curva azul) e à mediana (curva verde) das notas atribuídas pelos estudantes às imagens correspondentes ao vol-MRA “Aneurisma”.

- **Volume MRA “Oclusão”**

A Tabela 5.7 e o gráfico da Figura 5.21 corresponde às notas obtidas com a avaliação da qualidade visual para o vol-MRA “Oclusão”, realizada junto ao físico e aos estudantes.



TABELA 5.7 - Relação PA x notas de qualidade atribuídas pelo físico e pelos estudantes: vol-MRA "Oclusão".

PA	Físico	Estudantes		
		$\bar{x}$	$\sigma$	Md
0.2	3.1	3.4	0.67	3.5
0.3	3.2	3.3	0.86	3.5
0.4	3.0	3.5	0.60	3.5
0.5	2.5	3.4	0.62	3.5
0.6	2.2	3.3	0.80	3.5
0.7	2.1	3.5	0.80	3.5
0.8	2.3	3.3	0.71	3.3
0.9	2.1	3.2	0.79	3.3
1.0	2.5	3.1	0.75	3.0
1.1	2.2	3.1	0.64	3.0
1.2	2.1	2.9	0.73	3.0
1.3	2.2	2.7	0.85	2.8
1.4	2.1	2.7	0.69	3.0
1.5	2.1	2.4	0.80	2.5
1.6	1.9	2.2	0.68	2.4
1.7	1.5	2.0	0.80	2.0
1.8	2.0	2.0	0.77	2.0
1.9	1.5	2.0	0.80	1.8
2.0	2.0	1.8	0.82	2.0
2.1	1.3	1.9	0.65	1.9
2.2	1.5	1.9	0.90	1.5
2.3	1.0	1.6	0.76	1.3
2.4	0.7	1.2	0.81	1.1
2.5	1.0	1.2	0.78	1.0
2.6	0.5	1.1	0.88	1.0
2.7	0.6	0.9	0.95	0.7
2.8	0.8	0.9	0.83	0.7
2.9	0.9	0.8	0.84	0.5
3.0	0.5	0.8	0.84	0.5

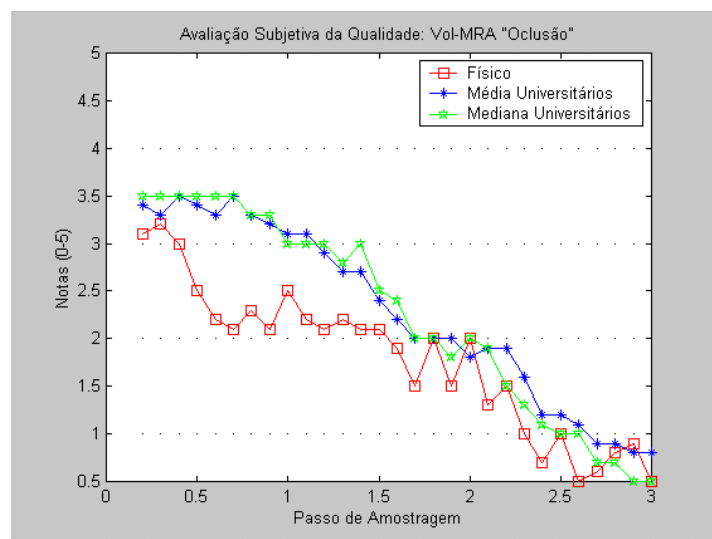


FIGURA 5.21 - Gráfico relativo à notas de qualidade atribuídas pelo físico (curva em vermelho) e à média aritmética (curva azul) e à mediana (curva verde) das notas atribuídas pelos estudantes às imagens correspondentes ao vol-MRA "Oclusão".

### 5.5.2 Correlação entre Notas de Qualidade e Variação do Valor do PA

- **Notas dos Estudantes**

A Tabela 5.8 apresenta o coeficiente de Pearson  $r$  relativo à correlação entre as notas atribuídas pelos estudantes e a variação do PA.

TABELA 5.8 - Correlação linear de Pearson  $r$  entre as notas subjetivas dos estudantes EST e os valores de PA.

<b>Variação do PA [0.2, 3.0]</b>	<b><math>r</math> EST 1</b>	<b><math>r</math> EST 2</b>	<b><math>r</math> EST 3</b>	<b><math>r</math> EST 4</b>	<b><math>r</math> EST 5</b>	<b><math>r</math> EST 6</b>	<b><math>r</math> EST 7</b>
Vol-RXR	-0.9230	-0.8611	-0.9568	-0.7483	-0.8571	-0.8551	-0.8950
Vol-MRA	-0.9260	-0.8797	-0.9782	-0.8611	-0.9268	-0.7104	-0.8517
Vol-MRA “Aneurisma”	-0.9739	-0.9563	-0.9866	-0.9373	-0.9770	-0.9757	-0.8517
Vol-MRA “Oclusão”	-0.9798	-0.9590	-0.9767	-0.9522	-0.9347	-0.9791	-0.8517

- **Notas do Físico**

Na Tabela 5.9, é apresentada a correlação  $r$  entre relativo à correlação entre as notas do físico e a variação do PA.

TABELA 5.9 - Correlação linear de Pearson  $r$  entre as notas subjetivas do físico FIS e os valores de PA.

<b>Variação do PA [0.2, 3.0]</b>	<b><math>r</math> FIS</b>
Vol-RXR	-0.9319
Vol-MRA	-0.9615
Vol-MRA “Aneurisma”	-0.9761
Vol-MRA “Oclusão”	-0.9816

### 5.5.3 Tempo de Geração

Na Tabela 5.10, são apresentados os tempos de geração (em segundos) das imagens correspondentes aos volumes utilizados neste trabalho para diferentes valores de PA.

TABELA 5.10 - Tempo de geração (s) das imagens relativas a variações de valores do PA para os volumes de dados apresentados na seção 5.3.1 (continua).

<b>PA</b>	<b>RXR</b>	<b>MRA</b>	<b>MRA “Aneurisma”</b>	<b>MRA “Oclusão”</b>
0.2	109.8	300.1	305.3	297.4
0.3	76.4	240.3	238.2	235.3
0.4	60.2	210.8	211.5	205.1
0.5	50.4	186.2	183.5	179.8
0.6	43.8	172.2	172.0	170.0
0.7	39.2	163.5	164.7	158.1
0.8	35.8	150.2	150.6	149.2
0.9	33.0	144.7	142.2	139.2
1.0	30.9	138.0	137.6	130.6
1.1	29.1	134.9	133.1	126.3
1.2	27.6	132.2	130.8	124.7

TABELA 5.10 - Tempo de geração (s) das imagens relativas a variações de valores do PA para os volumes de dados apresentados na seção 5.3.1 (continuação).

PA	RXR	MRA	MRA “Aneurisma”	MRA “Oclusão”
1.3	26.3	128.7	128.3	121.1
1.4	25.2	126.3	125.9	119.5
1.5	24.2	124.8	123.5	118.7
1.6	23.3	122.4	122.1	118.0
1.7	22.5	120.0	121.2	117.3
1.8	21.8	118.9	119.0	116.8
1.9	21.2	117.6	118.1	115.9
2.0	20.6	116.7	117.1	114.8
2.1	20.1	115.7	115.9	113.7
2.2	19.6	114.5	114.5	113.0
2.3	19.1	113.0	113.7	112.2
2.4	18.8	111.9	112.1	110.9
2.5	18.4	110.6	111.0	110.0
2.6	18.0	109.7	110.4	109.2
2.7	17.7	108.5	109.3	107.0
2.8	17.4	107.4	108.3	106.2
2.9	17.1	106.1	107.5	105.1
3.0	16.8	105.5	106.2	103.8

A seguir, na Figura 5.22, são apresentados os gráficos relativos aos dados apresentados na Tabela 5.10, normalizados entre  $[0, 1]$ . Após a realização do ajustamento de curvas, foi constatado que as funções aproximadas às curvas da Figura 5.22 constituem regressões geométricas, onde o tempo decaí geometricamente em relação ao aumento do PA.

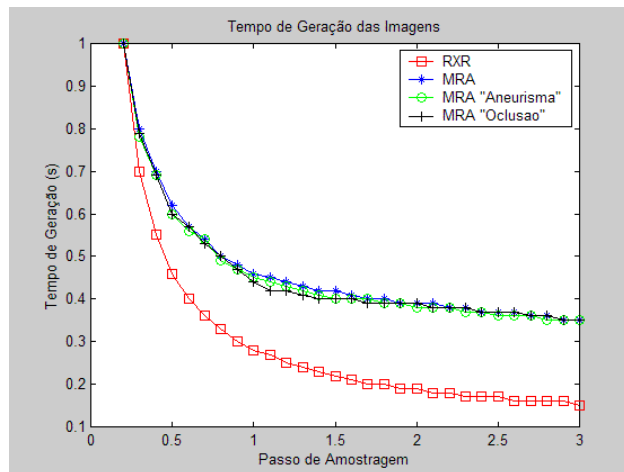


FIGURA 5.22 - Curvas relativas ao tempo de geração das imagens dos volumes descritos em 5.3.1, para variações do PA.

Como pode ser notado, a curva relativa ao vol-RXR tende a se aproximar de zero mais rapidamente que as demais curvas relativas aos volumes MRA. Tal fato ocorre em razão do vol-RXR conter apenas *voxels* relativos às estruturas vasculares cerebrais da metade direita do polígono de Willis, segmentada do restante das estruturas cerebrais. Já os volumes MRA apresentam *voxels* relativos a todas as estruturas cerebrais que, durante o processo de amostragem e classificação, têm seus valores de

intensidades mapeados para transparente, de modo a retratar, nas imagens, apenas as estruturas vasculares.

## 5.6 Discussão

Após a realização das avaliações subjetivas considerando a qualidade visual das imagens, refinou-se a investigação das hipóteses principais, da seguinte forma:

- **Hipótese 1:** A qualidade visual das imagens decai com o aumento do PA.
- **Hipótese 2:** Podem ser identificadas determinadas características relativas à perda de qualidade que variam à medida em que o valor do PA aumenta.
- **Hipótese 3:** Tanto a qualidade visual quanto o tempo de geração das imagens decaem com o aumento do PA.
- **Hipótese 4:** A notas de qualidade atribuídas pelos estudantes, embora apresentem algumas discordâncias de valores (ver Figura 5.17), seguem uma tendência de queda de acordo com o passo de amostragem.
- **Hipótese 5:** Existe concordância entre as avaliações realizadas pelo físico (considerando uma determinada tarefa) e as avaliações realizadas pelos estudantes (leigos à tarefa).

Neste contexto, a primeira questão a ser considerada está relacionada à hipótese 1. A partir dos gráficos apresentados nas imagens 5.18, 5.19, 5.20 e 5.21, relativos às notas atribuídas pelo físico e pelos estudantes (sendo que notas dos estudantes aparecem unificadas a partir da média e da mediana), pode-se observar que, à medida em que o valor do PA aumenta, a qualidade das imagens tende a diminuir. Tal observação também é confirmada pelos dados apresentados nas Tabelas 5.8 e 5.9 correspondentes à correlação altamente significativa entre as notas subjetivas e a variação do PA. Estes aspectos permitem a confirmação da hipótese 1.

Investigando-se, agora, a hipótese 2, foi solicitado aos observadores, durante os experimentos, que apontassem as principais características nas imagens avaliadas que indicassem a perda de qualidade destas e nas quais os mesmos se basearam ao classificá-las. Estas observações foram coletadas e analisadas manualmente. De uma maneira uniforme, todos os observadores apontaram como principal causa de degradação o surgimento de arestas nas regiões internas dos objetos representados nas imagens. Assim, a hipótese 2 foi confirmada, sendo que a característica visual indicativa de degradação da qualidade corresponde ao surgimento de arestas na representação dos volumes nas imagens.

Em relação à terceira hipótese, ao observar a Figura 5.22 e os dados apresentados na Tabela 5.10, percebe-se que, à medida em que o valor do PA aumenta, o tempo de geração diminui. Pela hipótese 1, sabe-se que a qualidade das imagens também diminui à medida em que o PA aumenta. Dessa forma, é possível notar que, quanto menor o valor do PA, mais amostragens dentro do volume são realizadas (ver Seção 3.2.2), gerando uma imagem de melhor qualidade ao custo de um tempo de geração maior. A hipótese 3 foi confirmada.

Em relação à hipótese 4, pode ser notado, na Figura 5.17, que as notas de qualidade atribuídas pelos estudantes seguem uma tendência de queda em relação ao aumento do PA, embora apresentem diferenças significativas na identificação de categorias de qualidade. Nas colunas relativas ao desvio padrão das Tabelas 5.4, 5.5, 5.6 e 5.7, são apresentados valores que giram em torno de 1.0, valor este que representa uma categoria de qualidade de diferença. No entanto, em um experimento subjetivo onde não são apresentadas imagens padrão de qualidade para comparação e a avaliação

fica a cargo de critérios pessoais de “qualidade”, é esperado que os resultados apresentem diferenças, muitas vezes, significativas. Assim, é necessário verificar o número de estudantes cuja divisão individual de categorias de qualidade apresenta concordância com a divisão obtida a partir da média aritmética e da mediana, para cada valor de PA.

Neste contexto, a Tabela 5.11 apresenta o percentual de estudantes (EST) que concordam com a classificação das imagens, relativas aos valores de PA, entre as categorias de qualidade definidas a partir da média aritmética  $\bar{x}$  e da mediana *Md*. As colunas referentes às médias e às medianas apresentam valores diferenciados por cores para indicar as categorias de qualidade apontadas por tais medidas (ótima = vermelho, boa = ciano, aceitável = verde, ruim = amarelo, inaceitável = lilás).

TABELA 5.11 - Número de estudantes, em percentuais, que concordam com a classificação das imagens entre categorias (diferenciadas por cor) de qualidade definidas pela média aritmética e pela mediana.

PA	Vol-RXR				Vol-MRA				Vol-MRA “Aneurisma”				Vol-MRA “Oclusão”			
	$\bar{x}$	EST $\bar{x}$ %	Md	EST Md %	$\bar{x}$	EST $\bar{x}$ %	Md	EST Md %	$\bar{x}$	EST $\bar{x}$ %	Md	EST Md %	$\bar{x}$	EST $\bar{x}$ %	Md	EST Md %
0.2	4.7	86	4.8	86	3.9	14	4.5	57	3.8	14	4.1	57	3.4	57	3.5	57
0.3	4.5	86	4.5	86	3.9	0	4.3	71	3.6	14	4.1	57	3.3	43	3.5	43
0.4	4.6	86	4.7	86	3.8	14	4.1	57	3.6	43	3.5	43	3.5	43	3.5	43
0.5	4.6	71	4.5	71	3.5	43	3.5	43	3.6	57	3.5	57	3.4	71	3.5	71
0.6	4.5	86	4.5	86	3.6	14	4.0	14	3.2	43	3.3	43	3.3	57	3.5	57
0.7	4.4	57	4.4	57	3.9	14	4.2	57	3.4	71	3.3	71	3.5	57	3.5	57
0.8	4.5	71	4.9	71	3.5	0	3.0	57	3.1	43	3.2	43	3.3	57	3.3	57
0.9	4.6	57	4.5	57	3.3	43	3.7	43	3.2	43	3.2	43	3.2	57	3.3	57
1.0	4.5	71	4.5	71	3.3	2	3.0	43	2.9	57	3.0	57	3.1	43	3.0	43
1.1	4.3	57	4.5	57	3.4	43	3.5	43	3.0	57	3.0	57	3.1	43	3.0	43
1.2	4.4	71	4.5	71	2.9	14	3.1	57	2.6	43	2.8	43	2.9	29	3.0	29
1.3	4.4	71	4.5	71	2.7	43	3.0	43	2.4	57	2.5	57	2.7	29	2.8	29
1.4	4.0	57	4.0	57	3.2	57	3.8	57	2.5	43	2.5	43	2.7	57	3.0	57
1.5	4.2	57	4.2	57	2.6	29	2.5	29	2.2	43	2.1	43	2.4	43	2.5	43
1.6	3.9	57	4.0	57	2.4	14	2.0	43	2.2	43	2.5	43	2.2	57	2.4	57
1.7	3.8	71	4.0	71	2.1	43	2.1	43	1.8	14	2.0	14	2.0	57	2.0	57
1.8	3.9	71	4.0	71	2.4	29	2.2	29	1.8	14	2.0	14	2.0	43	2.0	43
1.9	3.3	14	3.0	43	2.0	29	2.0	29	1.7	14	2.0	14	2.0	14	1.8	43
2.0	3.2	57	3.5	57	2.1	43	1.9	43	1.5	29	1.5	29	1.8	57	2.0	57
2.1	3.1	57	3.0	57	2.0	29	2.0	57	1.5	43	1.5	43	1.9	57	1.9	57
2.2	3.0	14	2.5	57	1.6	29	2.0	29	1.3	29	1.0	57	1.9	57	1.5	57
2.3	2.5	57	2.1	57	1.4	57	1.3	57	1.4	43	1.1	43	1.6	57	1.3	57
2.4	2.0	29	2.0	29	1.4	29	1.5	29	1.2	29	0.9	57	1.2	43	1.1	43
2.5	2.0	57	1.9	57	1.6	29	1.0	57	1.3	43	1.5	43	1.2	14	1.0	71
2.6	1.8	0	2.0	43	1.3	14	1.0	57	1.2	43	1.1	43	1.1	14	1.0	71
2.7	1.9	29	1.8	29	1.1	43	1.0	57	1.0	57	0.8	57	0.9	86	0.7	86
2.8	1.7	43	1.8	43	1.3	14	1.0	57	1.1	57	1.0	57	0.9	86	0.7	86
2.9	1.3	29	1.0	57	1.1	29	0.7	57	1.0	57	0.7	57	0.8	86	0.5	86
3.0	1.3	57	1.5	57	1.3	29	1.0	57	1.0	43	1.1	43	0.8	86	0.5	86

Ao analisar a Tabela 5.11, nota-se que a média aritmética e a mediana, ao sintetizar as notas dos estudantes, apresentam desacordo em relação à classificação de determinados valores de PA em categorias de qualidade. Os resultados obtidos com a mediana, no entanto, se mostram mais afins em relação à concordância de notas entre os estudantes (embora, com exceção do vol-MRA, a maioria dos valores sejam os mesmos

para ambas as medidas). Portanto, escolhemos a mediana das notas para representar a qualidade subjetiva geral das imagens avaliadas pelos estudantes.

Utilizando a mesma estratégia, a Tabela 5.12 apresenta a diferenciação entre categorias de qualidade indicadas pelo físico (FIS) e pela mediana das notas dos estudantes, de modo a permitir uma comparação de valores.

TABELA 5.12 - Notas de avaliação de qualidade relativas à avaliação do físico (FIS) e relativas à mediana das notas atribuídas pelos estudantes (EST). É apresentado, também, o percentual do número de estudantes (EST %) que concordam com a mediana de cada nota relativa aos diferentes valores de PA.

PA	Vol-RXR			Vol-MRA			Vol-MRA “Aneurisma”			Vol-MRA “Oclusão”		
	FIS	EST (Md)	EST %	FIS	EST (Md)	EST %	FIS	EST (Md)	EST %	FIS	EST (Md)	EST %
0.2	4.5	4.8	86	4.1	4.5	57	2.6	4.1	57	3.1	3.5	57
0.3	4.3	4.5	86	4.5	4.3	71	2.5	4.1	57	3.2	3.5	43
0.4	4.3	4.7	86	4.5	4.1	57	2.4	3.5	43	3.0	3.5	43
0.5	4.3	4.5	71	4.2	3.5	43	2.5	3.5	57	2.5	3.5	71
0.6	4.1	4.5	86	4.2	4.0	14	2.2	3.3	43	2.2	3.5	57
0.7	4.2	4.4	57	4.5	4.2	57	2.3	3.3	71	2.1	3.5	57
0.8	4.1	4.9	71	3.8	3.0	57	2.2	3.2	43	2.3	3.3	57
0.9	4.0	4.5	57	3.3	3.7	43	2.1	3.2	43	2.1	3.3	57
1.0	4.0	4.5	71	4.0	3.0	43	2.3	3.0	57	2.5	3.0	43
1.1	4.0	4.5	57	4.0	3.5	43	2.1	3.0	57	2.2	3.0	43
1.2	2.8	4.5	71	4.0	3.1	57	2.1	2.8	43	2.1	3.0	29
1.3	3.0	4.5	71	3.5	3.0	43	2.2	2.5	57	2.2	2.8	29
1.4	3.0	4.0	57	4.0	3.8	57	2.2	2.5	43	2.1	3.0	57
1.5	2.5	4.2	57	3.0	2.5	29	2.1	2.1	43	2.1	2.5	43
1.6	2.5	4.0	57	2.3	2.0	43	2.0	2.5	43	1.9	2.4	57
1.7	3.0	4.0	71	2.1	2.1	43	1.7	2.0	14	1.5	2.0	57
1.8	2.5	4.0	71	2.0	2.2	29	1.6	2.0	14	2.0	2.0	43
1.9	2.0	3.0	43	2.0	2.0	29	1.5	2.0	14	1.5	1.8	43
2.0	2.0	3.5	57	1.9	1.9	43	1.5	1.5	29	2.0	2.0	57
2.1	1.2	3.0	57	2.0	2.0	57	1.5	1.5	43	1.3	1.9	57
2.2	1.1	2.5	57	1.8	2.0	29	1.3	1.0	57	1.5	1.5	57
2.3	1.5	2.1	57	1.2	1.3	57	1.0	1.1	43	1.0	1.3	57
2.4	1.1	2.0	29	1.2	1.5	29	0.5	0.9	57	0.7	1.1	43
2.5	1.1	1.9	57	1.0	1.0	57	0.8	1.5	43	1.0	1.0	71
2.6	0.0	2.0	43	0.0	1.0	57	1.0	1.1	43	0.5	1.0	71
2.7	0.0	1.8	29	0.0	1.0	57	0.6	0.8	57	0.6	0.7	86
2.8	0.0	1.8	43	0.0	1.0	57	0.2	1.0	57	0.8	0.7	86
2.9	0.5	1.0	57	0.0	0.7	57	0.7	0.7	57	0.9	0.5	86
3.0	0.5	1.5	57	0.0	1.0	57	0.0	1.1	43	0.5	0.5	86

Em relação aos índices de concordância entre os estudantes (EST %) apresentados na Tabela 5.12, percebe-se que os volumes MRA, em relação ao vol-RXR, indicam uma maior variação de opiniões a respeito das categorias de qualidade. Ao analisar os valores para os volumes MRA, nota-se que ocorrem índices abaixo de 50% com mais frequência, embora a maior parte confirme as categorias indicadas pela mediana. Aliando-se a estas observações o fato das notas dos estudantes estarem todas altamente correlacionadas com a variação do PA (ver Tabela 5.8), a hipótese 4 pôde ser confirmada.

Fazendo-se, agora, a comparação entre as categorias de qualidade apontadas pela mediana das notas dos estudantes e as categorias indicadas pelo físico de modo a investigar a hipótese 5, pode ser observado que, principalmente para os valores iniciais

de PA (entre 0.2 e 1.5), há uma variação significativa de opiniões, onde categorias de qualidade, por vezes, não são identificadas (categoria ótima na avaliação do físico relativa aos vol-MRA “Aneurisma” e vol-MRA “Oclusão”, este último também para os estudantes). Porém, se as categorias “ótima”, “boa” e “aceitável” forem agrupadas em uma categoria mais genérica denominada “adequada” e, da mesma forma, as categorias “ruim” e “inaceitável” forem consideradas “inadequadas” como um todo, passa-se a ter uma convergência maior de opiniões entre avaliações. Tal fato pode ser observado na Tabela 5.13, onde as notas do físico e dos estudantes relativas à categoria adequada foram exibidas em vermelho enquanto as notas relativas à categoria inadequada foram exibidas em amarelo.

TABELA 5.13 - Notas de avaliação de qualidade relativas à avaliação do físico (FIS) e relativas à mediana das notas atribuídas pelos estudantes (EST) distinguidas entre as categorias de qualidade adequada e inadequada.

PA	Vol-RXR		Vol-MRA		Vol-MRA “Aneurisma”		Vol-MRA “Oclusão”	
	FIS	EST (Md)	FIS	EST (Md)	FIS	EST (Md)	FIS	EST (Md)
0.2	4.5	4.8	4.1	4.5	2.6	4.1	3.1	3.5
0.3	4.3	4.5	4.5	4.3	2.5	4.1	3.2	3.5
0.4	4.3	4.7	4.5	4.1	2.4	3.5	3.0	3.5
0.5	4.3	4.5	4.2	3.5	2.5	3.5	2.5	3.5
0.6	4.1	4.5	4.2	4.0	2.2	3.3	2.2	3.5
0.7	4.2	4.4	4.5	4.2	2.3	3.3	2.1	3.5
0.8	4.1	4.9	3.8	3.0	2.2	3.2	2.3	3.3
0.9	4.0	4.5	3.3	3.7	2.1	3.2	2.1	3.3
1.0	4.0	4.5	4.0	3.0	2.3	3.0	2.5	3.0
1.1	4.0	4.5	4.0	3.5	2.1	3.0	2.2	3.0
1.2	2.8	4.5	4.0	3.1	2.1	2.8	2.1	3.0
1.3	3.0	4.5	3.5	3.0	2.2	2.5	2.2	2.8
1.4	3.0	4.0	4.0	3.8	2.2	2.5	2.1	3.0
1.5	2.5	4.2	3.0	2.5	2.1	2.1	2.1	2.5
1.6	2.5	4.0	2.3	2.0	2.0	2.5	1.9	2.4
1.7	3.0	4.0	2.1	2.1	1.7	2.0	1.5	2.0
1.8	2.5	4.0	2.0	2.2	1.6	2.0	2.0	2.0
1.9	2.0	3.0	2.0	2.0	1.5	2.0	1.5	1.8
2.0	2.0	3.5	1.9	1.9	1.5	1.5	2.0	2.0
2.1	1.2	3.0	2.0	2.0	1.5	1.5	1.3	1.9
2.2	1.1	2.5	1.8	2.0	1.3	1.0	1.5	1.5
2.3	1.5	2.1	1.2	1.3	1.0	1.1	1.0	1.3
2.4	1.1	2.0	1.2	1.5	0.5	0.9	0.7	1.1
2.5	1.1	1.9	1.0	1.0	0.8	1.5	1.0	1.0
2.6	0.0	2.0	0.0	1.0	1.0	1.1	0.5	1.0
2.7	0.0	1.8	0.0	1.0	0.6	0.8	0.6	0.7
2.8	0.0	1.8	0.0	1.0	0.2	1.0	0.8	0.7
2.9	0.5	1.0	0.0	0.7	0.7	0.7	0.9	0.5
3.0	0.5	1.5	0.0	1.0	0.0	1.1	0.5	0.5

Considerando os dados relativos aos volumes MRA, na Tabela 5.13, nota-se que, para o vol-MRA, os dois grupos de categorias adequada e inadequada, tanto na avaliação do físico como na dos estudantes, têm o PA limiar situado entre [1.7,1.8]. Da mesma forma, vol-MRA “Aneurisma” e vol-MRA “Oclusão” apresentam PA limiar entre [1.5,1.6]. Já para o vol-RXR, a concordância de categorias entre estudantes e físico é baixa, sendo que o PA limiar indicado pelo físico encontra-se entre [1.8,1.9]

enquanto, segundo a avaliação dos estudantes, o PA limiar está entre [2.3,2.4] – um intervalo de 5 unidades de PA entre os limiares.

A partir dos fatos apresentados e observando-se as curvas das Figuras 5.18, 5.19, 5.20 e 5.21, pode-se notar que, embora os estudantes não possuam conhecimento especializado em relação ao conteúdo das imagens submetidas à avaliação, as opiniões destes assemelham-se à opinião do físico em termos de notas de qualidade (Tabela 5.14). Embora tenha ocorrido uma maior variação de opiniões em relação às imagens do volume RXR, para os volumes MRA há uma pequena diferença entre os valores de PA limiares relativos às categorias adequada e inadequada. Na Figura 5.23, os gráficos das Figuras 5.18, 5.19, 5.20 e 5.21 foram apresentados juntos, de modo a facilitar a comparação dos mesmos. As setas indicam os PAs identificados como limiares entre as categorias adequada e inadequada para os quatro volumes de dados.

TABELA 5.14 - PA limite para imagens classificadas como adequadas em relação à qualidade apresentada.

Volumes	Aval. Subj.	
	Físico	Leigos
RXR	1.8	2.3
MRA	1.7	1.8
MRA “Aneurisma”	1.5	1.6
MRA “Oclusão”	1.5	1.6

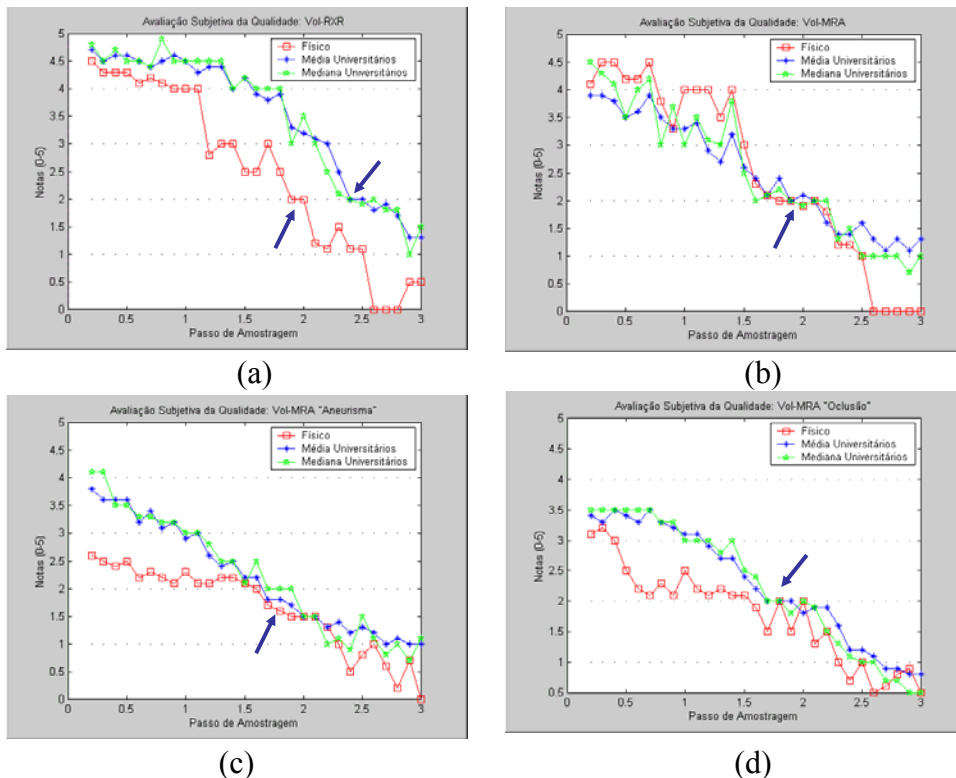


FIGURA 5.23 - Gráfico relativo à notas de qualidade atribuídas pelo físico (curva em vermelho) e à média aritmética (curva azul) e à mediana (curva verde) das notas atribuídas pelos estudantes. As setas indicam os PAs limiares entre categorias adequadas e inadequadas. (a) Vol-RXR; (b) Vol-MRA; (c) Vol-MRA “Aneurisma”; (d) Vol-MRA “Oclusão”.



A partir dos aspectos expostos e considerando que, nas Tabelas 5.8 e 5.9, tanto as notas dos estudantes como as do físico estão altamente correlacionadas com a variação do valor do PA, a hipótese 5 pôde ser confirmada, sendo possível assumir os indicativos de qualidade do físico como resultantes deste processo de avaliação subjetiva. Assim, tais indicativos serão considerados padrão para a comparação dos resultados providos pela métrica objetiva proposta neste trabalho.

De uma maneira geral, os experimentos subjetivos descritos neste capítulo permitiram a identificação de categorias de qualidade, sendo que duas categorias principais podem ser definidas a partir da sintetização das demais categorias: qualidade “adequada”, formada pelas categorias ótima, boa e aceitável, e qualidade “inadequada”, composta pelas categorias ruim e inaceitável. Tal sintetização é propícia para facilitar os estudos que seguirão no próximo capítulo.

A partir dos aspectos expostos e considerando que, nas Tabelas 5.8 e 5.9, tanto as notas dos estudantes como as do físico estão altamente correlacionadas com a variação do valor do PA, a hipótese 5 pôde ser confirmada, sendo possível assumir os indicativos de qualidade do físico como resultantes deste processo de avaliação subjetiva. Assim, tais indicativos serão considerados padrão para a comparação dos resultados providos pela métrica objetiva proposta neste trabalho.

De uma maneira geral, os experimentos subjetivos descritos neste capítulo permitiram a identificação de categorias de qualidade, sendo que duas categorias principais podem ser definidas a partir da sintetização das demais categorias: qualidade “adequada”, formada pelas categorias ótima, boa e aceitável, e qualidade “inadequada”, composta pelas categorias ruim e inaceitável. Tal sintetização é propícia para facilitar os estudos que seguirão no próximo capítulo.

## 6 Métrica Objetiva Baseada no Operador Gradiente de Sobel

*Este capítulo traz a proposta de uma métrica objetiva voltada à geração de indicador de qualidade semelhante ao obtido com a avaliação subjetiva realizada no capítulo 5. Ao longo do texto, serão apresentados os fatores que motivaram o desenvolvimento de tal métrica e como a mesma foi definida e aplicada. Por fim, os resultados obtidos são apresentados e discutidos.*

### 6.1 Introdução

No capítulo 4, discutiu-se a necessidade de uma métrica para a medição da qualidade de imagens, que reunisse características de ambos os tipos de avaliações: a praticidade da avaliação objetiva aliada aos índices de confiabilidade fornecidos pela avaliação subjetiva.

É sabido que as métricas objetivas existentes em sua maioria não refletem os resultados obtidos a partir de avaliação subjetiva, pois atuam sobre características mensuráveis de imagens (subtração de intensidades de pixels, por exemplo), ignorando aspectos relacionados à percepção humana. A falta de consistência entre o comportamento das métricas objetivas em relação às subjetivas, é observada através de uma comparação entre os resultados provenientes de ambas métricas, para um mesmo conjunto de imagens destinadas a uma tarefa específica.

Neste capítulo adota-se os resultados obtidos no capítulo 5 como padrão para avaliação das métricas objetivas. Em especial, deseja-se obter valores que indiquem os limites entre as categorias mais gerais de imagens determinadas por avaliação subjetiva, no caso duas: imagens adequadas e imagens inadequadas a tarefa simulada neste estudo de caso. O objetivo então seria o de determinar o maior passo da amostragem (PA) capaz de gerar imagens aceitáveis.

Este capítulo traz inicialmente (seção 6.2) experimentos em que os resultados obtidos no capítulo 5 são comparados com duas métricas objetivas apresentadas na literatura (ver seção 4.3): a relação sinal-ruído (SNR – *Sinal to Noise Ratio*) e a raiz do erro quadrático médio (RMSE – *Root Mean Square Error*). Conforme esperado, estas métricas não produzem bons resultados, pois não permitem a separação em categorias adequada e inadequada.

Na seqüência, é proposta uma nova métrica que realiza medição objetiva da qualidade de imagens geradas pelo algoritmo *ray casting*, procurando reproduzir os resultados obtidos no capítulo 5 (assumidos como padrão para comparação). O objetivo principal de tal métrica é o fornecimento de um valor máximo para o parâmetro passo de amostragem (PA) (ver seção 3.2.2) que permita a geração de imagens de qualidade adequada em relação a uma determinada tarefa. Neste trabalho, a tarefa está restrita à análise das estruturas vasculares cerebrais. A métrica realiza a classificação de uma imagem, a ser avaliada, em relação a duas outras: uma considerada referência de qualidade em relação à apresentação do conteúdo, gerada a partir do PA = 0.2, e outra considerada inadequada em relação ao conteúdo apresentado (PA=3.0) uma vez que não permite a extração de informações relevantes à tarefa.

No entanto, métricas objetivas são caracterizadas por produzir, ao final de uma avaliação quantitativa da qualidade de imagens, um “número”. A métrica proposta neste trabalho, por sua vez, se propõe a fornecer uma classificação binária de uma imagem em

termos de qualidade. Ao final da classificação, é fornecido um número que indica a classificação da imagem quanto adequada ou inadequada à tarefa a que se destina.

Ao longo deste capítulo (seção 6.3), será apresentada a fundamentação teórica na qual a métrica proposta está baseada bem como os experimentos realizados e os resultados providos pela mesma. Ao final (seção 6.4), é realizada uma comparação entre as métricas objetivas existentes e a métrica proposta, de modo a comprovar que esta última provê informação mais "qualificada" para a avaliação de qualidade.

## 6.2 Experimentos com Métricas Objetivas Existentes

Nesta seção, descreve-se os experimentos realizados com as métricas objetivas RMSE (*root mean square error*) e SNR (*signal-to-noise ratio*) descritas na seção 4.2.2. Tais métricas foram escolhidas em vista da sua popularidade junto à área de Processamento de Imagens Digitais para quantificação de diferenças entre imagens [COS 94] [GON 92] [KIM 2001] [MCN 2001] [TEO 94] [WIL 98].

### 6.2.1 Experimento com a Métrica RMSE

Como a RMSE atua sobre a diferença entre duas imagens, é necessário escolher uma imagem considerada referência para que as demais sejam avaliadas em relação à mesma. Assim, considerando que a imagem gerada com PA = 0.2 é a melhor em termos de qualidade (maior número de amostragens ao longo do raio – ver seção 3.2.2), esta foi adotada como referência para a avaliação das demais imagens (PA no intervalo [0.3, 3.0]).

A RMSE é calculada a partir da Equação 6.1 onde  $A$  é a imagem referência e  $B$  é a imagem em avaliação. Ambas imagens foram geradas a partir de um mesmo volume de dados, possuem coordenadas  $(x,y)$  e dimensão  $N \times M$ .

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{NM} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} [B(x,y) - A(x,y)]^2} \quad (6.1)$$

Os resultados apresentados na Tabela 6.1 e na Figura 6.1 refletem a aplicação da métrica RMSE para as imagens empregadas nas avaliações subjetivas (ver seção 5.4), considerando vol-RXR, vol-MRA, vol-MRA “Aneurisma” e vol-MRA “Oclusão”. Nota-se que a RMSE gera menores valores para imagens de melhor qualidade, algo que pode ser contornado pela inversão dos valores calculados.

TABELA 6.1 - Resultados providos pela RMSE (Equação 6.1) para imagens de PA entre [0.3, 3.0] comparadas à imagem de PA = 0.2. Resultados correspondentes a vol-RXR, vol-MRA, vol-MRA “Aneurisma” e vol-MRA “Oclusão” (continua).

PA	Vol-RXR	Vol-MRA	Vol-MRA “Aneurisma”	Vol-MRA “Oclusão”
0.3	0.432056	0.937935	0.663005	0.545535
0.4	0.509390	1.031135	0.824768	0.637149
0.5	0.926203	1.280888	1.136576	0.889532
0.6	1.043067	1.523182	1.410601	1.062280
0.7	1.193203	2.001084	1.793491	1.393157

TABELA 6.1 - Resultados providos pela RMSE (Equação 6.1) para imagens de PA entre [0.3, 3.0] comparadas às imagem de PA = 0.2. Resultados correspondentes a vol-RXR, vol-MRA, vol-MRA “Aneurisma” e vol-MRA “Oclusão” (continuação).

PA	Vol-RXR	Vol-MRA	Vol-MRA “Aneurisma”	Vol-MRA “Oclusão”
0.8	1.360818	2.520359	2.214408	1.685330
0.9	1.542423	2.896216	2.626530	1.954059
1.0	1.742977	3.571817	2.992414	2.170627
1.1	2.397648	4.019291	3.303373	2.575207
1.2	2.518246	4.401354	3.946186	2.662740
1.3	3.716717	5.050878	4.130579	3.266456
1.4	4.159320	5.487132	4.983019	3.403654
1.5	4.529577	6.294130	5.448641	3.623256
1.6	5.347111	6.595844	5.636248	4.494115
1.7	6.165069	7.303273	6.329555	4.528766
1.8	6.980778	8.638444	7.047079	5.159090
1.9	7.308368	7.739711	6.743472	4.988516
2.0	7.384662	8.997665	7.623776	5.533249
2.1	8.489691	9.097611	8.315571	5.873807
2.2	9.479213	10.235151	8.700686	6.436258
2.3	9.501318	10.157997	8.436623	6.292671
2.4	10.362404	10.158936	9.114255	6.655965
2.5	11.107672	11.265186	9.588451	6.802994
2.6	11.786822	11.570388	10.061065	7.170974
2.7	11.832967	11.271587	10.187858	7.340308
2.8	12.590303	11.459122	10.641538	7.837973
2.9	13.336423	12.245394	10.882978	7.903889
3.0	13.631009	12.690055	11.585766	8.277434

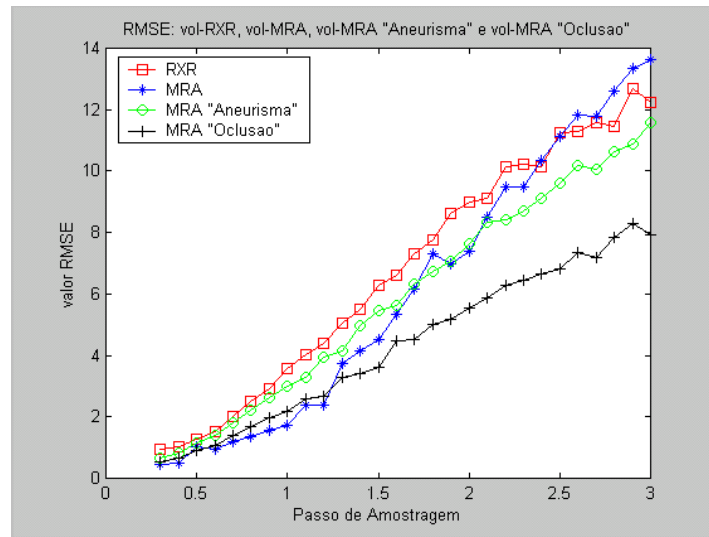


FIGURA 6.1 - Curvas relativas aos resultados da RMSE para as imagens dos volumes vol-RXR, vol-MRA, vol-MRA “Aneurisma” e vol-MRA “Oclusão”.

## 6.2.2 Experimento com a Métrica SNR

A SNR é dada a partir da Equação 6.2, onde, como na Equação 6.1,  $A$  é a imagem referência de PA = 0.2 e  $B$  é a imagem a ser avaliada, com coordenadas  $(x,y)$  e dimensão  $N \times M$ .

$$SNR = \frac{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} B(x, y)}{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} [B(x, y) - A(x, y)]} \quad (6.2)$$

Os resultados apresentados na Tabela 6.2 e Figura 6.2 foram obtidos a partir da aplicação da métrica SNR para as imagens do volume RXR e dos volumes MRA. Tal como a RMSE, a SNR atua sobre a diferença entre duas imagens e, portanto, serão avaliadas as imagens de PA entre [0.3, 3.0] em relação à imagem referência de PA = 0.2. Nota-se que, ao contrário da RMSE, os resultados providos pela SNR correspondem a maiores valores para imagens de melhor qualidade.

TABELA 6.2 - SNR para diferentes valores de PA (Equação 6.2) para imagens vol-RXR, vol-MRA, vol-MRA “Aneurisma” e vol-MRA “Oclusão”.

PA	Vol-RXR	Vol-MRA	Vol-MRA “Aneurisma”	Vol-MRA “Oclusão”
0.3	8093.736868	998.532352	1893.315393	1118.527558
0.4	5810.309500	817.760857	1213.776178	812.532594
0.5	1741.704877	523.577567	634.314426	412.646843
0.6	1418.686376	367.003659	409.194470	287.847348
0.7	1045.655216	209.886492	250.539607	165.195347
0.8	798.750920	130.692066	162.761375	110.843067
0.9	620.264179	98.058646	114.817224	82.349894
1.0	485.454221	62.862994	87.908781	65.893573
1.1	251.969575	49.610386	71.816804	46.027932
1.2	251.969575	41.111430	49.540940	43.459575
1.3	102.149955	30.533398	45.130786	27.954088
1.4	81.215194	25.907907	30.099911	25.737215
1.5	68.359947	19.371813	25.038173	22.596913
1.6	48.393153	17.552206	23.615490	14.142305
1.7	35.946851	14.134449	18.298750	13.934629
1.8	25.144952	12.511932	16.208475	11.427618
1.9	27.251654	9.689957	14.617497	10.449397
2.0	20.906775	9.042189	12.289592	8.973116
2.1	18.218405	8.705533	10.070720	7.842800
2.2	14.197959	6.630359	10.027798	6.890239
2.3	14.054560	6.753714	9.143489	6.433912
2.4	11.798861	6.967934	8.380249	5.879369
2.5	10.087166	5.395666	7.484303	5.935099
2.6	8.748438	5.504633	6.537984	4.925401
2.7	8.950973	5.168115	6.717286	5.255883
2.8	7.739054	5.276647	5.896464	4.111031
2.9	6.628197	4.223737	5.778335	3.589086
3.0	6.581946	4.509980	4.866356	4.132227

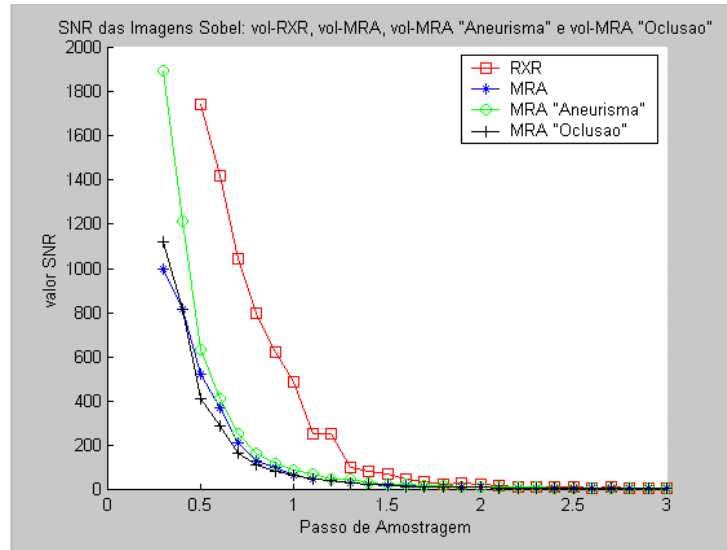


FIGURA 6.2 - Gráfico relação PA x SNR – vol-RXR, vol-MRA, vol-MRA “Aneurisma” e vol-MRA “Oclusão”. Para o vol-RXR, os valores da SNR relativos aos PA = 0.3 (SNR = 8093.736868) e PA = 0.4 (SNR = 5810.309500) foram omitidos no gráfico.

### 6.2.3 Discussão

As métricas RMSE e SNR são bastante aplicadas na área de Processamento de Imagens para a medição da qualidade de imagens, embora muitos autores questionem a eficiência das mesmas. A principal falha de tais métricas está no fato destas medirem a diferença entre duas imagens como um todo, não considerando diferenças locais. Porém, mesmo que tal aspecto fosse considerado, é sabido que a simples diferença entre a intensidade dos pixels em duas imagens não constitui um método eficiente de medir a qualidade percebida pelo sistema visual humano. Conforme discutido no capítulo 4, por exemplo, enquanto a RMSE e a SNR podem fornecer valores altos de distorção para uma imagem que apresente pequenas alterações espaciais, observadores poderão considerar a mesma imagem de boa qualidade, segundo a percepção provida pelo seu sistema visual (ver Figura 4.7).

A seguir apresenta-se a comparação entre as curvas geradas pelas métricas objetivas RMSE e SNR e as curvas providas pela avaliação subjetiva (ver capítulo 5). Como os resultados das avaliações provêm de métodos diferentes e considerando que todos serão apresentados juntos em um único gráfico (Figura 6.3), foi necessário normalizá-los de acordo com as características dos métodos. Assim, para a normalização dos valores da avaliação subjetiva, foi empregada a Equação 6.3, onde o índice de qualidade  $N$ , para cada valor de PA entre [0.3, 3.0], foi obtido pela divisão de um valor  $v_{PA}$  pelo valor  $v_{PA0.2}$  relativo ao PA = 0.2 (imagem referência).

$$N_{PA} = \frac{v_{PA}}{v_{PA0.2}} \quad (6.3)$$

Em relação à RMSE, como a mesma fornece resultados menores para imagens de melhor qualidade (ao contrário dos resultados obtidos com a avaliação subjetiva e com a SNR), a normalização de valores da mesma foi realizada em relação ao PA = 3.0 ( $v_{PA3.0}$ ). Além da normalização, foi realizada uma inversão de valores, de modo a

facilitar a comparação da RMSE com a avaliação subjetiva e com a SNR. Assim, à medida em que o valor do PA aumenta (ocasiona perda de qualidade das imagens), os valores fornecidos pela RMSE “invertida” diminuem (ver Equação 6.4).

$$N_{PA} = 1 - \left( \frac{v_{PA}}{v_{PA0.3}} \right) \quad (6.4)$$

A normalização dos valores providos pela SNR foi realizada em relação ao PA = 0.3 ( $v_{PA0.3}$ ) uma vez que, embora a mesma forneça valores maiores para imagens de melhor qualidade (como foi realizado na avaliação subjetiva do capítulo 5), não permite a identificação de um valor para a imagem referência de PA = 0.2 (é infinito). A Equação 6.5 foi aplicada na normalização dos valores da SNR apresentado na Tabela 6.2.

$$N_{PA} = \frac{v_{PA}}{v_{PA0.3}} \quad (6.5)$$

A Figura 6.3 apresenta as curvas relativas à avaliação subjetiva de qualidade e os resultados obtidos com ambas as métricas RMSE e SNR, normalizados entre 0 e 1, com a seguinte codificação de cores: avaliação subjetiva = vermelho, RMSE = azul e SNR = verde.

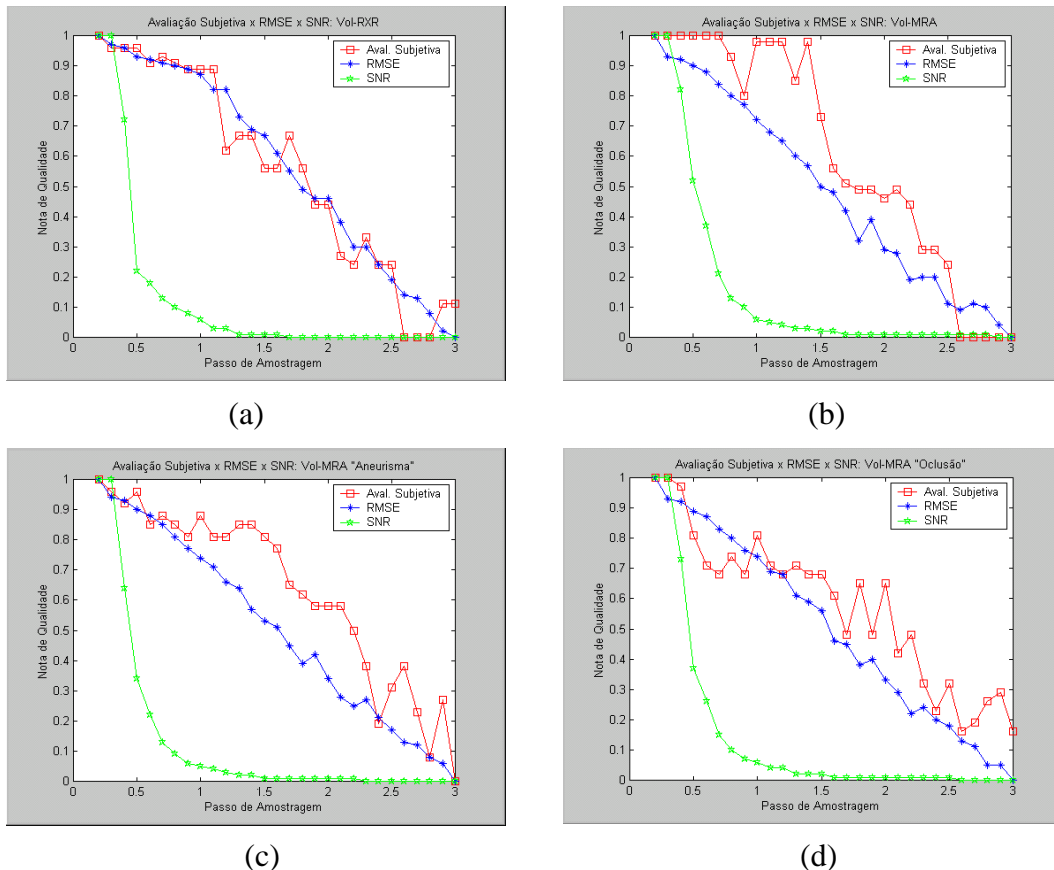


FIGURA 6.3 - Gráficos relativos às curvas referentes à avaliação subjetiva realizada pelo físico (ver seção 5.4.3) (curva em vermelho) e aos valores resultantes da aplicação das métricas RMSE (curva em azul) e SNR (curva em verde) sobre as imagens dos volumes empregados neste estudo. (a) vol-RXR; (b) vol-MRA; (c) vol-MRA “Aneurisma”; (d) vol-MRA “Oclusão”



A partir da observação dos gráficos da Figura 6.3, pode-se notar que as curvas relativas a RMSE seguem uma tendência linear de queda, o que indica que a qualidade das imagens cai suavemente. Por isto, conclui-se que esta medida não permite a identificação das categorias “adequada” e “inadequada” como na avaliação subjetiva. Já as curvas resultantes da SNR, para os quatro volumes de dados, apresentam uma queda brusca (geométrica), o que permitiria a investigação de possíveis categorias de qualidade. No entanto, os pontos de inflexão das curvas (possíveis candidatos a limiares entre categorias de qualidade) apresentam valores menores que o  $PA = 1.0$ , diferentemente dos valores limiares de PA encontrados na avaliação subjetiva (igual ou maiores que 1.4).

A falta de relação entre os resultados subjetivos, investigados no capítulo 5, e os resultados objetivos, apresentados nesta seção, ocorre em virtude das métricas objetivas não considerarem aspectos ligados à percepção humana. A avaliação subjetiva realizada, por outro lado, baseou-se em uma identificação de categorias a partir da fixação de uma escala de qualidade que foi apresentada aos observadores, aspecto que não pode ser transposto para a RMSE e SNR.

## 6.3 Métrica Objetiva Proposta

### 6.3.1 Fundamentação Teórica

Durante a avaliação subjetiva (ver seções 5.5 e 5.6), os participantes dos experimentos apontaram como causa de perda de qualidade o surgimento de arestas no interior das estruturas volumétricas representadas nas imagens (Figura 6.4) – confirmação da hipótese 2 discutida na seção 5.6. Tais arestas resultam da variação do parâmetro passo de amostragem (PA), cujo menor valor corresponde a melhores imagens decorrentes ao maior número de amostragens do volume de dados (ver seção 3.2.2).

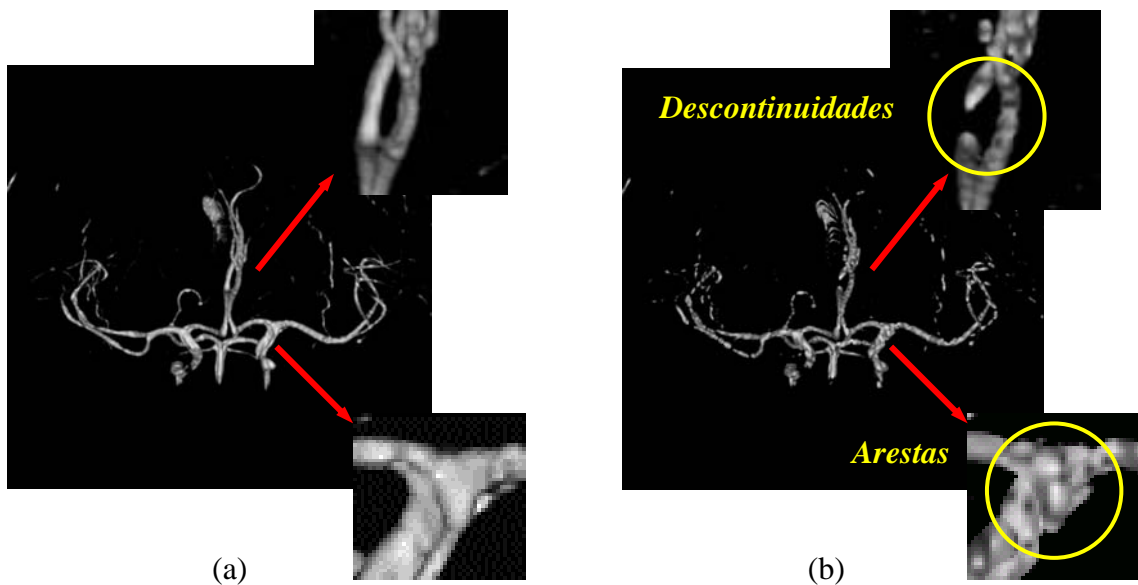


FIGURA 6.4 - Imagens correspondentes a diferentes valores de PA para o volume MRA. (a)  $PA = 0.2$ ; (b)  $PA = 3.0$ . O incremento do valor do PA ocasiona o surgimento de arestas e descontinuidades nas imagens.

Partindo destas observações, procurou-se definir uma métrica objetiva a ser empregada na quantificação da qualidade de imagens de acordo com o critério abrangência (ver seção 4.2). Como tal critério está relacionado ao “quanto” do volume de dados original está sendo exibido na imagem, a mesma será avaliada em relação à perda de qualidade derivada da adição de arestas. Para tanto, foi investigada uma forma de medir objetivamente esta degradação fornecendo uma classificação de imagens em adequadas/inadequadas em relação ao conteúdo apresentado, tal como na avaliação subjetiva (ver capítulo 5). Foi empregado o conceito de reconhecimento de padrões com a definição de descritores que procuram refletir as causas da degradação das imagens apontadas pelos participantes dos experimentos realizados na seção 5.5. O principal resultado derivado da métrica está na determinação de um valor de PA que permita gerar imagens com qualidade adequada.

Um padrão é uma descrição quantitativa ou estrutural de um objeto de interesse em uma imagem, formado por descritores que correspondem a características da mesma. Os três principais arranjos de padrões são: os vetores (*pattern vector*), para descrições quantitativas, e cadeias e árvores, ambos voltados a descrições estruturais [GON 92]. Vetores de padrões são representados por letras minúsculas, como apresentado na Equação 6.6,

$$p = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_n \end{bmatrix} \quad (6.6)$$

em que cada componente  $p_i$  representa o  $i$ -ésimo descritor e  $n$  é o número de tais descritores.

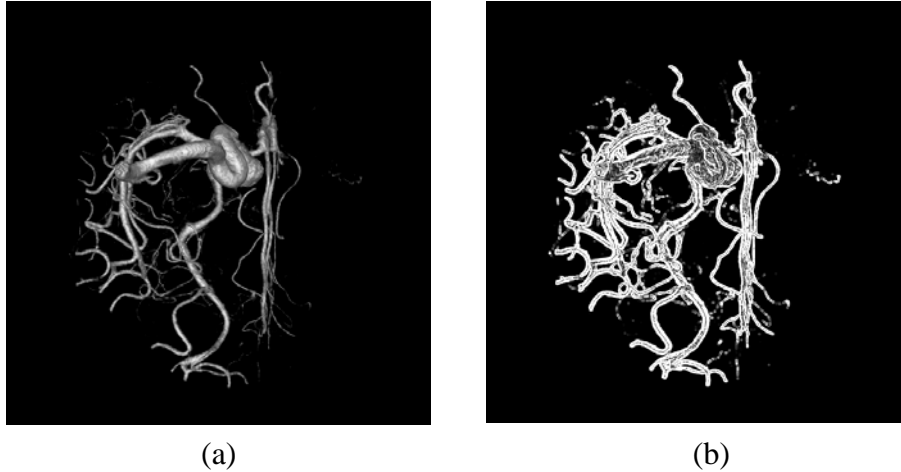
Um grupo de padrões que compartilham propriedades comuns são reunidos em uma família denominada classe de padrões. As classes de padrões são denotadas como  $w_1, w_2, \dots, w_m$ , onde  $m$  corresponde ao número de classes. O grau de separação entre as classes de uma classificação depende da escolha dos padrões relativos a uma aplicação.

Além da escolha dos padrões, é necessária a escolha de um método de classificação binário que permita a identificação das classes “adequada” e “inadequada”, tal como na avaliação subjetiva. Neste contexto, um classificador propício para ser empregado neste estudo é o classificador de distância mínima, que utiliza a distância Euclidiana para classificar uma imagem em relação a duas classes principais. Assim, para computar a distância Euclidiana  $D_e$  de uma imagem em avaliação  $I$ , de descritores  $s_1$  e  $s_2$ , em relação a uma imagem referência  $R$ , de descritores  $t_1$  e  $t_2$ , emprega-se a Equação 6.7.

$$D_e(R, I) = [(s_1 - t_1)^2 + (s_2 - t_2)^2]^{1/2} \quad (6.7)$$

Considerando, então, que no capítulo 5 o surgimento de arestas foi apontado pelos observadores como a principal causa da degradação nas imagens avaliadas, aspectos ligados a tais arestas serão investigados e empregados como descritores de padrões. Tais padrões serão divididos em duas classes principais: classe “adequada” e classe “inadequada” (ver seção 5.6), e deve-se definir medidas ligadas às arestas na imagem para serem empregadas como descritores.

Na área de Processamento de Imagens, os operadores gradiente são bastante utilizados para realçar arestas. Para tanto, tais operadores subdividem uma imagem monocromática em suas partes ou objetos constituintes com base nas propriedades básicas de valores de níveis de cinza [GON 92] (Figura 6.5).



(a) (b)  
 FIGURA 6.5 - Imagens correspondentes ao volume RXR. (a) Imagem original em níveis de cinza; (b) Imagem gradiente gerada a partir da computação do operador gradiente sobre a imagem original (a).

O gradiente de uma imagem  $f$  na posição  $(x,y)$  é dado pelo vetor

$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (6.8)$$

e a magnitude desse vetor é dada pela Equação 6.9.

$$|\nabla f| = \left[ \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (6.9)$$

Sendo  $f(x,y)$  uma imagem digital, freqüentemente as derivadas em  $x$  e  $y$  ( $\partial x, \partial y$ ) são aproximadas pela subtração dos valores dos pixels na vizinhança de  $(x,y)$ .

Os pixels de uma imagem gradiente possuem diferentes valores de freqüência, que variam de acordo com o número de níveis de cinza da imagem original. Os valores de freqüência podem, de uma maneira geral, ser distinguidos em dois grupos principais: baixas freqüências e altas freqüências. Tais características estão diretamente ligadas à degradação da qualidade das imagens o que, neste estudo, decorre da variação do valor do PA. Arestas adicionadas às regiões homogêneas do objeto fazem referência às baixas freqüências enquanto as arestas relativas ao “contorno” do objeto (contornos originais ou decorrentes de descontinuidades abruptas provocadas pela adição de arestas) relacionam-se às altas freqüências (Figura 6.6).

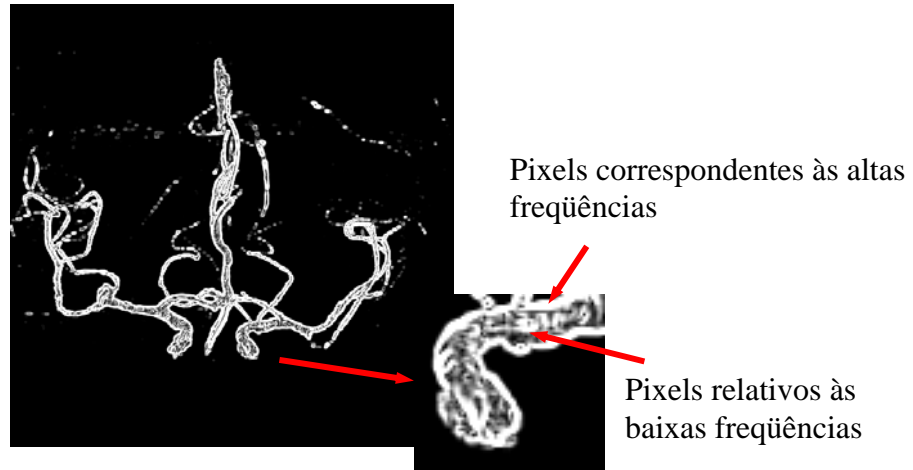


FIGURA 6.6 - Imagem gradiente correspondente ao volume MRA “Aneurisma”.

O estudo diferenciado da perda de informação relativa a baixas e altas frequências é pertinente, pois o comportamento da degradação é diferente em cada faixa. Sabe-se que baixos valores de gradientes indicam baixas frequências e altos valores, por sua vez, indicam altas frequências. Nas imagens de melhor qualidade, tem-se um maior número de pixels com baixos valores de gradiente (baixas frequências), pois o objeto referente ao volume é mais homogêneo em seu interior e possui contornos melhor definidos. Já os valores mais altos de gradiente (altas frequências) correspondem às arestas adicionadas às imagens com maior degradação de qualidade. Assim, nota-se que, à medida em que o valor do PA aumenta, a qualidade das imagens cai em virtude do surgimento de arestas, e, conseqüentemente, aumenta o número de pixels com valores de gradiente relativos às altas frequências.

Considerando as afirmações apresentadas, supõe-se que o número de pixels com baixos valores de gradiente e o número de pixels com altos valores podem ser assumidos como descritores de um padrão  $p$ . Uma vez que o número de pixels em baixas e altas frequências está ligado às causas da degradação apontadas na avaliação subjetiva, existe a hipótese de que estes possam vir a ser pertinentes ao presente estudo.

Resta, ainda, definir um operador gradiente a ser empregado no presente estudo. Entre as variadas aproximações para o cálculo do gradiente em imagens digitais, o operador de Sobel é um dos mais difundidos. Tal fato se dá em virtude de que o operador de Sobel é menos sensível a ruído do que outros operadores gradiente que, em geral, acentuam o ruído nas imagens em virtude de acentuarem as altas frequências pela derivação realizada [GON 92].

O cálculo do operador Sobel, bem como o cálculo de operadores gradiente em geral, emprega a convolução de máscaras  $M$  – geralmente de dimensões  $3 \times 3$  – sobre regiões de uma imagem, pixel a pixel. Uma operação de convolução pode ser expressa genericamente pela Equação 6.10, através da qual o valor de um pixel  $G(x,y)$  resulta do somatório ponderado dos valores em sua vizinhança multiplicados por uma máscara  $M$ :

$$G = \sum_{i=-1, j=-1}^{i=1, j=1} F(x+i, y+j) * M(i, j) \quad (6.10)$$

onde  $F$  corresponde à imagem original,  $(x,y)$  é a posição do pixel na imagem,  $M$  corresponde à máscara com coordenadas entre  $[-i,-j]$  e  $[+i,+j]$ .

A região da imagem centrada em  $(x,y)$ , sobre a qual a convolução é realizada, pode ser sintetizada na Figura 6.7, onde os  $z$ 's correspondem a níveis de cinza.

$z_1$	$z_2$	$z_3$
$z_4$	$z_5$	$z_6$
$z_7$	$z_8$	$z_9$

FIGURA 6.7 - Região 3x3 de uma imagem - os  $z$ 's são valores de níveis de cinza e o ponto central  $z_5$  corresponde ao pixel de coordenadas  $(x,y)$  que receberá o valor calculado a partir do operador.

O operador de Sobel, então, aproxima o cálculo da magnitude do vetor gradiente de uma imagem digital a partir da Equação 6.11,

$$S \approx |G_x| + |G_y| \quad (6.11)$$

na qual o cálculo das componentes  $G_x$  e  $G_y$ , é realizado através da convolução das máscaras do operador de Sobel (Figura 6.8) sobre regiões da imagem original (Figura 6.7).

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

(a)

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

(b)

FIGURA 6.8 - Máscaras empregadas pelo operador de Sobel: (a) máscara  $M_x$  usada no cômputo de  $G_x$ ; (b) máscara  $M_y$  usada no cômputo de  $G_y$ .

Tem-se, a partir da Figura 6.8, que as derivadas baseadas nas máscaras do operador de Sobel são aproximadas por

$$G_x = (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7) \quad (6.12)$$

$$G_y = (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \quad (6.13)$$

em que os  $z$ 's, tal como na Figura 6.7, correspondem aos níveis de cinza dos pixels sobrepostos pelas máscaras quando estas são centradas em qualquer posição da imagem.

### 6.3.2 Desenvolvimento da Métrica

A métrica proposta neste trabalho parte da aplicação do operador de Sobel (Equação 6.10) sobre as imagens submetidas à avaliação subjetiva realizada no capítulo 5, com o objetivo de enfatizar as arestas das mesmas. A seguir, é realizada uma investigação da perda de informação em determinadas faixas de valores de magnitude do gradiente, divididas em altas e baixas frequências. Para tanto, os pixels correspondentes a tais faixas são identificados e contabilizados, de modo que o número de pixels em uma dada faixa possa ser empregado como um descritor de padrão (Equação 6.6) em uma futura classificação.

Pretende-se, dessa forma, classificar as imagens originadas de diferentes PAs entre as categorias de qualidade “adequada” e “inadequada”, a partir do emprego do classificador baseado na distância Euclidiana (Equação 6.7). Com as imagens classificadas, é possível encontrar um valor de PA que representa o limite máximo para a geração de imagens de qualidade adequada – a exemplo da avaliação subjetiva.

A seguir, são descritos os meios empregados para a condução do presente estudo.

- **Imagens Avaliadas**

As imagens submetidas a este estudo são as mesmas empregadas no capítulo anterior (ver seção 5.3) e correspondem aos quatro volumes de dados já apresentados: o vol-RXR, vol-MRA, vol-MRA “Aneurisma” e vol-MRA “Oclusão”.

- **Investigação das Faixas de Valores de Magnitude do Gradiente Sobel**

As imagens Sobel  $S$  (Equação 6.11) foram geradas a partir das imagens originais  $F$  (Equações 6.10 e 6.11) e apresentam os “contornos” e as arestas das imagens realçadas. Como a degradação causada pela variação do PA adiciona arestas no interior do objeto, ocasionando, por vezes, descontinuidades no contorno do mesmo, pode-se analisar a perda efetiva de informação das imagens a partir do estudo do número de pixels em várias faixas de valores de magnitude do gradiente fornecido pelo operador de Sobel. Pretende-se, assim, identificar os valores de magnitude de gradiente que estão relacionados às arestas, relativas a altas e baixas frequências.

Sabe-se que uma imagem  $S$  resultante da aplicação do operador de Sobel sobre uma imagem com pixels em tons de cinza ( $[0,255]$ ) tem valores na faixa de  $[0,1530]$ . Os casos extremos são ilustrados na Tabela 6.3.

TABELA 6.3 - Valores máximo e mínimo possíveis de magnitude do gradiente fornecido pelo operador de Sobel para regiões de imagens de 256 níveis de cinza.

Região de Imagem (256 níveis de cinza)	Componente $G_x$	Componente $G_y$	Magnitude do Gradiente
255 255 255 255 0 255 255 255 255	0	0	0
255 255 255 255 0 0 0 0 0	-510	-1020	1530
255 255 0 255 0 0 0 0 0	-765	-765	1530

A partir da obtenção do mínimo (0) e do máximo (1530) valores de magnitude do gradiente, as imagens filtradas por Sobel foram analisadas em função da distribuição de pixels por faixas, divididas em 20 faixas: 1 à 50, 51 à 100, 101 à 150, ..., 951 à 1000 e valores acima de 1000. As faixas foram divididas de 50 em 50 em razão de tal intervalo ser arbitrariamente pequeno, permitindo, assim, um melhor acompanhamento da variação da magnitude do gradiente. Os valores acima de 1000 receberam um tratamento diferenciado uma vez que foi observado que o número de pixels situados acima de tal valor são irrelevantes em termos de informação (ver Tabela 6.4).

TABELA 6.4 - Número de pixels das imagens de PA = 0.2 (referência) e PA = 3.0 (imagens com maior degradação) com valores de magnitude do gradiente acima de 1000 relativas aos quatro volumes de dados utilizados neste trabalho.

	Nº total de pixels das imagens Sobel referentes aos objetos	Nº total de pixels das imagens Sobel com valor de magnitude do gradiente acima de 1000		Percentual dos pixels das imagens Sobel com valor de magnitude do gradiente acima de 1000	
		PA = 0.2	PA = 3.0	PA = 0.2	PA = 3.0
<b>Vol-RXR</b>	12.886	0	84	0%	0,7%
<b>Vol-MRA</b>	10.187	25	84	0,2%	0,8%
<b>Vol-MRA “Aneurisma”</b>	11.548	25	28	0,2%	0,2%
<b>Vol-MRA “Oclusão”</b>	6.318	23	28	0,4%	0,4%

Para a contagem de pixels situados em uma dada faixa, gera-se uma imagem binária  $B$  pela divisão de uma imagem Sobel  $S$  em frequências. A imagem  $B$  apresenta pixels com valor “1” quando estes correspondem aos pixels da imagem  $S$ , de coordenadas  $x$  e  $y$ , com valores de gradiente situados entre o valor limiar inferior  $v_1$  e o valor limiar superior  $v_2$ . Os demais pixels são considerados “fundo” e recebem o valor “0”. A Equação 6.14 é utilizada para a geração da imagem binária  $B$ .

$$B(x, y) = \begin{cases} 1, S(x, y) > v_1 \ \& \ S(x, y) \leq v_2 \\ 0, \text{caso contrário} \end{cases} \quad (6.14)$$

A partir da imagem  $B$  é realizada a contagem do número de pixels  $C$  que possuem valor diferente de “0”. Para tanto, foi utilizada a Equação 6.15.

$$C = \sum_{x=1, y=1}^{x=N, y=M} B(x, y) \quad (6.15)$$

onde  $N$  e  $M$  correspondem às dimensões da imagem.

A contagem de pixels  $C$ , em diferentes faixas de valores de gradiente, foi utilizada como parâmetro quantitativo para a análise da degradação as imagens – tal como será discutido a seguir.

- **Classificador de Distância Mínima**

Após o estudo da degradação da qualidade das imagens em relação às faixas de valores de gradiente, a próxima etapa o desenvolvimento da métrica objetiva correspondente à definição de descritores de padrões relativos à perda de qualidade das imagens à medida em que o PA varia. Tais descritores devem permitir a classificação objetiva das imagens em adequadas e inadequadas, tal como realizado na avaliação subjetiva apresentada no capítulo anterior.

Neste contexto, a contagem  $C$  (Equação 6.15) de pixels com valores de gradiente relativos a baixas e altas frequências será particularizada para altas  $C_A$  e baixas frequências  $C_B$  e empregada como descritor de padrão. Dessa forma, de acordo com a

Equação 6.6, tem-se que um vetor bidimensional de padrões  $p$  é composto pelos descritores  $p_1$  e  $p_2$  que, neste trabalho, serão representados pelas  $C_B$  e  $C_A$  (ver Equação 6.16).

$$p = \begin{bmatrix} C_B \\ C_A \end{bmatrix} \quad (6.16)$$

As classes de padrões, neste caso, denotadas por  $w_1$  e  $w_2$  correspondem, respectivamente, às categorias de imagens **adequadas** e **inadequadas**.

No entanto, como ainda é desconhecido o limiar PA que separa as imagens entre as classes  $w_1$  e  $w_2$ , se faz necessária a utilização de um classificador. O classificador a ser empregado neste trabalho baseia-se na distância Euclidiana (ver Equação 6.7), que permite identificar quais imagens  $I$  estão mais “próximas” da imagem referência  $R$  (PA = 0.2) (classe  $w_1$ ) e mais “próximas” da imagem de maior degradação  $H$  em virtude do maior PA (PA = 3.0) (classe  $w_2$ ). Assim, os vetores de padrões relativos à imagem referência  $R$  e à imagem de maior degradação  $H$ , foram definidos como em 6.17 e 6.18, respectivamente.

$$p_R = \begin{bmatrix} C_{BR} \\ C_{AR} \end{bmatrix} \quad (6.17)$$

$$p_H = \begin{bmatrix} p_{BH} \\ p_{AH} \end{bmatrix} \quad (6.18)$$

Rescrevendo a Equação 6.7, para a classificação de uma imagem  $I$  em relação às imagens  $R$  (classe  $w_1$ ) e  $H$  (classe  $w_2$ ), tem-se as Equações 6.19 e 6.20.

$$D_e(I, R) = [(C_{BI} - C_{BR})^2 + (C_{AI} - C_{AR})^2]^{1/2} \quad (6.19)$$

$$D_e(I, H) = [(C_{BI} - C_{BH})^2 + (C_{AI} - C_{AH})^2]^{1/2} \quad (6.20)$$

A partir do momento em que o conjunto de medidas foi selecionado, cada imagem originada pela variação de PA torna-se um ponto no espaço Euclidiano.

### 6.3.3 Resumo da Métrica

A métrica proposta inicia com a geração de duas imagens que representam classes de qualidade: “adequada” e “inadequada”. A imagem em avaliação terá sua qualidade classificada entre ambas as classes possuindo, assim, as características desejáveis de cada classe – a qualidade adequada com um tempo de geração satisfatório.

A próxima etapa consiste na aplicação do operador Sobel sobre as três imagens de modo a realçar as arestas e contornos originais dos objetos representados. A partir das “imagens Sobel”, realiza-se a investigação das faixas de magnitude do gradiente com base na perda de informação decorrente da variação do PA. Tal investigação resulta em dois valores que delimitam o intervalo de magnitude do gradiente correspondente às baixas e às altas frequências, respectivamente. Realiza-se, então, a contagem de pixels relativos às baixas e às altas frequências para as três imagens em questão.



A contagem do número de pixels é empregada como descritor de padrão a ser utilizado na classificação da imagem avaliada entre as classes de qualidade. Para tanto, define-se os descritores para as imagens referentes à classes adequada e inadequada e computa-se a distância Euclidiana da imagem em avaliação entre tais imagens. Obtêm-se, assim, um número relativo à distância mínima entre a imagem avaliada e uma das imagens representante de classe que permite a classificação da mesma.

### 6.3.4 Resultados

- **Contagem do Número de Pixels por Faixas de Magnitude do Gradiente**

Os gráficos a seguir estão relacionados ao número de pixels por faixa (correspondentes ao objeto), para os quatro volumes de dados utilizados neste estudo, com a diferenciação das categorias de qualidade pesquisadas no capítulo 5. Os dados exibidos nos gráficos foram calculados a partir das Equações 6.14 e 6.15.

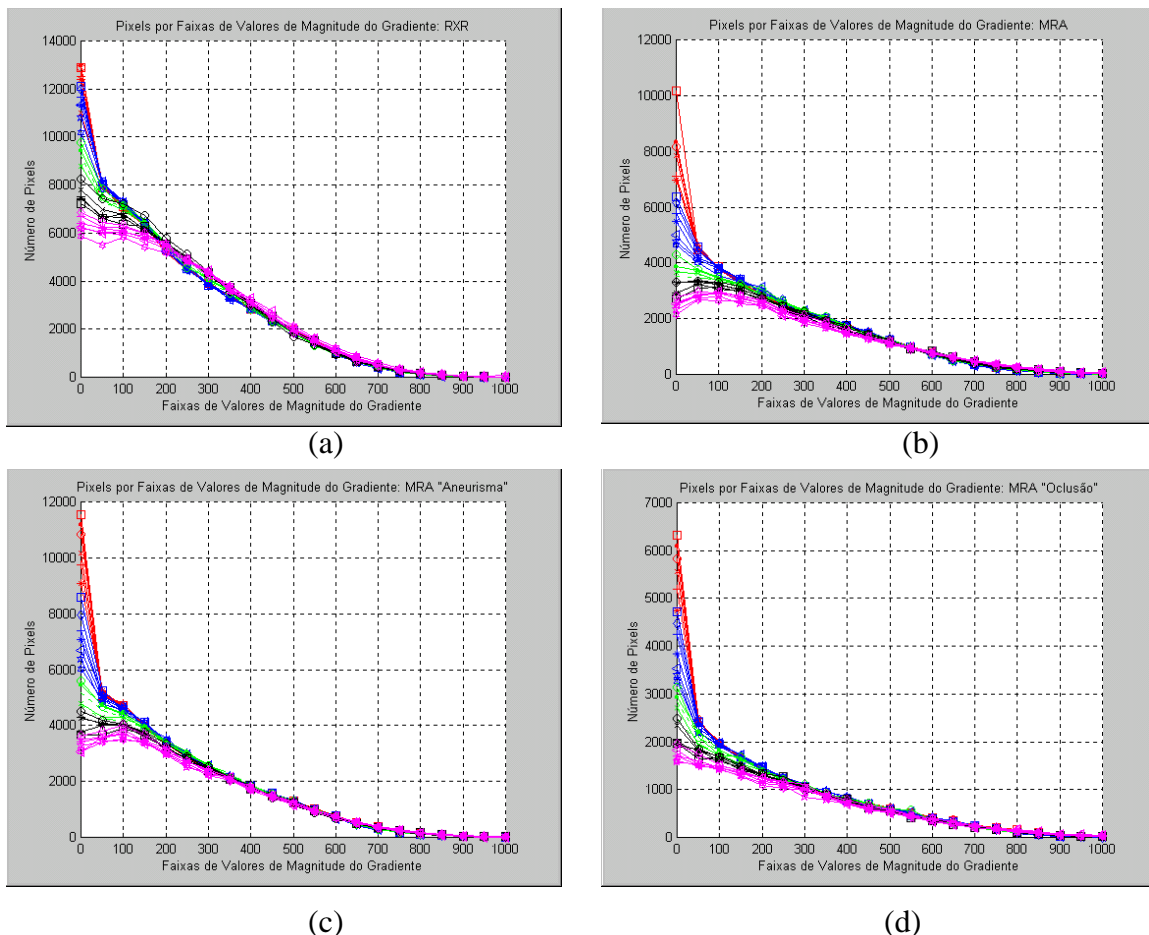


FIGURA 6.9 - Gráficos relativos à contagem  $C$  (ver Equações 6.14 e 6.15); as curvas estão diferenciadas em função das cinco categorias iniciais de qualidade pesquisadas no capítulo 5: ótima em vermelho, boa em azul, aceitável em verde, ruim em preto e inaceitável em lilás. (a) Vol-RXX; (b) Vol-MRA; (c) Vol-MRA "Aneurisma"; (d) Vol-MRA "Oclusão".

Pela análise dos gráficos da Figura 6.6, pode-se notar que as categorias “ruim” (curvas em preto) e “inaceitável” (curvas em lilás) se mantêm separadas das demais categorias “ótima”, “boa” e “aceitável” – curvas em vermelho, azul e verde, respectivamente –, tanto para baixas como para altas frequências. Tal fato indica uma coerência entre as informações coletadas a partir da aplicação do operador de Sobel e as informações obtidas junto da avaliação subjetiva.

De modo a exibir a distribuição de pixels em relação às faixas de frequências assumindo as duas classes principais “adequada” e “inadequada”, os gráficos exibidos na Figura 6.10 apresentam uma codificação de cores de curvas relativas a tais classes (adequada = vermelho, inadequada = preto).

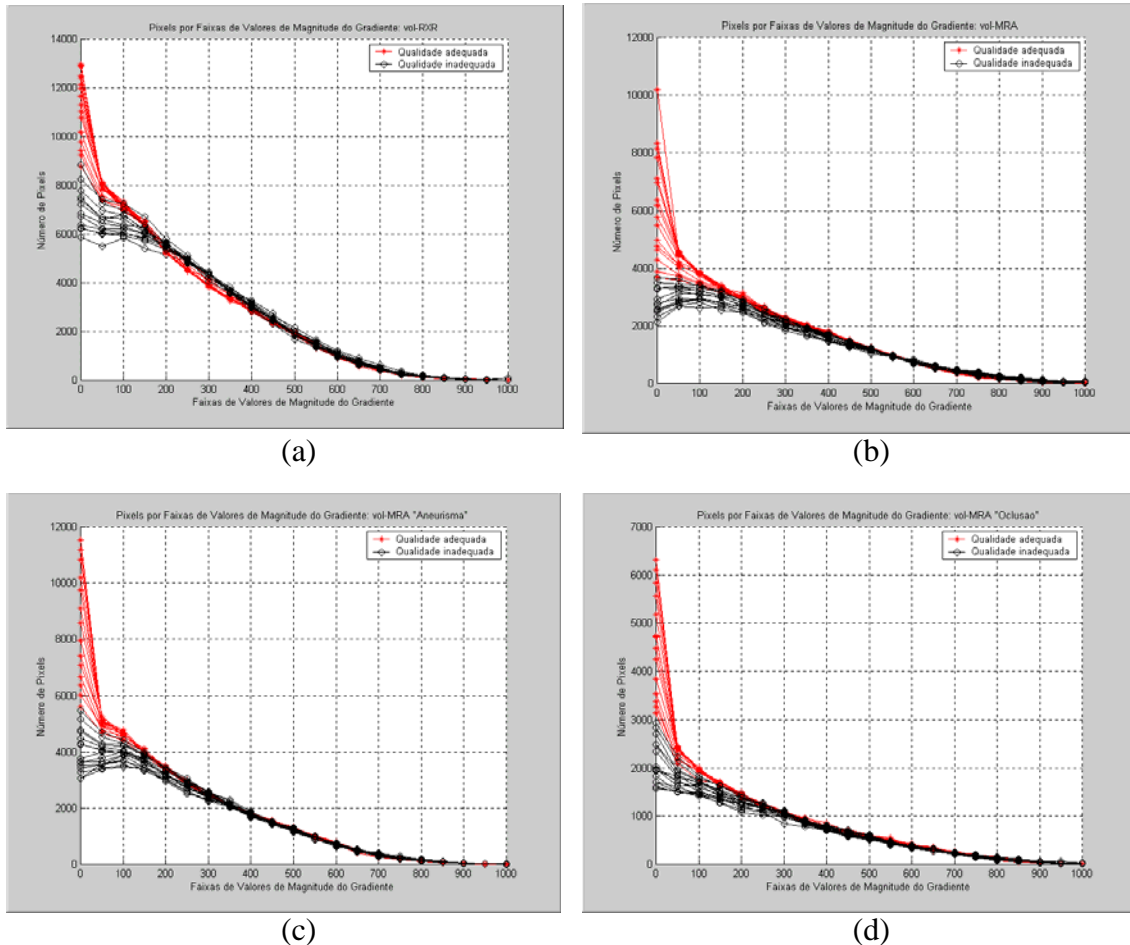


FIGURA 6.10 - Gráficos relativos à contagem  $C$  (ver Equações 6.14 e 6.15); as curvas estão diferenciadas em função das duas principais categorias de qualidade adotadas na seção 5.6: adequada em vermelho e inadequada em preto. (a) Vol-RXR; (b) Vol-MRA; (c) Vol-MRA “Aneurisma”; (d) Vol-MRA “Oclusão”.

Pode ser observado, nas Figuras 6.9 e 6.10, que existe uma concentração de pixels para as faixas de mais baixas frequências que tende a diminuir e se estabilizar em faixas de frequência maior. Isto indica que a maior parte da informação das imagens está nas baixas frequências e que as mais altas, como as frequências acima de 800, pouco influenciam na análise visual (ver Figura 6.11) – aproximadamente 40% dos pixels relativos ao objeto apresentam frequências acima de 800 (ver Tabela 6.3).

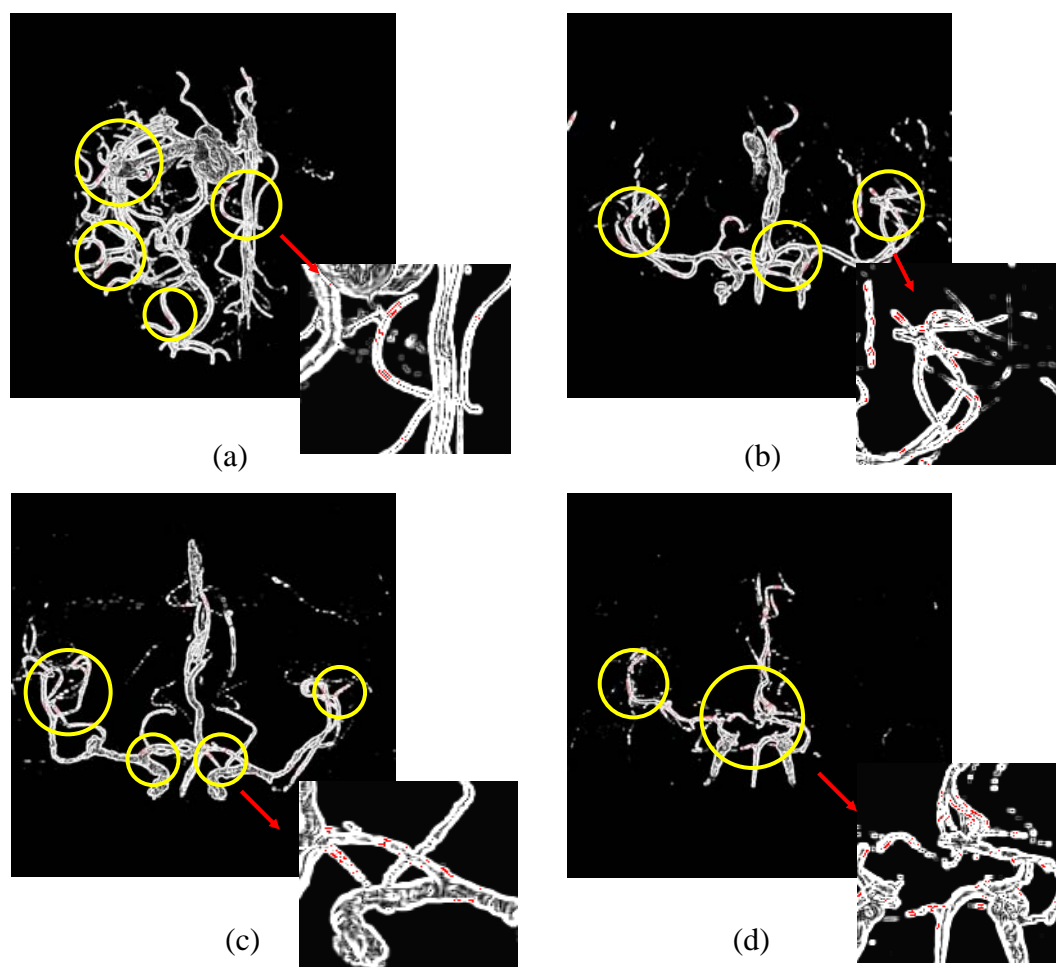


FIGURA 6.11 - Imagens referência com os pixels que apresentam valor de magnitude de gradiente acima de 800 exibidos em vermelho (ver Equações 6.8 e 6.9). (a) volume RXR; (b) volume MRA; (c) volume MRA “Aneurisma”; (d) volume MRA “Oclusão”.

Ainda em relação aos gráficos das Figuras 6.9 e 6.10, nota-se que, para todos os volumes, há uma variação maior no número de pixels situados entre 1 e 50 em comparação com as demais faixas. Tais pixels correspondem a pequenos vasos sanguíneos sem grande relevância ao processo de extração de informações em comparação com as estruturas vasculares que formam o “polígono de Willis”. Assim, os pixels relativos aos pequenos vasos possuem valores de magnitude do gradiente muito pequenos, sendo quase imperceptíveis visualmente e não influenciando a avaliação subjetiva apresentada na seção 5.5. Tal fato pode ser observado na Figura 6.12, onde compara-se a imagem (a), em tons de cinza e que foi submetida aos experimentos subjetivos, e a imagem (b), filtrada por Sobel, com os pixels que apresentam valores de gradiente situados entre 1 e 50 exibidos em vermelho na imagem.

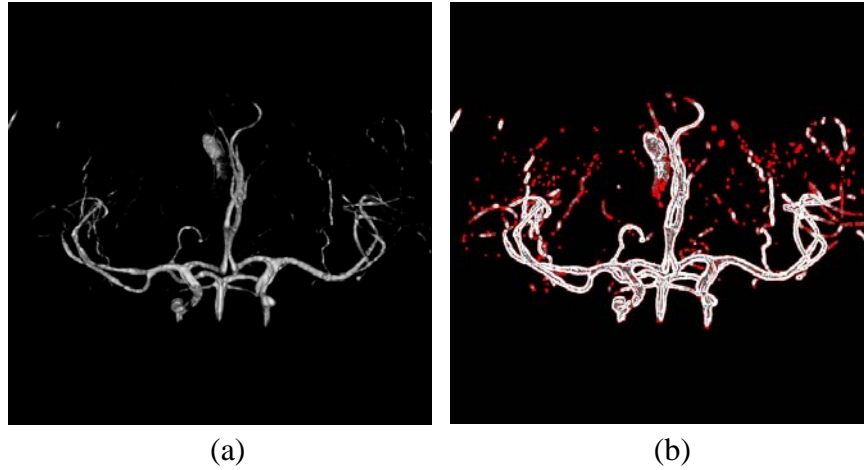
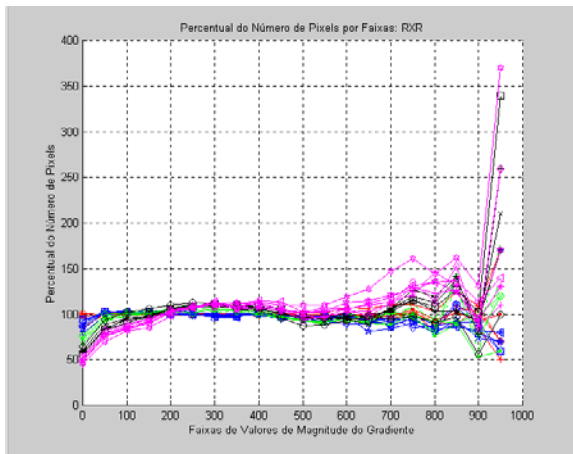


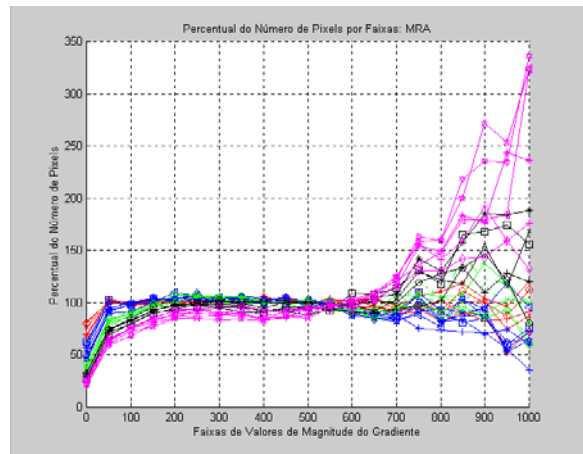
FIGURA 6.12 - Imagens correspondentes aos vol-MRA, geradas com  $PA = 0.2$ . (a) Imagem original; (b) Imagem filtrada por Sobel com os os pixels que apresentam valores de gradiente situados entre 1 e 50 exibidos em vermelho

Nos gráficos apresentados nas Figuras 6.9 e 6.10, fica difícil de visualizar o número de pixels nas faixas maiores para as diferentes categorias, pois as linhas se sobrepõem, prejudicando a observação. De modo a contornar este problema, foram gerados novos gráficos onde o número de pixels por faixas é apresentado em percentuais (Figura 6.13). Para tanto, a Equação 6.21 foi empregada, onde o percentual  $P$  do número de pixels situado na faixa  $F$  é calculado a partir do número de pixels da imagem referência  $C_{RF}$  ( $PA = 0.2$ ) e do número de pixels da imagem  $C_{IF}$  em avaliação (as imagens avaliadas em relação à imagem referência passarão a ser denominadas nesse texto como imagens medidas).

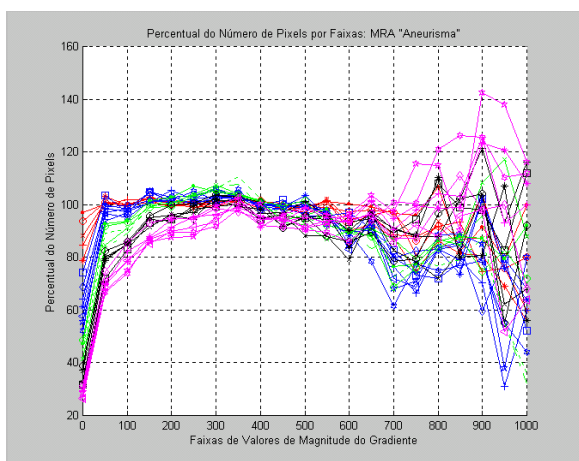
$$P = \frac{C_{IF} * 100}{C_{RF}} \quad (6.21)$$



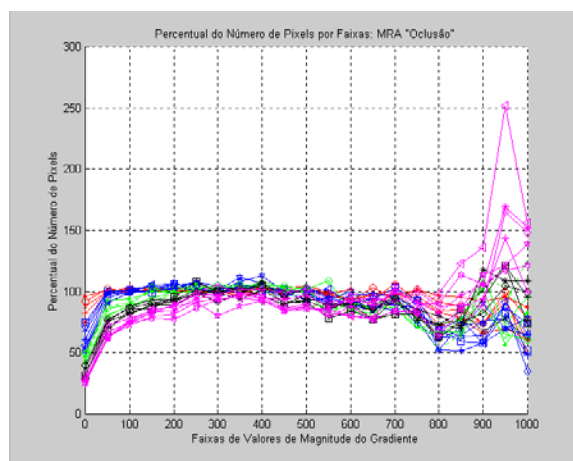
(a)



(b)



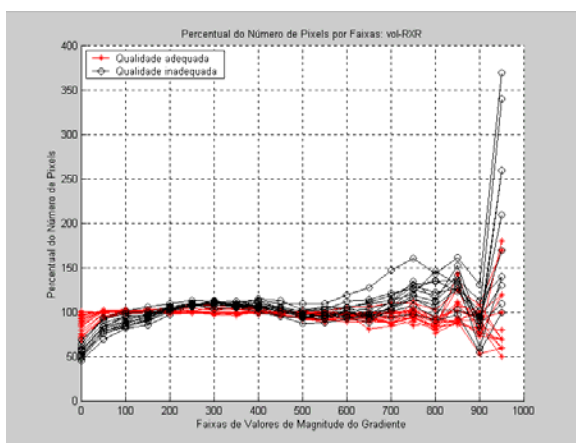
(c)



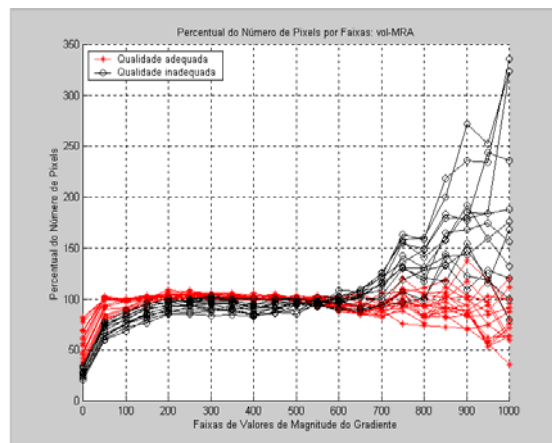
(d)

FIGURA 6.13 - Gráficos do percentual do número de pixels por faixas de valores de magnitude do gradiente (ver Equação 6.21); as curvas estão diferenciadas em cinco categorias de qualidade: ótima em vermelho, boa em azul, aceitável em verde, ruim em preto e inaceitável em lilás. (a) Vol-RXR; (b) Vol-MRA; (c) Vol-MRA “Aneurisma”; (d) Vol-MRA “Oclusão”.

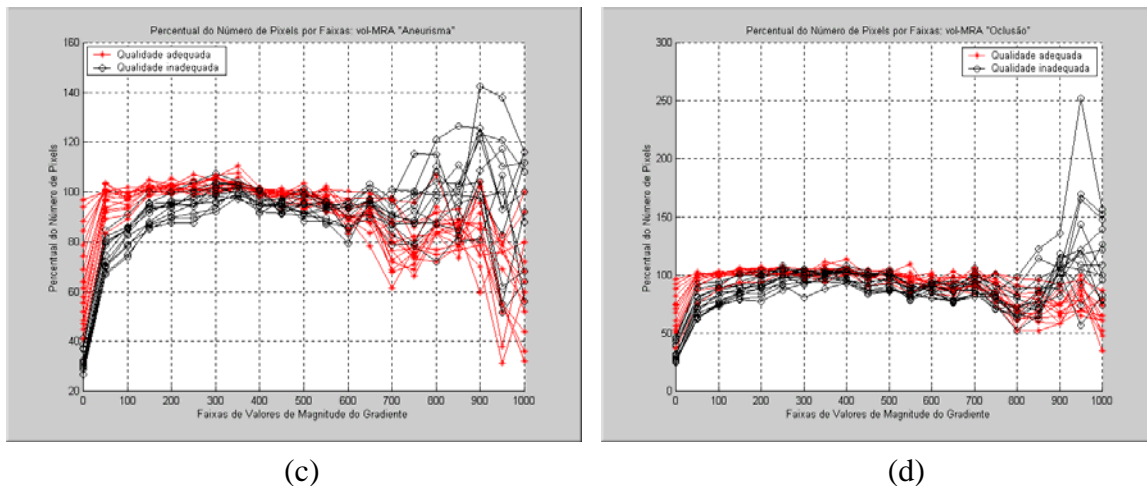
Apresentando os gráficos da Figura 6.13 em termos de duas categorias principais – adequada, em vermelho, e inadequada, em preto –, obtém-se os gráficos da Figura 6.14



(a)



(b)



(c) (d)

FIGURA 6.14 - Gráficos do percentual do número de pixels por faixas de valores de magnitude do gradiente (ver Equação 6.21); as curvas estão diferenciadas em duas principais categorias de qualidade: adequada em vermelho e inadequada em preto. (a) Vol-RXR; (b) Vol-MRA; (c) Vol-MRA “Aneurisma”; (d) Vol-MRA “Oclusão”.

Como pode ser notado nos gráficos das Figuras 6.13 e 6.14, algumas faixas apresentaram percentual acima de 100% em relação às imagens referência ( $PA = 0.2$ ), fato que indica um aumento de ocorrência de arestas em tais faixas. Isto ocorre em razão das imagens referência apresentarem menos pixels com valores de gradiente relativos a altas frequências em relação às imagens medidas.

Ao analisar o espalhamento das curvas do gráfico da Figura 6.14 relativo ao volume RXR (Figura 6.14 (a)), pode-se notar que, em torno do valor 200, ocorre uma diferente ordenação entre as curvas relacionadas às categorias de imagens com qualidade adequada (em vermelho) e as curvas das categorias de imagens com qualidade inadequada (em preto). Observa-se um padrão de mudança na distribuição de ocorrências de valores na imagem  $S$  (Sobel) que pode ser identificado com a degradação observada na imagem. Abaixo de um determinado valor (200, no caso), a tendência é de redução de ocorrências, ou seja, a imagem degradada contém menos energia naquela faixa do que a imagem de referência. Isto se dá pela perda de informação nas imagens medidas em relação à imagem referência. Acima de determinado valor (600, no caso), a tendência se inverte, ou seja, a energia aumenta naquela faixa em relação à imagem de referência. Isto se dá, também, pela perda de informação nas imagens medidas, porém esta perda está relacionada à adição de arestas nas imagens medidas em função do aumento do valor do  $PA$ . Note-se ainda que esta tendência de comportamento é mais evidente para imagens com degradação mais acentuada, fato este que motiva utilizar esta informação no cômputo da nova métrica.

Para os demais volumes MRA (MRA, MRA “Aneurisma” e MRA “Oclusão”), a mudança de ordenação entre as curvas relacionadas à categoria adequada (em vermelho) e à categoria inadequada (em preto) ocorre em torno do valor 300. Tal como no vol-RXR, as curvas referentes às duas categorias de qualidade tendem a ser separadas à medida em que as faixas de magnitude aumentam. A similaridade entre os limiares de inversão entre os volumes MRA é esperada, uma vez que os mesmos têm a mesma origem de aquisição bem como as mesmas dimensões.

No intervalo de limiares [201, 600], tanto para o volume RXR quanto os volumes MRA representados na Figura 6.14, não se observa tendência clara de perda ou

ganho de energia. Porém, em torno do limiar 600, as curvas de cada categoria tendem a se separar novamente, em razão das imagens consideradas inadequadas apresentarem um número elevado de arestas (perda de informação) e, conseqüentemente, incremento no número de pixels com altos valores de gradiente (porém que não correspondem aos dados originais).

Considerando que a presente investigação se propõe a identificar um possível limiar entre altas e baixas freqüências, pode-se adotar, como hipótese, o limiar 200 como separador para o volume RXR e o limiar 300 para os volumes MRA. Assim, assume-se que, nas imagens avaliadas, um menor número de pixels com valores de magnitude de gradiente abaixo do limiar representam perda de informação de tais imagens em relação à imagem referência, perda esta situada no interior dos objetos das imagens (menor valor de magnitude). Já o fato das imagens avaliadas apresentarem um maior número de pixels com valores de gradiente acima do limiar indica a perda de informação de tais imagens em decorrência da adição de arestas (maior valor de magnitude).

De modo a comprovar, visualmente, tal hipótese, foram geradas imagens correspondentes aos quatro volumes de dados onde procurou-se diferenciar os pixels que possuem valor de magnitude do gradiente entre 1 e 200 e acima de 200 para o vol-RXR e valores entre 1 e 300 e acima de 300 para os volumes MRA. Tal experimento pode ser visto nas Figuras 6.15 e 6.16.

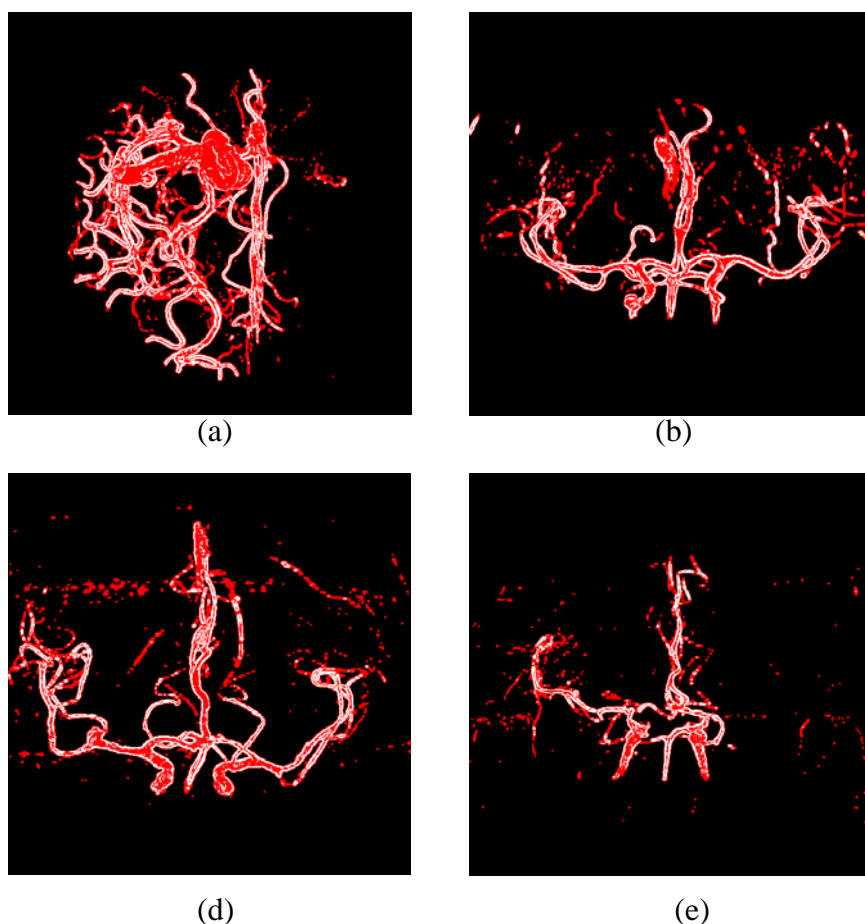


FIGURA 6.15 - Imagens referência com os pixels que apresentam valor de magnitude de gradiente relativo a baixas freqüências exibidos em vermelho (valores de 1 a 200 para o vol-RXR e de 1 a 300 para os volumes MRA). (a) Vol-RXR; (b) Vol-MRA; (c) Vol-MRA “Aneurisma”; (d) Vol-MRA “Oclusão”.

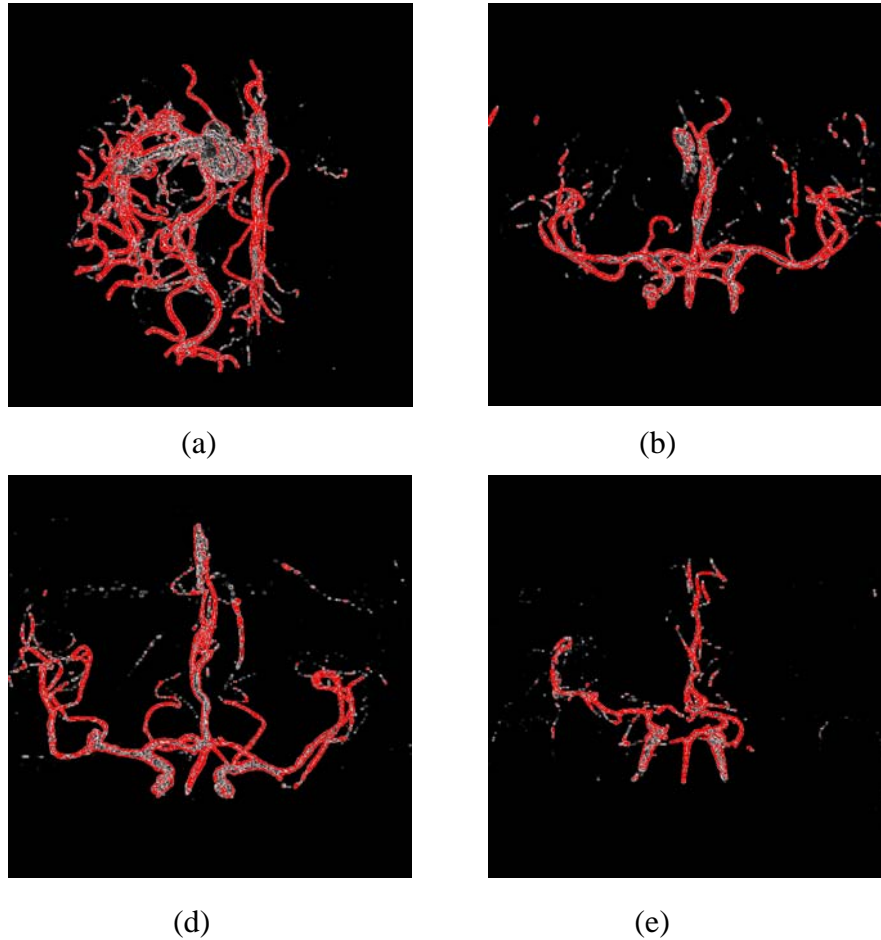


FIGURA 6.16 - Imagens referência com os pixels que apresentam valor de magnitude de gradiente relativo às altas frequências exibidos em vermelho (valores acima de 200 para o vol-RXR e acima de 300 para os volumes MRA). (a) Vol-RXR; (b) Vol-MRA; (c) Vol-MRA “Aneurisma”; (d) Vol-MRA “Oclusão”.

Nota-se que a separação das frequências corresponde, visualmente, ao esperado: as partes internas dos objetos foram evidenciadas ao exibir, em vermelho, os pixels com valores de magnitude de gradiente entre 1 e o limiar encontrado (Figura 6.15) enquanto os pixels situados na faixa acima deste limiar, ao serem exibidos em vermelho (Figura 6.16), aparecem nas bordas que delimitam o objeto do fundo da cena.

Tal separação permite a confirmação de que, com degradação da qualidade, o número de pixels com valores de gradiente relativos às baixas frequências tende a diminuir. Isto ocorre porque a degradação da imagem, causada pela variação do PA e conseqüente incremento no número de artefatos, faz com que os pixels referentes às imagens do vol-RXR, por exemplo, com valor de gradiente entre 1 e 200 passem a ter valor acima de 200. A Figura 6.17 traz imagens que ilustram esta afirmação.



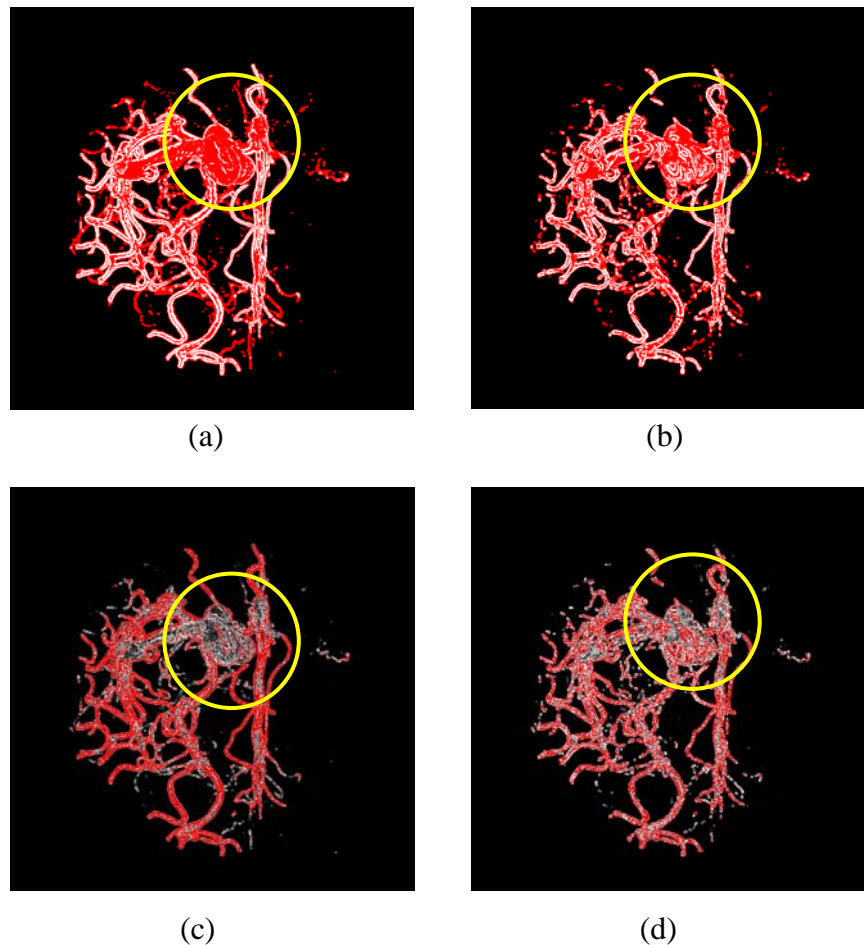


FIGURA 6.17 - Perda de pixels nas baixas frequências e incremento nas altas em decorrência do aumento do PA. (a) e (b) trazem imagens de PA = 0.2 e PA = 3.0 com pixels situados nas baixas frequências exibidos em vermelho; (c) e (d) Imagens de PA = 0.2 e PA = 3.0 com pixels situados nas altas frequências em vermelho.

Como pode ser notado na Figura 6.17, os pixels das imagens de PA = 3.0, em relação à imagem de PA = 0.2, perdem informação relativa às baixas frequências e adicionam arestas nas altas, à medida em que a degradação das imagens aumenta. Na Figura 6.18, podem ser observadas as diferenças entre o número de pixels, das imagens de PA = 0.2 e de PA = 3.0 relativas ao vol-RXR, com valores de magnitude de gradiente situados nas faixas  $<200$  e  $>200$ . Primeiramente, é apresentada a diferença total de valores de gradiente, seguida da separação de tal diferença em relação à informação perdida e à adição de arestas que não correspondem ao objeto originalmente representado.

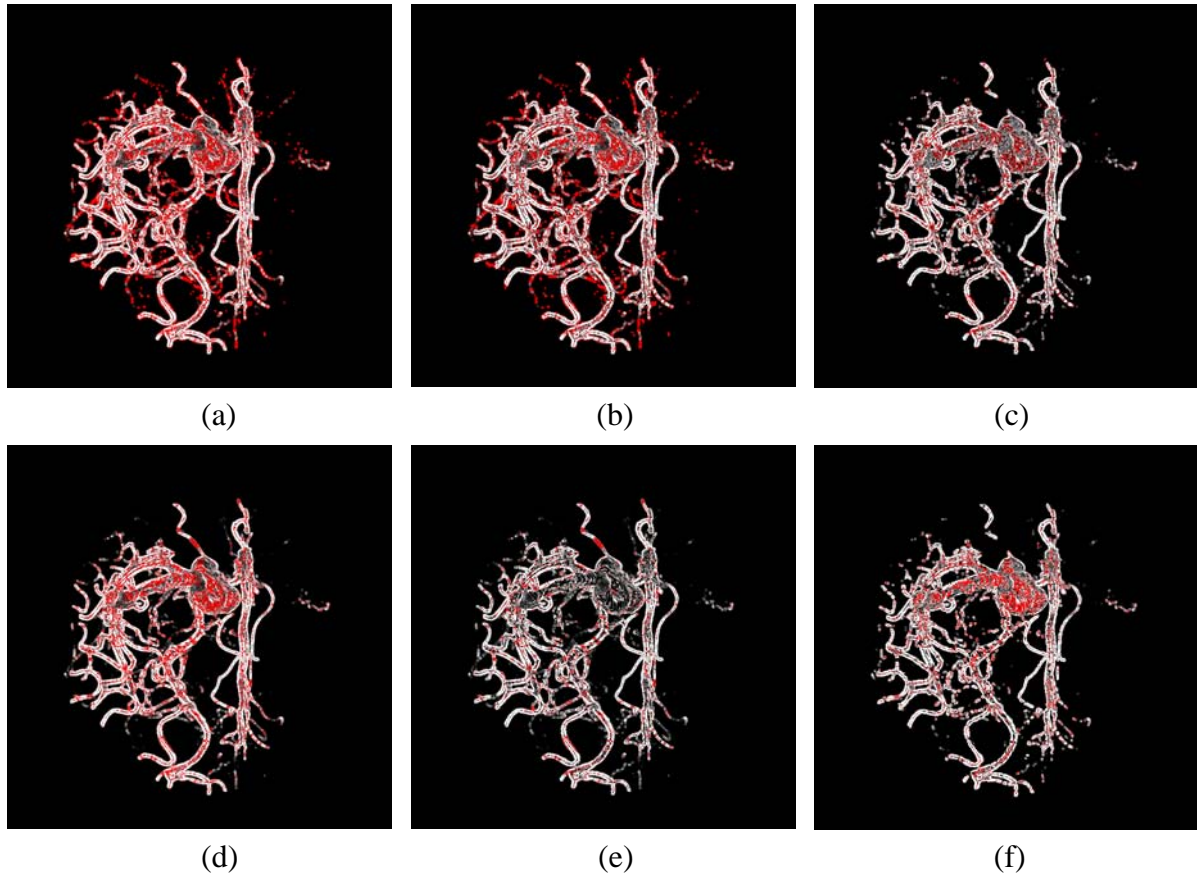


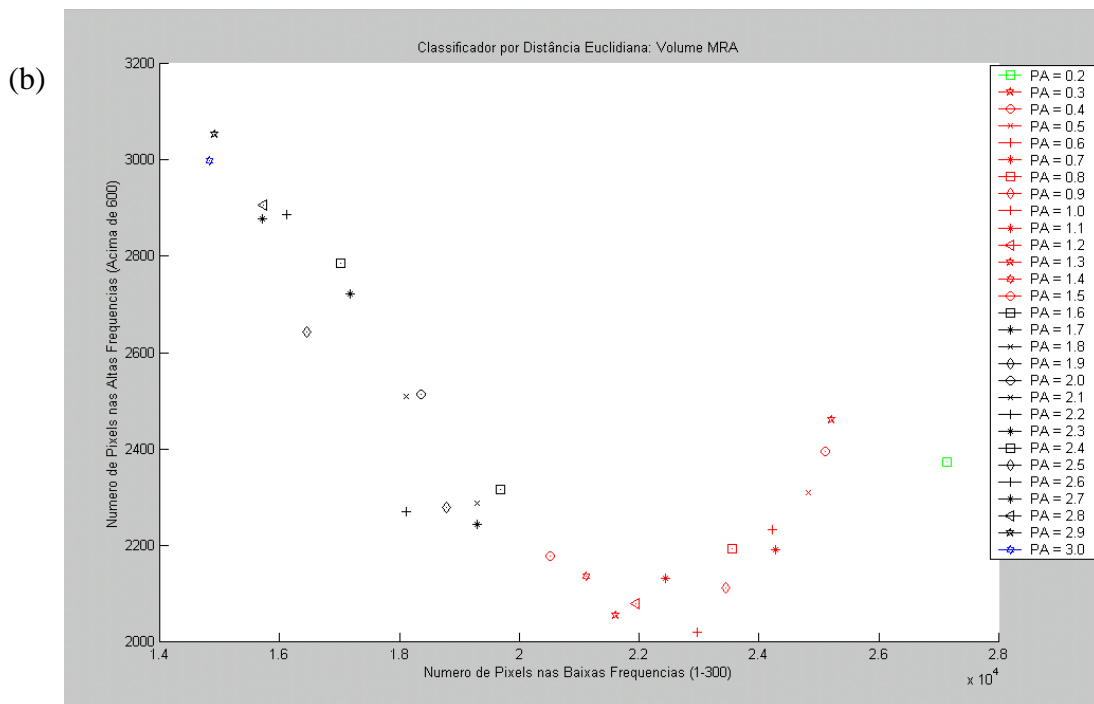
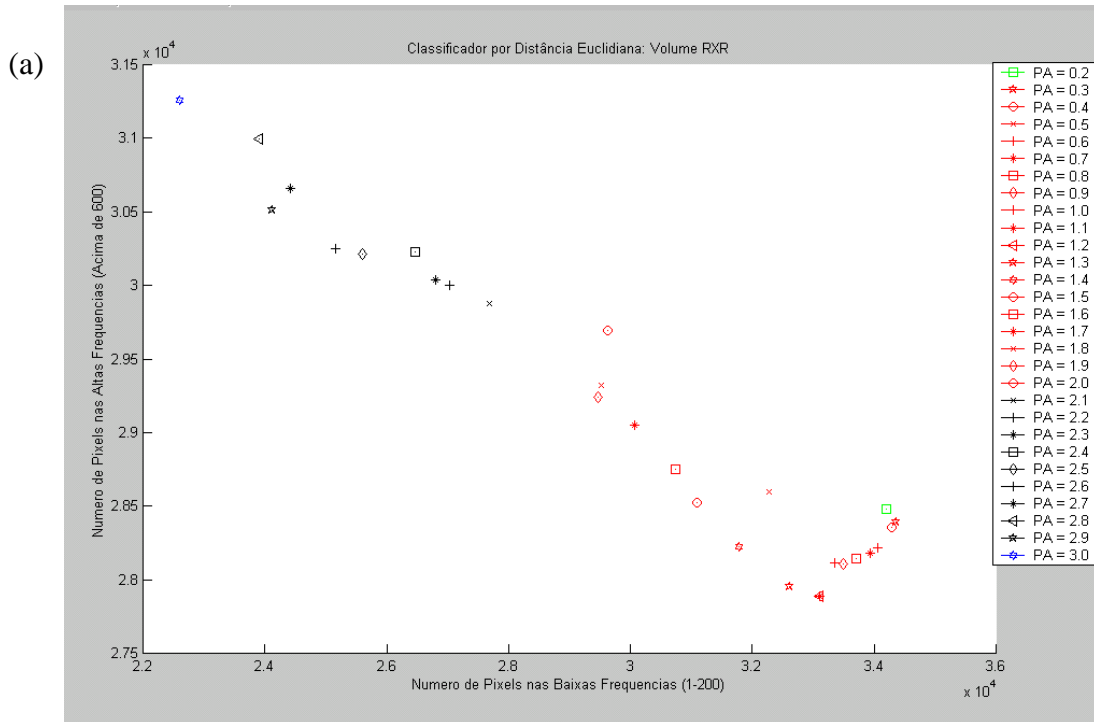
FIGURA 6.18 - Pixels em vermelho correspondentes à diferença entre as imagens de PA = 0.2 e PA = 3.0 (vol-RXR) para baixas (<math><200</math> – imagens (a), (b) e (c)) e altas (>200 – imagens (d), (e) e (f)) frequências. (a) e (d) correspondem à diferença total entre tais imagens; (b) e (e) trazem a diferença relativa apenas à perda de informação (pixels correspondentes ao objeto omitidos na imagem de PA = 3.0); (c) e (f) estão relacionadas à diferença relativa à adição de arestas na imagem de PA = 3.0.

A partir da investigação realizada, pôde-se assumir a hipótese da separação de altas e baixas frequências em relação aos limiares 200 – volume RXR – e 300 – volumes MRA – como adequada para utilização na métrica proposta. Como o objetivo principal de tal investigação está centrado na definição de descritores de padrões a serem empregados na classificação das imagens em categorias de qualidade, pode-se realizar as contagens de pixels tanto abaixo ( $C_B$ ) como acima ( $C_A$ ) dos limiares encontrados e defini-los como padrões de acordo com a Equação 6.16. Os valores que determinam as faixas de altas e baixas frequências respectivamente para as contagens  $C_A$  e  $C_B$  foram escolhidos com base nos gráficos da Figura 6.14. Assim, a contagem  $C_B$  será realizada a partir dos pixels com valores de magnitude do gradiente menores ou iguais a 200 e a contagem  $C_A$  a partir de valores acima de 600.

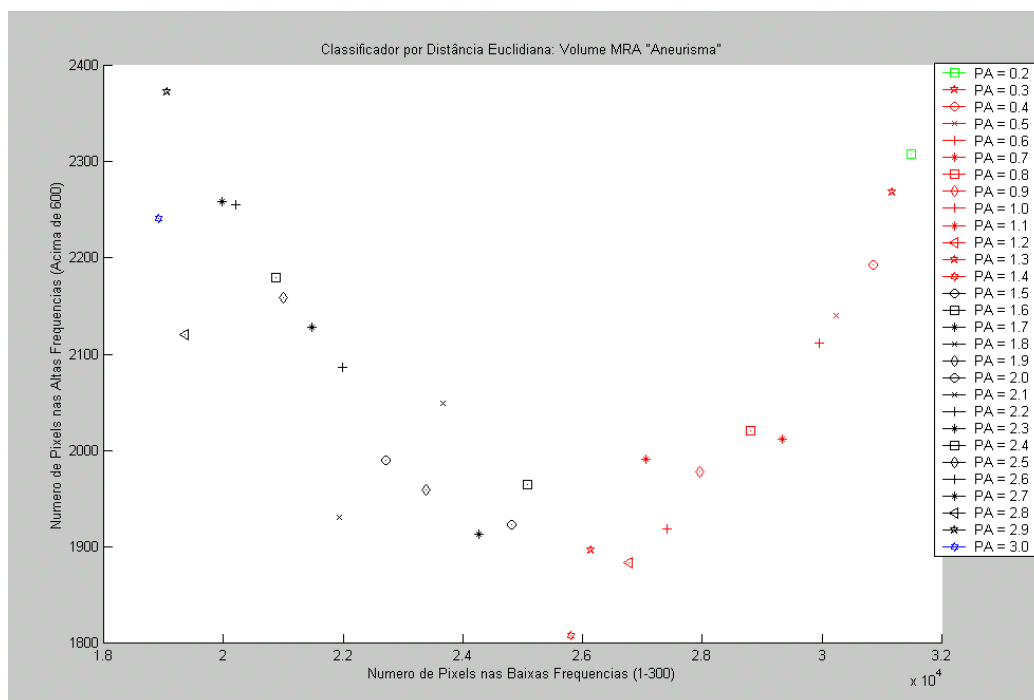
- **Classificação de Qualidade a partir da Distância Euclidiana**

A seguir, são apresentados os resultados relativos à classificação das imagens em duas categorias de qualidade principais: adequada e inadequada. Tal classificação visa o reconhecimento de um possível padrão de degradação de qualidade à medida em que o PA aumenta, baseado nos descritores das imagens definidos anteriormente.

Os gráficos da Figura 6.19 apresentam a classificação das imagens, correspondentes aos quatro volumes de dados, de acordo com a distância Euclidiana a partir do emprego das Equações 6.17, 6.18, 6.19 e 6.20. Como pode ser observado, a computação da distância foi realizada em relação à imagem referência, de  $PA = 0.2$ , cuja posição está assinalada em verde, e a imagem que apresenta maior PA ( $PA = 3.0$ ), considerada a de maior degradação, apresentada em azul. As demais imagens classificadas como adequadas apresentam a posição, no espaço Euclidiano, exibida em vermelho e as imagens classificadas como inadequadas foram apresentadas em preto.



(c)



(d)

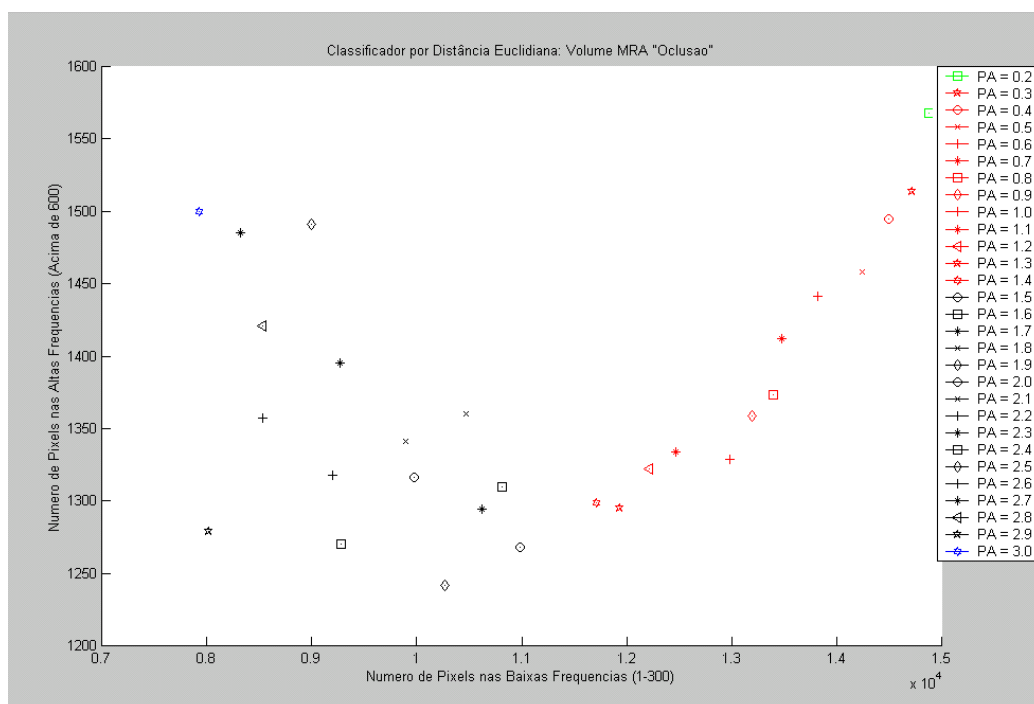


FIGURA 6.19 - Gráficos com a classificação, baseada em distância Euclidiana, de imagens entre as categorias “adequada” e “inadequada”. (a) volume RXR; (b) volume MRA; (c) volume MRA “Aneurisma”; (d) volume MRA “Oclusão”.

Através dos gráficos da Figura 6.19, pode ser observado que a divisão de frequências entre altas e baixas, empregadas como descritores, permitiu a classificação das imagens conforme as categorias relativas à adequação e/ou inadequação das imagens em relação ao conteúdo apresentado. A partir da computação da distância Euclidiana das imagens medidas, entre a imagem referência (PA = 0.2) de qualidade e a

imagem com alta degradação ( $PA = 3.0$ ), obtém-se o valor máximo de PA capaz de gerar imagens com qualidade adequada. Isto é feito a partir da extração do último valor de distância computado, relativo à imagem com um determinado valor de PA, que corresponde à distância máxima da imagem referência que representa o limite a partir do qual todas as demais imagens classificadas apresentarão descritores mais próximos da imagem com  $PA = 3.0$ .

Assim, com a classificação das imagens em termos de qualidade em adequadas ou inadequadas, a avaliação objetiva realizada com a métrica proposta está completa. Ao final desta avaliação, tem-se o valor máximo de PA para a geração de imagens “adequadas” em termos de qualidade apresentada e adequação a uma determinada tarefa. No entanto, a definição do PA parte de um “número” fornecido pela métrica relativo aos descritores  $C_A$  e  $C_B$  da imagem. A Tabela 6.5 apresenta o valor máximo de PA, para cada volume de dados, juntamente com os descritores das imagens de  $PA = 0.2$ ,  $PA = 3.0$  e das imagens com o valor de PA máximo, onde  $C_B$  corresponde à contagem de pixels com valores de magnitude relativos às baixas frequências e  $C_A$  às altas frequências.

TABELA 6.5 - Resultados providos pela métrica objetiva proposta neste trabalho, para cada volume de dados: valor máximo de PA para a geração de imagens adequadas, descritores das imagens correspondentes ao valor máximo de PA e descritores das imagens de  $PA = 0.2$  e  $PA = 3.0$  ( $C_B$  corresponde à contagem de pixels com valores de magnitude relativos às baixas frequências e  $C_A$  às altas frequências).

Volumes	PA Máximo relativo à categoria “adequada”	Descritores da Imagem com PA máximo relativo à categoria “adequada” [ $C_B, C_A$ ]	Descritores da Imagem Referência ( $PA = 0.2$ ) [ $C_B, C_A$ ]	Descritores da Imagem com maior degradação ( $PA = 3.0$ ) [ $C_B, C_A$ ]
<b>RXR</b>	2.0	[29629, 2517]	[44005, 18676]	[32631, 21226]
<b>MRA</b>	1.5	[20506, 2177]	[27127, 11898]	[14837, 11490]
<b>MRA “Aneurisma”</b>	1.4	[25797, 1808]	[31485, 12517]	[18912, 11711]
<b>MRA “Oclusão”</b>	1.4	[11714, 1299]	[14876, 6060]	[7927, 5597]

Como pode ser observado na Tabela 6.5, a classificação das imagens correspondentes aos volumes MRA “Aneurisma” e MRA “Oclusão” resultou no mesmo valor máximo de PA ( $PA = 1.4$ ). Tal comportamento pode ser justificado em razão de ambos os volumes, além de possuírem a mesma origem de aquisição, possuem também dimensões e número de fatias iguais (ver seção 5.3.1). Já o volume MRA obteve como resultado o  $PA = 1.5$ , cuja diferença em relação aos outros volumes MRA é de apenas 0.1 unidade de variação do PA. A principal diferença de tal volume em relação aos primeiros é que o vol-MRA apresenta um maior número de fatias, fato que pode vir a contribuir para a “melhor” qualidade de imagens (PA limite = 1.5 – uma imagem a mais relativa à classe adequada) do mesmo em relação aos demais volumes.

O valor do PA limite de adequação, para o volume RXR, foi de  $PA = 2.0$ , o que possibilita geração mais rápida da imagem em relação aos demais volumes de dados. Tal resultado pode ser decorrente do fato do volume RXR, além de ser originado de um equipamento de aquisição diferente dos demais volumes, apresentar características diferentes – o volume de dados, por exemplo corresponde apenas à metade direita do

polígono de Willis, tendo sido previamente segmentado das demais estruturas cerebrais. Aliado a este fato, o volume RXR também apresenta um maior número de *voxels* correspondentes estruturas vasculares, em relação ao volume total, comparado aos volumes MRA – volume RXR é mais denso. Assim, a imagem referência do volume RXR possui mais pixels correspondentes ao objeto que as imagens referências dos volumes MRA. Tais números podem ser conferidos na Tabela 6.6 e correspondem às imagens originais, em tons de cinza. Para a contagem do número de pixels que correspondem ao objeto (ou seja, têm valor de intensidade diferente de “0”), foi empregada uma Equação 6.22, semelhante à Equação 6.14, onde uma imagem binária  $B$  é gerada a partir dos valores dos pixels com coordenadas  $(x,y)$ , da imagem original  $I$ , que possuem valor de intensidade diferente de “0”.

$$B(x, y) = \begin{cases} 1, I(x, y) > 0 \\ 0, \text{caso contrário} \end{cases} \quad (6.22)$$

A partir da imagem  $B$ , é realizada a contagem do número de pixels  $C$  tal como na Equação 6.15.

TABELA 6.6 - Número de pixels das imagens referência (PA = 0.2) dos quatro volumes de dados utilizados neste trabalho.

	RXR	MRA	MRA “Aneurisma”	MRA “Oclusão”
Número total de pixels	360.000	360.000	360.000	360.000
Número total de pixels correspondentes ao objeto	47.055	26.898	29.763	12.528
Percentual dos pixels da imagem referência que correspondem ao objeto	13%	7,5%	8%	3%

## 6.4 Discussão

Após a apresentação dos principais conceitos ligados à métrica proposta, bem como dos experimentos realizados e dos resultados providos por estes, a presente seção traz a comparação entre os resultados de tal métrica e os resultados das métricas objetivas RMSE e SNR (ver seção 6.2) e a métrica empregada na avaliação subjetiva (ver capítulo 5).

### 6.4.1 Métrica Proposta x Avaliação Objetiva - RMSE e SNR

Os resultados fornecidos pela métrica objetiva de reconhecimento de padrões baseada no operador gradiente de Sobel permitem chegar a um indicador de qualidade (valor máximo de PA para obter imagens adequadas) não obtido com as demais métricas objetivas testadas na seção 6.2 (RMSE e SNR). Esta vem a ser uma contribuição relevante para a área de avaliação de imagens médicas geradas por VVD baseada em *ray casting*, onde a realização de avaliações subjetivas é bastante custosa de ser realizada e, por vezes, inviável dada a baixa disponibilidade de participantes e custo computacional.

Enquanto a RMSE e a SNR medem a diferença entre duas imagens, a partir da subtração entre pixels apenas, a métrica modelada neste estudo levou em consideração os principais aspectos apontados pelos observadores como responsáveis pela degradação das imagens. Tais aspectos, correspondentes a arestas e descontinuidades nos objetos das imagens, estão estritamente ligados à variação do PA e são evidenciados pelo operador Sobel. A medição da degradação das imagens através de tal método permite uma efetiva avaliação de perda de qualidade, pois é realizada diretamente sobre a causa da degradação. Tal como na avaliação subjetiva, é obtida uma categorização de imagens e, sobretudo, um valor limiar que indica a possibilidade máxima de configuração do PA para a obtenção de imagens aceitáveis quanto à qualidade.

Outra diferença da métrica proposta em relação à RMSE e à SNR está no fato da mesma medir a qualidade de uma imagem em relação a outras duas – uma considerada referência de qualidade, porém com um alto tempo de geração, e outra com alta degradação e baixo tempo de geração. As métricas testadas utilizam apenas uma imagem como parâmetro de comparação, porém o número fornecido pelas mesmas é apenas um indicativo de qualidade e não basta para indicar a qualidade visual da imagem em relação à imagem referência. A métrica proposta, por sua vez, permite uma avaliação mais “completa” do problema, pois o PA limite permite a geração de imagens com qualidade adequada (característica desejável da imagem referência) com um tempo de geração menor (característica desejável da imagem com maior degradação).

#### 6.4.2 Métrica Proposta x Avaliação Subjetiva

A métrica proposta se mostrou robusta na concretização de seus objetivos, uma vez que estes estão atrelados à obtenção de resultados similares aos obtidos com avaliação subjetiva realizada no capítulo 5. Tal observação pode ser comprovada através da Tabela 6.7, que traz os valores máximos de PA que correspondem a imagens classificadas como adequadas em relação à qualidade apresentada para os quatro volumes de dados.

TABELA 6.7 - PA Limite para imagens classificadas como adequadas em relação à qualidade apresentada.

Volumes	Aval. Subj.		Aval. Objetiva
	Estudantes	Físico	
<b>RXR</b>	2.3	1.8	2.0
<b>MRA</b>	2.0	1.7	1.5
<b>MRA “Aneurisma”</b>	1.6	1.5	1.4
<b>MRA “Oclusão”</b>	1.6	1.5	1.4

Os resultados fornecidos pela métrica proposta, na Tabela 6.7, são considerados similares aos resultados subjetivos em razão de apresentarem uma diferença em torno de 0.2 unidades – com exceção do volume MRA onde a diferença máxima atingiu 0.5 unidades em relação ao PA limite fornecido pela avaliação dos estudantes. Assim, a similaridade entre resultados indica que a separação de frequências, das imagens Sobel, entre baixas e altas, foi realizada de maneira pertinente, ao passo que, ao serem assumidas como características descritoras das imagens, permitiram uma classificação satisfatória entre categorias de qualidade. Tal classificação permitiu, por sua vez, a identificação de um valor PA que indica o valor máximo para a aceitabilidade da imagem em termos de qualidade, de acordo com as características dos volumes de dados.

### 6.4.3 Comentários Finais

Os resultados acima indicam que o estudo da perda de qualidade a partir da análise da energia em diferentes faixas de valores de magnitude de gradiente fornece informações relevantes a respeito do processo de degradação decorrente da variação do PA. Esta informação pode ser utilizada como embasamento para novas gerações de imagens de dados volumétricos, considerando a tarefa que as mesmas virão a suportar. Deve-se ter em mente, durante a geração das imagens e escolha do PA, a relação qualidade x custo computacional. Melhor qualidade está atrelada a um tempo de geração bastante alto, ao passo que, para obtenção de imagens em um tempo menor, parte da qualidade deverá ser abdicada. Os resultados fornecidos no presente estudo estão voltados a tais problemas: fornecer um valor de PA limite para a geração de imagens de qualidade adequada com tempo de geração viável.

Tal aspecto é relevante no contexto do uso de imagens médicas para apoio ao diagnóstico, onde é de extrema importância que tais imagens permitam a extração de informações a respeito dos pacientes de forma segura.



## 7 Conclusões

### 7.1 Visão Geral

O presente trabalho discutiu a questão da qualidade de imagens geradas por Visualização Volumétrica (VV) direta baseada no algoritmo de *ray casting*, no contexto de uma tarefa específica relacionada à área da Medicina. Uma vez que a qualidade visual de imagens médicas constitui um importante aspecto a ser considerado na extração de informações sobre o corpo do paciente, foram investigados critérios e métricas – tanto subjetivas quanto objetivas – voltados à quantificação da qualidade das imagens (ver capítulo 4).

A partir de tal investigação, dois principais critérios – abrangência e definição da imagem –, quatro métricas subjetivas – escalas absoluta e relativa de qualidade, tempo de reconhecimento e detecção – e quatro métricas objetivas – densidade dos dados, média aritmética da diferença, raiz do erro quadrático médio (RMSE) e relação sinal-ruído (SNR) – foram pesquisadas em relação à metodologia de aplicação proposta por vários autores relativa à avaliação de imagens geradas por técnicas de VV. Destes critérios e métricas, o critério abrangência, a métrica subjetiva escala absoluta de qualidade e as métricas objetivas RMSE e SNR foram testadas neste trabalho.

Para tanto, as imagens submetidas à avaliação foram geradas a partir de quatro volumes de dados médicos relativos às estruturas vasculares cerebrais que constituem o “polígono de Willis”, no encéfalo (ver capítulo 5). Um dos volumes foi adquirido por raio-X rotacional (vol-RXR) e os demais por angiografia por ressonância magnética (vol-MRA, vol-MRA “Aneurisma” e vol-MRA “Oclusão”). Foi empregado o algoritmo de *ray casting* (funções do VTK - [SCH 98] [SCH 2000]) na geração das imagens cujo parâmetro passo de amostragem (PA) sofreu variação de valores de modo a gerar imagens com diferentes qualidades visuais.

Tais imagens foram submetidas a um processo de avaliação subjetiva que possibilitou a identificação, pelos participantes dos experimentos, de aspectos que caracterizavam a perda de qualidade das mesmas à medida em que o PA sofria alterações (ver seção 5.6) em relação à identificação de patologias como aneurismas. Os observadores avaliaram as imagens de modo a classificá-las, primeiramente, entre cinco categorias de qualidade – “ótima”, “boa”, “aceitável”, “ruim” e “inaceitável” (ver Tabela 5.3) – que, posteriormente, foram agrupadas em duas categorias principais: imagem de qualidade “adequada” e imagem de qualidade “inadequada”. Foram apontados pelos observadores o surgimento de artefatos como arestas, no interior das estruturas, e de descontinuidades, na estrutura volumétrica representada na imagem, como aspectos causadores da perda de qualidade.

Além de tais aspectos, puderam ser identificados valores máximos de PA capazes de permitir a geração de imagens categorizadas como adequadas. Tal informação é particularmente importante em um ambiente de utilização de imagens como apoio ao diagnóstico, uma vez que o valor máximo de PA indica que a imagem exibe adequadamente seu conteúdo. Além disso, sabe-se que o *ray casting* gera imagens com boa qualidade ao custo de um alto tempo de geração, fato este indesejável em um ambiente interativo. Para a redução do custo computacional do *ray casting*, é necessário que a qualidade da imagem seja abdicada. No entanto, a indicação do valor máximo de PA, fornecida pela métrica proposta, permite a geração de imagens com qualidade adequada e com tempo de geração menor quando comparado ao tempo de geração da imagem de melhor qualidade (neste trabalho, com  $PA = 0.2$ ).

Após a realização da avaliação subjetiva, cujos resultados foram adotados como referência a respeito da qualidade de imagens neste estudo, foi realizada uma nova avaliação das imagens, desta vez com métricas objetivas – RMSE e SNR. Como discutido na seção 4.4, tais métricas se mostraram ineficientes ao avaliar as imagens, não fornecendo índices de qualidade tal como na avaliação subjetiva (ver seções 6.2 e 6.4.1). A principal falha de tais métricas está no fato destas medirem a diferença entre duas imagens a partir da subtração entre pixels, não levando em consideração aspectos ligados à percepção humana.

Com base em tais resultados, foi investigada uma forma de medir objetivamente a qualidade das imagens porém considerando os resultados obtidos no capítulo 5. Diferentemente de grande parte das métricas objetivas existentes (como a RMSE e a SNR) (ver seção 6.2), a métrica proposta foi fundamentada com base nos aspectos de perda de qualidade das imagens apontados pelos observadores nos experimentos subjetivos. O foco foi dado às arestas introduzidas nas imagens de menor qualidade devido à presença de artefatos. Operadores gradiente são bastante utilizados para realçar e medir arestas, extraindo, portanto, informações relevantes das imagens neste contexto.

Neste trabalho, foi empregado o operador gradiente de Sobel que se mostrou eficiente na tarefa de enfatizar os artefatos e fornecer mecanismos para a medição destes, uma vez que atua diretamente sobre a causa da degradação – enfatiza arestas adicionadas. O uso deste operador possibilitou a separação de faixas de valores de gradiente, entre baixas e altas frequências, permitindo a medida qualificada da degradação. Especificamente, permitiu a identificação das informações que foram perdidas em baixas frequências e de arestas adicionadas às imagens, relativas às altas frequências, à medida em que o valor do PA foi alterado.

A partir da separação de duas principais faixas de frequência, o número total de pixels da imagem referência, diferenciado entre baixas e altas, pôde ser empregado como descritor (característica) de tal imagem e analisado em relação às imagens que sofreram degradação. O conceito do reconhecimento de padrões, aplicado através da computação da distância Euclidiana, permitiu, por sua vez, a classificação das imagens em “qualidade adequada” e “qualidade inadequada”.

Com o emprego do classificador de distância Euclidiana sobre os descritores relativos às imagens Sobel foi possível, a exemplo da avaliação subjetiva, a identificação de um valor máximo de PA para a aceitabilidade da imagem em termos de qualidade. Ao comparar os resultados gerados pela métrica proposta com os resultados fornecidos pelas métricas objetivas RMSE e SNR, nota-se que a nova métrica forneceu resultados mais similares aos resultados obtidos com a avaliação subjetiva da qualidade de imagens digitais, em um contexto de aplicação específico (ver Tabela 6.6).

No entanto, métricas objetivas são caracterizadas por produzir um “número” que indica a qualidade da imagem. A métrica proposta neste trabalho, por sua vez, se propõe a fornecer uma classificação binária de uma imagem em termos de qualidade a partir da qual é fornecido um número que indica a classificação da imagem quanto adequada ou inadequada (ver Tabela 6.5).

Assim, nota-se que o estudo da perda de qualidade a partir da métrica proposta forneceu informações relevantes a respeito do processo de degradação através da variação do PA, indicando o valor máximo de PA para a geração de imagens com qualidade adequada. Esta informação pode ser utilizada como embasamento para geração de novas imagens de dados volumétricos, considerando a tarefa que as mesmas virão a suportar. Tal aspecto é relevante ao campo das imagens médicas voltadas ao apoio diagnóstico, onde é de extrema importância que tais imagens permitam a extração

de informações a respeito dos pacientes de forma segura, em especial no estudo anatomia de estruturas vasculares cerebrais.

## 7.2 Trabalhos Futuros

Embora a métrica proposta tenha atendido o objetivo da indicação de um valor de PA que possibilita a geração de imagens com qualidade adequada (como na avaliação subjetiva), existe a necessidade de testá-la para novos volumes de dados que apresentem diferentes patologias e sejam provenientes de diferentes modalidades de aquisição. Assim, os resultados obtidos com a métrica permitiriam a análise de sua adequação e eficiência ao avaliar a degradação de imagens médicas de estruturas vasculares do cérebro de uma forma mais abrangente. Note que as diferenças observadas nos resultados obtidos para os volumes deste estudo indicam que existe dependência em relação à modalidade de aquisição, não apenas em relação ao PA ótimo, mas também quanto à própria configuração do método (separação entre altas e baixas frequências). Portanto, sugere-se que os testes sejam realizados inicialmente de maneira individual para cada protocolo de aquisição antes de buscar maior generalização.

Além de testar a métrica para novos volumes de dados, outra questão a ser abordada está relacionada ao pequeno número de observadores que participaram dos experimentos subjetivos. Como a métrica foi proposta com base nos resultados da avaliação subjetiva, é de extrema importância que tais resultados sejam confiáveis e permitam uma análise estatística robusta em termos do número de amostras. Dessa forma, é necessário que a avaliação subjetiva seja realizada para um número mais significativo de participantes e, então, os resultados obtidos com a métrica sejam novamente comparados aos resultados subjetivos.

Em relação ao algoritmo de *ray casting*, uma idéia interessante está relacionada à geração de diferentes imagens de um mesmo volume de dados a partir da alteração de um parâmetro que não o PA. Por exemplo, parâmetros ligados à iluminação e a funções de transferência seriam pertinentes ao presente estudo uma vez que a métrica proposta poderia ser testada para casos diferentes que os originados pelo PA. Neste sentido, provavelmente os efeitos visuais da degradação da qualidade das imagens deverão ser diferentes, já que a natureza da degradação seria outra.

Um outro ponto importante a ser explorado em trabalhos futuros diz respeito à aplicação da métrica para imagens geradas por diferentes algoritmos de VV direta que não o *ray casting*. Diferentes algoritmos podem gerar imagens com diferente comportamento de degradação, originada pela variação de outros parâmetros particulares cada um, em relação à degradação discutida neste estudo. A partir de então, novos experimentos deveriam ser realizados com a métrica proposta de modo a analisar a adequação dos resultados obtidos com a mesma.

Além dos aspectos expostos, a métrica poderia ser baseada e testada para outros operadores de gradiente além do operador Sobel – Prewitt e Laplaciano, por exemplo. As particularidades de cada operador em relação às imagens resultantes do processo de ênfase de arestas podem fornecer valores diferentes de magnitude de gradiente e, conseqüentemente, os valores correspondentes às baixas e altas frequências sofreriam alteração em relação aos obtidos com Sobel. Tal alteração seria refletida, também, na etapa de reconhecimento de padrões e, assim, na classificação de imagens quanto à qualidade apresentada (adequada e inadequada).

Uma idéia interessante para um futuro estudo está relacionada à relação existente entre os aspectos qualidade de imagens e tempo de geração (ver seção 5.3.4.2). Sabe-se que, para obter uma imagem de melhor qualidade possível com o algoritmo de *ray casting*, um número elevado de amostragens de *voxels* é necessário, ou seja, o valor do parâmetro PA deve ser pequeno. No entanto, um maior número de amostragens implica em um custo computacional maior.

Para determinadas finalidades, é preferível que a imagem apresente a melhor qualidade possível, independente do tempo consumido para esta ser gerada. Já para outras finalidades, é preferível abdicar do aspecto “melhor qualidade possível” em razão da necessidade de um tempo viável de geração da imagem (por exemplo, quando a imagem é utilizada em uma aplicação interativa).

Assim, é interessante investigar uma função que combine as curvas que descrevem o processo de degradação e o custo computacional. A função teria a vantagem de ser genérica, podendo ser calibrada por pesos individuais ligados à qualidade e ao tempo, de acordo com a finalidade das imagens. O valor mínimo da função “combinação” seria candidato a indicador de qualidade. A seguir é apresentado um exemplo de como este assunto poderia ser encaminhado em futuros trabalhos

A Figura 7.1 traz os gráficos resultantes da avaliação subjetiva da qualidade e do tempo de geração do vol-MRA, ajustados em curvas de regressão linear e geométrica, respectivamente.

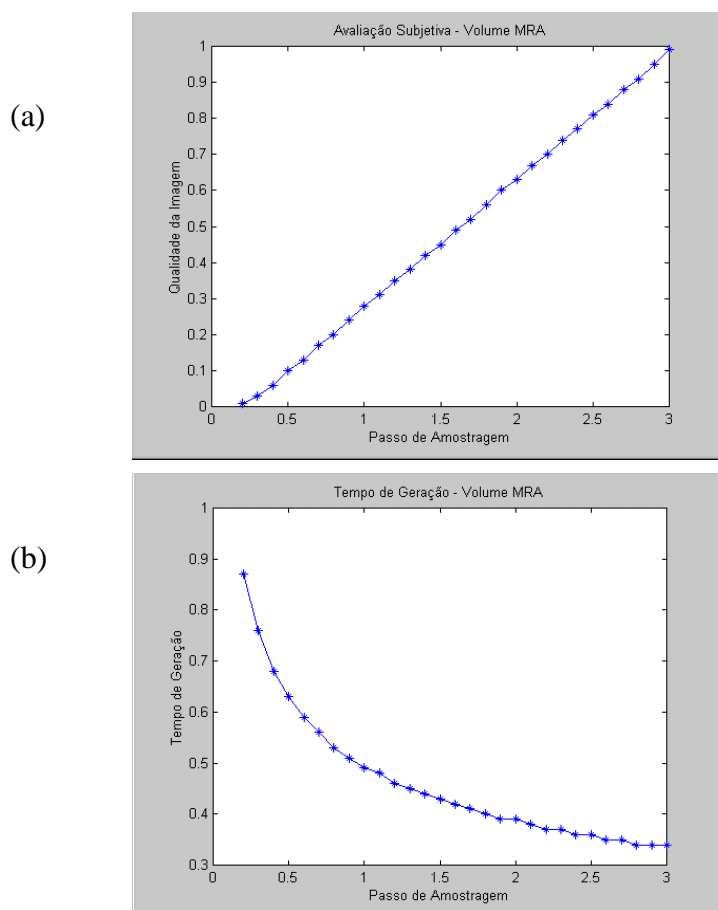


FIGURA 7.1 - Variação do PA para o volume MRA: (a) Gráfico correspondente à função que descreve a perda de qualidade das imagens segundo a avaliação subjetiva (notas de qualidade normalizadas entre [0, 1]); (b) Gráfico relacionado ao tempo de geração das imagens.

A curva apresentada no gráfico (a), da Figura 7.1, corresponde a uma função  $f(x)$  de regressão linear, expressa através da Equação 7.1, onde  $a$  é o intercepto,  $b$  é o coeficiente de regressão e  $X$  a variável independente correspondente à variação do PA.

$$f(x) = a + b * X \quad (7.1)$$

Já a curva relativa ao gráfico (b), da mesma figura, diz respeito a uma função  $g(x)$  relativa a uma regressão geométrica que descreve o tempo de geração das imagens à medida em que o PA varia. A Equação 7.2 corresponde à curva apresentada no gráfico, onde  $\alpha$  é o intercepto,  $\beta$  é o coeficiente de regressão e  $X$  a variável independente.

$$g(x) = \alpha * X^\beta \quad (7.2)$$

Combinando as Equações 7.1 e 7.2, tem-se a Equação 7.3 relativa à função combinação  $c(x)$ , cujo gráfico correspondente pode ser visto na Figura 7.2.

$$c(x) = \alpha * X^\beta + a + b * X \quad (7.3)$$

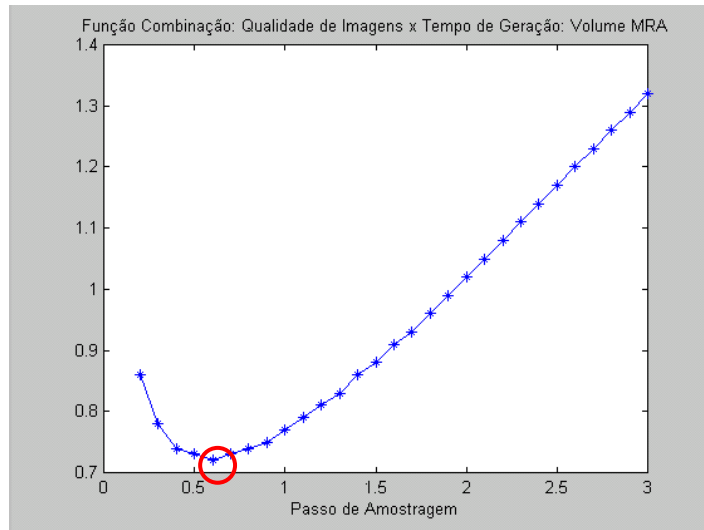


FIGURA 7.2 - Função combinação relativa às curvas de qualidade e tempo de geração das imagens para o volume MRA.

Nota-se, na Figura 7.2, que o valor de PA indicado pelo círculo vermelho é diferente do valor obtido na avaliação subjetiva realizada no capítulo 5 bem como do valor apontado pela métrica proposta – valores máximos de PA para a geração de imagens de qualidade adequada (1.7 e 1.5, respectivamente).

A partir da função combinação das regressões (Equação 7.3), é gerada a função  $f(x)$ , genérica, que permite a definição de “pesos” para os aspectos “qualidade” e “tempo” (Equação 7.4).

$$f(x)_{Combinação} = P_1cc + P_2cq \quad (7.4)$$

onde:

- $cc$  (custo computacional): função regressão geométrica (Equação 7.2-1);
- $cq$  (custo de qualidade): função regressão linear (Equação 7.2-2);
- $P_1$ : “peso” relativo ao custo computacional (tempo de geração) – quanto maior o peso, menor o tempo de geração;
- $P_2$ : “peso” relativo ao custo de qualidade (degradação da imagem) – quanto maior o peso, maior a qualidade da imagem.

Assim, nota-se que a realização de experimentos subjetivos estará destinada a encontrar o peso para calibragem da função apresentada em 7.4. No entanto, para a realização desta abordagem, será necessária uma quantidade maior de amostras em termos do número de volumes, do número de imagens de cada volume e, principalmente, de participantes, para a realização da avaliação subjetiva.

### 7.3 Considerações Finais

A métrica proposta neste trabalho está focada no problema da degradação das imagens em função, especificamente, de alterações do parâmetro passo de amostragem do *ray casting*, enquanto as métricas existentes estão voltadas aos mais variados tipos de degradação da qualidade de imagens. Assim, no contexto de um problema específico, este trabalho se propõe a fornecer uma informação um pouco mais qualificada que métricas existentes.

Por todas estas questões, o presente trabalho deve ser assumido como um passo inicial em relação à investigação de uma métrica objetiva que considere aspectos ligados à percepção humana ao investigar a qualidade de imagens.

## Anexo Avaliação Subjetiva dos Estudantes

A seguir, estão listadas as tabelas referentes às notas atribuídas, tanto pelos estudantes como pelo físico, às imagens dos volumes vol-RXR, vol-MRA, vol-MRA “Aneurisma” e vol-MRA “Oclusão” (capítulo 5). Em tais tabelas, “PA” faz referência ao parâmetro passo de amostragem, “FIS” e “EST” correspondem às notas atribuídas pelo físico e pelos estudantes, respectivamente, “ $\bar{x}$ ” é a média aritmética, “ $\sigma$ ” o desvio padrão referente à média e “Md” a mediana relativos às notas dos estudantes. As categorias de qualidade (ótima = vermelho, boa = ciano, aceitável = verde, ruim = amarelo e inaceitável = lilás) estão diferenciadas nas colunas referentes às notas do físico e nas colunas da média e da mediana (notas dos estudantes).

- **Vol-RXR**

Relação PA x Avaliação Subjetiva da Qualidade (notas entre [0.0, 5.0]).

PA	FIS	EST (1)	EST (2)	EST (3)	EST (4)	EST (5)	EST (6)	EST (7)	$\bar{x}$	$\sigma$	Md
0.2	4.5	4.8	5.0	5.0	4.4	4.8	5.0	3.7	4.7	0.44	4.8
0.3	4.3	4.6	4.1	5.0	4.4	4.5	5.0	3.7	4.5	0.43	4.5
0.4	4.3	4.7	4.1	5.0	4.4	5.0	5.0	4.0	4.6	0.40	4.7
0.5	4.3	4.8	4.0	5.0	4.4	4.0	4.5	4.5	4.6	0.36	4.5
0.6	4.1	4.7	4.2	5.0	4.4	4.5	5.0	4.0	4.5	0.35	4.5
0.7	4.2	4.7	4.0	5.0	4.4	4.0	5.0	4.0	4.4	0.43	4.4
0.8	4.1	4.9	4.0	5.0	4.9	4.5	5.0	3.5	4.5	0.54	4.9
0.9	4.0	4.9	3.9	5.0	4.5	4.0	4.9	4.0	4.6	0.46	4.5
1.0	4.0	4.9	4.5	5.0	4.4	4.0	5.0	3.9	4.5	0.43	4.5
1.1	4.0	4.8	3.8	4.5	4.5	3.5	5.0	4.0	4.3	0.50	4.5
1.2	2.8	4.7	3.8	4.5	4.5	4.8	5.0	3.5	4.4	0.50	4.5
1.3	3.0	4.5	4.0	4.5	4.4	4.5	4.8	4.0	4.4	0.27	4.5
1.4	3.0	4.0	3.5	4.5	4.3	3.5	4.8	3.5	4.0	0.50	4.0
1.5	2.5	4.5	4.2	4.5	4.4	4.0	4.0	3.5	4.2	0.22	4.2
1.6	2.5	4.0	3.9	4.0	4.3	4.5	3.5	3.0	3.9	0.46	4.0
1.7	3.0	4.0	3.5	4.0	4.3	3.5	4.0	3.0	3.8	0.50	4.0
1.8	2.5	3.8	3.9	4.0	4.3	4.0	4.0	3.0	3.9	0.38	4.0
1.9	2.0	2.0	3.0	4.0	4.2	2.5	4.5	3.0	3.3	0.87	3.0
2.0	2.0	2.5	3.0	4.0	3.5	3.5	3.5	2.5	3.2	0.52	3.5
2.1	1.2	2.7	3.5	3.5	3.8	2.5	3.3	2.5	3.1	0.50	3.0
2.2	1.1	1.9	3.0	3.0	4.2	3.0	4.0	2.8	3.0	0.70	2.5
2.3	1.5	2.5	2.9	3.0	4.2	1.0	3.0	2.0	2.5	0.91	2.1
2.4	1.1	1.9	2.5	3.0	4.0	1.5	4.0	2.0	2.0	0.93	2.0
2.5	1.1	1.7	2.0	2.5	2.9	2.5	3.5	2.8	2.0	0.55	1.9
2.6	0.0	2.3	0.9	2.5	3.9	0.0	2.5	0.7	1.8	1.24	2.0
2.7	0.0	1.8	1.0	2.5	2.8	1.5	3.0	0.5	1.9	0.87	1.8
2.8	0.0	1.8	2.0	2.0	3.8	0.5	1.0	0.8	1.7	1.02	1.8
2.9	0.5	1.5	0.0	2.0	3.0	1.0	1.0	0.9	1.3	0.88	1.0
3.0	0.5	1.5	0.0	2.0	2.0	2.0	1.0	0.5	1.3	0.75	1.5

- **Vol-MRA**

Relação PA x Avaliação Subjetiva da Qualidade (notas entre [0,0, 5,0]).

PA	FIS	EST (1)	EST (2)	EST (3)	EST (4)	EST (5)	EST (6)	EST (7)	$\bar{x}$	$\sigma$	Md
0.2	4.1	4.0	4.5	5.0	4.5	4.5	2.0	3.0	3.9	0.98	4.5
0.3	4.5	4.5	4.3	5.0	4.1	4.5	3.0	2.0	3.9	0.97	4.3
0.4	4.5	4.2	4.6	5.0	4.1	4.0	1.7	3.0	3.8	1.03	4.1
0.5	4.2	3.1	3.0	5.0	4.3	4.0	1.7	3.5	3.5	0.98	3.5
0.6	4.2	4.5	3.0	5.0	4.3	4.0	2.5	2.2	3.6	1.00	4.0
0.7	4.5	4.2	4.7	5.0	4.3	4.0	1.8	3.2	3.9	1.00	4.2
0.8	3.8	3.0	3.0	5.0	4.8	4.0	2.2	2.5	3.5	1.03	3.0
0.9	3.3	4.0	2.3	4.5	4.0	3.7	2.6	2.1	3.3	0.89	3.7
1.0	4.0	3.0	2.5	5.0	4.0	4.0	2.5	2.0	3.3	0.99	3.0
1.1	4.0	3.9	3.0	4.5	4.0	3.5	1.8	3.0	3.4	0.82	3.5
1.2	4.0	3.1	2.5	4.0	3.4	3.5	1.5	2.0	2.9	0.83	3.1
1.3	3.5	2.2	3.0	4.0	3.8	3.0	1.1	1.5	2.7	1.02	3.0
1.4	4.0	4.0	3.8	4.0	3.6	2.5	1.5	3.0	3.2	0.86	3.8
1.5	3.0	2.5	2.0	3.8	3.7	3.0	1.7	1.5	2.6	0.86	2.5
1.6	2.3	1.8	1.0	4.0	3.2	3.0	1.6	2.0	2.4	0.98	2.0
1.7	2.1	2.1	1.0	3.5	3.0	3.0	1.4	0.9	2.1	0.98	2.1
1.8	2.0	2.0	2.5	3.5	3.5	3.0	1.4	1.0	2.4	0.92	2.2
1.9	2.0	2.0	0.0	3.0	3.2	3.0	1.5	1.0	2.0	1.11	2.0
2.0	1.9	2.0	1.0	3.0	3.6	2.5	3.0	0.5	2.1	1.05	1.9
2.1	2.0	1.2	2.0	2.5	3.3	2.5	1.2	1.5	2.0	0.73	2.0
2.2	1.8	2.0	0.0	2.5	2.3	2.5	1.2	0.5	1.6	0.94	2.0
2.3	1.2	1.3	0.0	2.0	2.0	2.5	1.0	1.1	1.4	0.77	1.3
2.4	1.2	1.5	0.0	2.0	2.5	2.5	1.0	0.2	1.4	0.95	1.5
2.5	1.0	0.8	1.0	2.0	3.3	2.0	1.0	0.8	1.6	0.86	1.0
2.6	0.0	1.0	0.0	1.8	2.1	2.5	1.0	1.0	1.3	0.78	1.0
2.7	0.0	1.0	0.0	1.8	2.0	2.0	0.6	0.1	1.1	0.80	1.0
2.8	0.0	0.7	0.0	1.5	2.5	2.5	1.0	1.0	1.3	0.86	1.0
2.9	0.0	0.7	0.0	1.3	2.5	2.0	0.6	0.5	1.1	0.83	0.7
3.0	0.0	1.0	1.0	1.3	3.2	0.5	1.2	0.6	1.3	0.84	1.0

- **Vol-MRA “Aneurisma”**

Relação PA x Avaliação Subjetiva da Qualidade (notas entre [0,0,5,0])  
(continua).

PA	FIS	EST (1)	EST (2)	EST (3)	EST (4)	EST (5)	EST (6)	EST (7)	$\bar{x}$	$\sigma$	Md
0.2	2.6	4.1	4.5	3.5	2.7	4.5	4.2	3.0	3.8	0.67	4.1
0.3	2.5	4.1	4.1	3.5	2.4	4.6	4.5	2.0	3.6	0.95	4.1
0.4	2.4	3.5	4.1	3.5	2.7	4.5	4.0	3.0	3.6	0.56	3.5
0.5	2.5	4.1	3.6	3.5	2.4	4.6	3.5	3.5	3.6	0.62	3.5
0.6	2.2	3.0	3.7	3.3	2.3	4.6	3.5	2.2	3.2	0.77	3.3
0.7	2.3	3.1	3.7	3.3	2.3	4.6	3.5	3.2	3.4	0.64	3.3
0.8	2.2	3.0	3.4	3.3	2.3	4.3	3.2	2.5	3.1	0.61	3.2
0.9	2.1	3.0	3.6	3.2	2.4	4.3	3.5	2.1	3.2	0.69	3.2
1.0	2.3	3.0	3.3	3.0	2.2	4.1	3.0	2.0	2.9	0.65	3.0
1.1	2.1	3.0	3.2	3.0	2.0	4.1	2.8	3.0	3.0	0.57	3.0
1.2	2.1	2.0	3.0	2.8	1.5	3.7	3.0	2.0	2.6	0.71	2.8
1.3	2.2	2.1	2.5	2.8	1.5	3.8	2.8	1.5	2.4	0.76	2.5
1.4	2.2	2.0	2.0	2.5	1.4	3.8	2.5	3.0	2.5	0.72	2.5
1.5	2.1	2.0	2.1	2.5	1.2	3.5	2.6	1.5	2.2	0.71	2.1
1.6	2.0	1.0	2.5	2.5	1.0	3.3	2.8	2.0	2.2	0.82	2.5



Relação PA x Avaliação Subjetiva da Qualidade (notas entre [0.0,5.0]) (continuação).

A	FIS	EST (1)	EST (2)	EST (3)	EST (4)	EST (5)	EST (6)	EST (7)	$\bar{x}$	$\sigma$	Md
1.7	1.7	1.0	2.0	2.3	0.9	3.3	2.5	0.9	1.8	0.87	2.0
1.8	1.6	1.0	2.0	2.3	0.9	3.3	2.5	1.0	1.8	0.86	2.0
1.9	1.5	1.0	2.1	2.0	0.7	3.0	2.3	1.0	1.7	0.78	2.0
2.0	1.5	1.0	1.5	1.8	0.7	2.8	2.2	0.5	1.5	0.77	1.5
2.1	1.5	1.0	1.0	1.5	0.5	2.8	2.0	1.5	1.5	0.70	1.5
2.2	1.3	1.0	1.0	1.5	0.5	2.7	2.0	0.5	1.3	0.75	1.0
2.3	1.0	0.8	1.0	1.5	0.6	2.8	2.0	1.1	1.4	0.72	1.1
2.4	0.5	0.5	0.9	1.3	0.5	2.8	2.0	0.2	1.2	0.87	0.9
2.5	0.8	0.4	2.0	1.3	0.7	2.6	1.5	0.8	1.3	0.72	1.5
2.6	1.0	0.0	1.1	1.2	0.9	2.6	1.5	1.0	1.2	0.72	1.1
2.7	0.6	0.0	0.8	1.2	0.7	2.6	1.5	0.1	1.0	0.83	0.8
2.8	0.2	0.0	1.0	1.2	0.7	2.5	1.3	1.0	1.1	0.70	1.0
2.9	0.7	0.0	0.7	1.1	0.6	2.5	1.3	0.5	1.0	0.74	0.7
3.0	0.0	0.0	1.1	1.1	0.3	2.5	1.5	0.6	1.0	0.77	1.1

- Vol-MRA “Oclusão”

Relação PA x Avaliação Subjetiva da Qualidade (notas entre [0.0, 5.0]).

PA	FIS	EST (1)	EST (2)	EST (3)	EST (4)	EST (5)	EST (6)	EST (7)	$\bar{x}$	$\sigma$	Md
0.2	3.1	4.5	3.6	3.5	2.2	3.8	3.2	3.0	3.4	0.67	3.5
0.3	3.2	4.5	3.6	3.5	2.2	4.1	3.5	2.0	3.3	0.86	3.5
0.4	3.0	4.3	3.7	3.5	2.4	4.1	3.5	3.0	3.5	0.60	3.5
0.5	2.5	4.1	3.7	3.5	2.0	3.8	3.5	3.5	3.4	0.62	3.5
0.6	2.2	4.5	3.6	3.3	2.2	4.0	3.5	2.2	3.3	0.80	3.5
0.7	2.1	4.3	3.6	3.3	2.3	4.1	3.5	3.2	3.5	0.80	3.5
0.8	2.3	4.5	3.5	3.3	2.2	3.7	3.2	2.5	3.3	0.71	3.3
0.9	2.1	4.3	3.5	3.3	2.1	4.0	3.3	2.1	3.2	0.79	3.3
1.0	2.5	4.0	3.5	3.0	2.2	4.0	2.8	2.0	3.1	0.75	3.0
1.1	2.2	3.8	3.5	3.0	1.9	3.9	2.8	3.0	3.1	0.64	3.0
1.2	2.1	3.5	3.3	2.8	1.8	4.0	3.0	2.0	2.9	0.73	3.0
1.3	2.2	3.3	3.3	2.8	1.5	3.9	2.5	1.5	2.7	0.85	2.8
1.4	2.1	3.0	3.2	2.6	1.2	3.5	2.5	3.0	2.7	0.69	3.0
1.5	2.1	2.5	3.1	2.5	1.0	3.5	2.5	1.5	2.4	0.80	2.5
1.6	1.9	2.5	2.7	2.5	1.0	3.4	2.4	2.0	2.2	0.68	2.4
1.7	1.5	2.3	2.5	2.3	1.1	3.4	2.4	0.9	2.0	0.80	2.0
1.8	2.0	2.2	2.5	2.3	1.1	3.4	2.0	1.0	2.0	0.77	2.0
1.9	1.5	2.3	2.3	2.1	1.0	3.5	2.0	1.0	2.0	0.80	1.8
2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	1.0	3.3	2.0	0.5	1.8	0.82	2.0
2.1	1.3	2.0	2.1	1.9	0.9	3.2	1.7	1.5	1.9	0.65	1.9
2.2	1.5	1.5	2.0	1.8	0.7	3.3	1.5	0.5	1.9	0.90	1.5
2.3	1.0	1.0	2.0	1.5	0.8	3.2	1.3	1.1	1.6	0.76	1.3
2.4	0.7	1.1	1.1	1.2	0.7	3.0	1.0	0.2	1.2	0.81	1.1
2.5	1.0	1.0	1.1	0.8	0.5	3.0	1.0	0.8	1.2	0.78	1.0
2.6	0.5	0.0	1.3	0.8	0.5	3.0	0.8	1.0	1.1	0.88	1.0
2.7	0.6	0.5	0.7	0.5	0.6	3.2	0.9	0.1	0.9	0.95	0.7
2.8	0.8	0.0	0.8	0.5	0.5	2.8	0.7	1.0	0.9	0.83	0.7
2.9	0.9	0.0	0.8	0.5	0.6	2.8	0.5	0.5	0.8	0.84	0.5
3.0	0.5	0.0	0.5	0.5	0.6	2.8	0.5	0.6	0.8	0.84	0.5

## Referências

- [ABO 92] ABOWD, G.; COUTAZ, J.; NIGAY, L. Structuring the Space of Interactive Systems Properties. In: ENGINEERING OF HUMAN-COMPUTER INTERACTION, EHCI, 1992. **Proceedings...** Amsterdam: North Holland, 1992.
- [ANT 2001] ANTON, H.; RORRES, C. **Álgebra Linear: com aplicações**. 8. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- [BER 2000] BERENSTEIN, A; HARTMAN, J. **Three Dimensional Arteriography. Electromedica: Neuro**, New York, v. 68, p. 27-30, 2000. Disponível em: <[http://www.med.siemens.com/medroot/en/news/electro/issues/issue\\_neuro\\_e.htm](http://www.med.siemens.com/medroot/en/news/electro/issues/issue_neuro_e.htm)>. Acesso em: ago. 2003.
- [BRA 97] BRATH, R. Concept Demonstration: Metrics for Effective Information Visualization. In: IEEE INFORMATION VISUALIZATION SYMPOSIUM, INFOVIS, 1997, Phoenix, AZ. **Proceedings...** Los Alamitos: IEEE Computer Society, 1997.
- [BRO 2001] BRODLIE, K.; WOOD, J. Recent Advances in Volume Visualization. **Computer Graphics Forum**, Amsterdam, v. 20, n. 2, p. 125-148, June 2001.
- [BUR 92] BURBECK, S. **Applications Programming in Smalltalk-80™: how to use Model-View-Controller (MVC)**. 1992. Disponível em: <<http://st-www.cs.uiuc.edu/users/smarch/st-docs/mvc.html>>. Acesso em: jun. 2002.
- [CAR 2000] CARNEIRO, M. **Um Estudo de Algoritmos para Visualização Simultânea de Dados Volumétricos e Superfícies Poligonais**. 2000. Monografia (Curso de Ciência da Computação) - Departamento de Informática, PUCRJ, Rio de Janeiro.
- [COS 94] COSMAN, P.; GRAY, R.; OLSHEN, R. Evaluating Quality of Compressed Medical Images: SNR, subjective rating, and diagnostic accuracy. **Proceedings of the IEEE**, Los Alamitos, v. 82, n. 6, p. 919-932, June 1994.
- [ELV 91] ELVINS, T. A Survey of Algorithms for Volume Visualization. **ACM Computer Graphics**, Chicago, Illinois, v. 26, n. 3, p. 194-201, 1992.
- [ERN 2000] ERNEMANN, U.; SKALEJ, M.; GUERVIT, O.; SIEKMANN, K.; VOIGT, K. **3D-Angiography in Planning the Treatment of Cerebral Aneurysms. Electromedica: Neuro**, New York, v. 68, p. 31-36, 2000. Disponível em: <[http://www.med.siemens.com/medroot/en/news/electro/issues/issue\\_neuro\\_e.htm](http://www.med.siemens.com/medroot/en/news/electro/issues/issue_neuro_e.htm)>. Acesso em: ago. 2003.
- [FER 88] FERWERDA, J.; GREENBERG, D. A Psychophysical Approach to Assessing the Quality of Antialiased Images. **IEEE Computer Graphics & Applications**, [S.l.], Sept. 1988.
- [FIS 91] FISHMAN, E. et al. Three-Dimensional Imaging. **Radiology**, [S.l.], v. 181, p. 321-337, 1991.
- [FOL 90] FOLEY, J. et al. **Computer Graphics: principles and practice**. New York: Addison-Wesley, 1990.

- [FRE 2000] FREITAS, C.; NEDEL, L. **VPAT - Visualização e Interação com Pacientes Virtuais**. Disponível em: <<http://www.inf.ufrgs.br/cg/vpat>>. Acesso em: ago. 2003.
- [GAD 97] GADDIPATTI, A.; MACHIRAJU, R.; YAGEL, R. Steering Image Generation with Wavelet Based Perceptual Metric. **Computer Graphics Forum**, Amsterdam, v. 16, n. 3, p. 241-251, 1997.
- [GON 92] GONZALEZ, R.; WOODS, R. **Digital Image Processing**. [S.l.]: Addison-Wesley, 1992.
- [GRA 95] GRAY, R. et al. Evaluating Quality and Utility in Digital Mammography. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING, 1995. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 1995. v. 2, p. 5-8.
- [INF 2002] INFORMÁTICA Aplicada à Radiologia. **Jornal da Radiologia**, [S.l.], v.1, p. 4-6, 2002.
- [KAU 91] KAUFMAN, A. **Volume Visualization**. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1991.
- [KIM 2001] KIM, K.; WITTENBRINK, C.; PANG, A. Extended Specifications and Test Data Sets for Data Level Comparisons of Direct Volume Rendering Algorithms. **IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics**, [S.l.], v. 7, n. 4, October-December 2001.
- [KUN 93] KUNDEL, H. Perception and Representation of Medical Images. **SPIE: Image Processing**, [S.l.], v. 1898, p. 16-19, 1993.
- [LAC 95] LACROUTE, P.; LEVOY, M. **Fast Volume Rendering Using a Shear-Warp Factorization of the Viewing Transformation**. [S.l.]: Center for Integrated Systems, Stanford University, 1995.
- [LEV 88] LEVOY, M. **Display of Surfaces from Volume Data**. **IEEE Computer Graphics and Applications**, [S.l.], v. 8, n. 3, p. 29-37, May 1988.
- [LEV 90] LEVOY, M. Efficient Ray Tracing of Volume Data. **ACM Transactions on Graphics**, New York, v. 9, n. 3, 1990.
- [LIC 98] LICHTENBELT, B.; CRANE, R.; NAQVI, S. **Introduction to Volume Rendering**. [S.l.]: Prentice Hall PTR, 1998.
- [LOR 87] LORENSEN, Q.; CLINE, H. Marching Cubes: a high resolution 3D surface construction algorithm. **Computer Graphics**, [S.l.], v. 21, n. 4, p. 163-169, 1987.
- [LUZ 2003] LUZZARDI, P. **Avaliação de Técnicas de Visualização de Informações**. 2003. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) – Instituto de Informática, UFRGS, Porto Alegre.
- [MAH 96] MAHONEY, D. The art and science of medical visualization. **Computer Graphics World**, [S.l.], v. 19, n. 7, 1996.
- [MAN 2000] MANSSOUR, I.; FURUIE, S.; NEDEL, L.; FREITAS, C. A Framework to Visualize and Interact with Multimodal Medical Images. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER GRAPHICS AND IMAGING, CGIM, 2000. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2000.
- [MAN 2002] MANSSOUR, I. **Visualização de Estruturas Internas em Volumes de Dados Multimodais**. 2002. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) – Instituto de Informática, UFRGS, Porto Alegre.

- [MAZ 2000] MAZZIOTTA, J. Imaging: Window on the Brain. **Arch Neurol**, [S.l.], v. 57, p. 1413-1421, October 2000.
- [MCC 87] McCORMICK, B; DEFANTI, T., BROWN, M. Visualization in Scientific Computing. **IEEE Computer Graphics & Applications**, Los Alamitos, v. 21, p. 61-70, July 1987.
- [MCN 2001] McNAMARA, A. Visual Perception in Realistic Image Synthesis. **Computer Graphics Forum**, [S.l.], v. 20, n. 4. p. 211-224, 2001.
- [MEI 2000] MEIBNER, M. et al. A Practical Evaluation of Four Popular Volume Rendering Algorithms. In: ACM SYMPOSIUM ON VOLUME VISUALIZATION, 2000, Salt Lake City, Utah. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2000.
- [MER 2001] MERTELMEIER, T.; SCHARL, P. Acceptance Testing for Soft Copy Display. In: SPIE VISUALIZATION, DISPLAY, AND IMAGE-GUIDED PROCEDURES, 2001. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2001. p. 525-535.
- [MIC 2002] MICHAELIS, *Moderno Dicionário da Língua Portuguesa*. São Paulo: Melhoramentos, 2002.
- [NIE 93] NIELSEN, J. **Usability Engineering**. Boston, MA: Academic Press, 1993.
- [PLU 97] PLUNKETT, M. Spiral CT Imaging. **The Medical Journal of Allina**, [S.l.], v. 6, n. 2, 1997.
- [RIT 93] RITMAN, E. Rationale for, and Recent Progress in, 3D Reconstruction of the Heart and Lungs. **Computing Medical Imaging Graphic**, [S.l.], v. 17, p. 263-271, 1993.
- [SAN 96] SANTOS, B.; NUNES, J.; GIL, R.; MEALHA, O. On Assessing the Error Introduced in Volume Data Visualization by Direct Volume Rendering Methods. In: ANNUAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, 18., 1996. **Visualization and Image-Guided Surgery: proceedings**. [S.l.: s.n.], 1996.
- [SCH 98] SCHROEDER, W.; MARTIN, K.; LORENSEN, B. **The Visualization Toolkit**. [S.l.]: Prentice Hall, 1998.
- [SCH 2000] SCHROEDER, W; LAW, C.; MARTIN, K.; AVILA, L. **The VTK User's Guide**. [S.l.]: Kitware, Inc., 2000.
- [SIL 2000] SILVA, M. **Alternativas de Visualização de Volumes Baseadas em Ray Casting**. 2000. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Instituto de Informática, UFRGS, Porto Alegre.
- [SOC 87] SOCHUREK, H. Medical Images. **National Geographic**, Kansas City, Kansas, 1987.
- [STE 94] STEVENS, J.; MILLS, L.; TROGADIS, J. **Three-Dimensional Confocal Microscopy: volume investigation of biological specimens**. San Diego, CA: Academic Press, 1994.
- [STI 93] STILLER, M.J. et al. Three-Dimensional Imaging for Diagnostic Ultrasound in Dermatology. **J. Am. Acad. Dermatol.**, [S.l.], v. 29, p. 171-175, 1993.

- [SUN 96] SUNDSTED, T. Observer and Observable. **JavaWorld**, 1996. Disponível em: <<http://www.javaworld.com/javaworld/jw-10-1996/jw-10-howto.html>>. Acesso em: ago. 2003.
- [TEO 94] TEO, P.; HEEGER, D. Perceptual Image Distortion. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING, 1994, Austin, TX. **Proceedings...** Austin: [s.n.], 1994. p. 982-986.
- [THU 98] THURNER, S. et al. Receiver-Operating-Characteristic Analysis Reveals Superiority of Scale-Dependent Wavelet and Spectral Measures for Assessing Cardiac Dysfunction. **Physical Review Letters**, [S.l.], v. 81, n. 25, p. 5688-5691, 1998.
- [UDU 2000] UDUPA, J.; HERMAN, G. **3D Imaging in Medicine**. 2<sup>th</sup> ed. Danvers, MA: CRC Press LLC, 2000.
- [VAN 94] VAN LEEUWEN, M. et al. Computed Tomographic Angiography. In: LANZER, P. & RÖSCH, J. (Ed.). **Vascular Diagnostics**. Berlin: Springer-Verlag, 1994. p. 443-462.
- [VEN 2001] VENEMA, H.; HULSMANS, F.; HEETEN, G. CT Angiography of the Circle of Willis and Intracranial Internal Carotid Arteries: maximum intensity projection with matched mask bone elimination – feasibility study. **Radiology**, [S.l.], v. 218, n. 3, 2001.
- [WAT 2000] WATSON, B; FRIEDMAN, A.; MCGAFFEY, A. Using Naming Time to Evaluate Quality Predictors for Model Simplification. In: CONFERENCE ON HUMAN FACTORS IN COMPUTING SYSTEMS, CHI, 2000, New York, USA. **Proceedings...** New York: ACM Press, 2000. p. 113-120
- [WEL 96] WELLS, W. et al. Multi-Modal Volume Registration by Maximization of Mutual Information. **Medical Image Analysis**, [S.l.], v. 1, n. 1, p. 35-51, 1996.
- [WES 90] WESTOVER, L. Footprint Evaluation for Volume Rendering. **Computer Graphics**, [S.l.], v. 24, n. 4, p. 144-153, Aug. 1990.
- [WIL 98] WILLIAMS, P.; USELTON, S. **Foundations for Measuring Volume Rendering Quality**. Moffett Field, CA: NASA Ames Research Center, 1998.
- [WOO 99] WOOD, M. et al. **OpenGL Programming Guide: the official guide to learning OpenGL**. [S.l.]: Addison-Wesley, 1999.
- [YOS 95] YOSHIHARA, T.; MORITA, M.; ISHII, T. **Ultrastructure and Three-Dimensional Imaging of Epimyoeptithelial Islands in Benign Lymphoepithelial Lesions**. **Eur. Arch. Oto-Rhino-Larynchol**, [S.l.], v. 252, p. 106-111, 1995.
- [ZUI 95] ZUIDERVELD, K. **Visualization of Multimodality Medical Volume Data using Object-Oriented Methods**. 1995. Thesis. University of Utrecht.