Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação
Departamento de Engenharia Biomédica

AVALIAÇÃO DA COMPRESSÃO COM PERDAS EM IMAGENS CARDÍACAS DE MEDICINA NUCLEAR

Hamilton Monteiro

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da UNICAMP, para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Este exemplar corresponde à redação final da tese defendida por HAMILTON MONTEIRO e aprovada pela Comissão Julgadora em 03 / 09 / 96.

Orientador: Prof. Dr. Lincoln Assis Moura Jr.

Campinas, Setembro de 1996

UNICAMP

UNIDADE BC
N.º CHAMADA:
T/UNICAMP
M764a
V. Ex.
TOMBO BC/ 29126
PROC. 667/96
C D
PREÇO R$ 11,00
DATA 26/11/96
N.º CPD
CM00095490-8

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

M764a

Monteiro, Hamilton
Avaliação da compressão com perdas em imagens cardíacas de medicina nuclear / Hamilton Monteiro.-- Campinas, SP: [s.n.], 1996.

Orientador: Lincoln Assis Moura Jr..
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Processamento de imagens. 2. Diagnóstico por imagem. 3. Medicina nuclear. 4. Tecnologia médica. I. Moura Jr., Lincoln Assis. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.

Dedicatória

À minha esposa Ana Victória, com todo o meu carinho, por acreditar e incentivar-me a cada dia.

Um grande beijo

Agradecimentos

Ao meu orientador Dr. Lincoln Moura por acreditar em meu potencial e no término deste trabalho.

Ao Dr. José Cláudio Meneghetti por permitir a minha ausência do Serviço de Radioisótopos no período letivo.

A todos os meus colegas do Serviço de Radioisótopos do InCor, Adicléia; Agda; Edemar; Eliana; Ernane; Gerson; Iris, Ivone; Marco; Rubens e Silvana, que possibilitaram o meu deslocamento para a UNICAMP.

Ao Rubens Abe pelas discussões e sugestões sobre este trabalho.

A Marina Rebelo pelo grande auxílio na utilização do algoritimo compressor.

Ao Luís Cláudio Parzianello pelas férteis discussões e sugestões que foram implementadas.

Ao Nivaldo Bertozzo, um grande abraço.

A Dália Ballas pelo auxílio na interpretação dos dados e modelos estatísticos empregados neste trabalho.

Ao Paulo Alcocer pelo auxílio na utilização dos *softwares* de compressão de imagens dinâmicas.

A Dra. Carla Regina Falino e ao Dr. Marcelo Tatit pela análise das imagens e preenchimento dos questionários.

A minha família por sempre propiciar o meu prosseguimento na vida acadêmica.

A todos aqueles que, de alguma maneira, contribuíram para a conclusão deste trabalho.

RESUMO

As técnicas de compressão de imagens tem como objetivo reduzir o volume de dados a serem armazenados ou transmitidos em sistemas digitais. A utilização de técnicas de compressão com perdas merece ser investigada, uma vez que as mesmas apresentam altas taxas de compressão, ainda que alterando o conteúdo de informação das imagens.

Este trabalho estuda o efeito de aplicação da compressão com perdas em imagens cardíacas de medicina nuclear e a avalia a possibilidade de utilização dessas imagens no diagnóstico clínico. Foram estudadas 120 imagens, de pacientes normais e portadores de patologias cardíacas, que foram comprimidas/descomprimidas pela técnica da transformada discreta do cosseno (DCT). A taxa de compressão média foi da ordem de 11:1. Os efeitos da técnica de compressão no cômputo de parâmetros qualitativos e quantitativos dessa modalidade diagnóstica foram submetidos a análise estatística. Adicionalmente, os parâmetros qualitativos de interesse clínico foram analisados por dois especialistas médicos com experiência na observação desse tipo de estudo. Os resultados mostram que a compressão utilizada é adequada para análise visual e para a extração de parâmetros que não requeiram grande suavidade temporal. Entretanto, para o cômputo das imagens funcionais de amplitude e fase, a técnica utilizada mostrou-se inadequada, recomendando-se, então, a utilização de tolerâncias menores, e portanto, menores taxas de compressão.

ABSTRACT

Image compression techniques have been used as a mean to reducing the amount of data to be stored or transmitted in digital systems. The use of lossy image compression techniques is worth investigation, since those techniques lead to high compression rates, though they modify the information content of original images.

In this work, we assess the effect of applying a lossy image compression technique to nuclear medicine images of the heart and evaluate the suitability of using compressed images for diagnosis.

A set of 120 blood pool images from normal and abnormal patients was submitted to compression and decompression using the Discrete Cosine Transform (DCT). The average compression rate was 11:1. The effects of DCT compression on the estimation of qualitative and quantitative clinical parameters was submitted to statistical analysis. Additionally, clinical parameters of subjective analysis were assessed by two skilled clinicians. Results show that DCT compression is suitable for visual analysis and for extracting parameters which do not require great accuracy as far as the time axis is concerned. For computing functional images (amplitude and phase) DCT seems to be unsuitable, at least for the thresholds used in this work. Therefore, it is recommended that lower thresholds (and thus lower compression rates) be used if functional images are to be computed.

Índice

Capítulo 1 - Introdução

Conceitos Gerais de Compressão 1
Imagens de Medicina Nuclear 3
Objetivo e Conteúdo do Trabalho 4

Capítulo 2 - O Coração

Fisiologia e Circulação 7
Ciclo Cardíaco 8
Atividade Elétrica 9
Função Ventricular 10

Capítulo 3 - Formação de Imagens em Medicina Nuclear

Breve Histórico 12
Aquisição de Imagens 14
Caracterização das Imagens de Medicina Nuclear 17

Capítulo 4 - Compressão de Imagens

PACS 20
Compressão 21
Conceitos de Redundância 22
Descrição Sumária de Alguns Métodos de Compressão
Sem Perdas 28
Com Perdas 33

Capítulo 5 - Materiais e Métodos

O Exame da Ventriculografia Radionuclídica 42
O Algoritmo Compressor 50
Grupo de Estudo 54
Análise das Imagens 55
Análise dos Parâmetros Quantitativos 55
Análise dos Parâmetros Qualitativos 56

Capítulo 6 - Resultados e Discussões

Análise Qualitativa Visual 57
Resultados da DCT 59
Entropia 60
Parâmetros Quantitativos 61
Fração de Ejeção 61
Taxa de Enchimento 63

Taxa de Esvaziamento 66
Diferença Inter-Operadores 68
Análise Estatística com os Especialistas Médicos 70
Problemas Encontrados 72
Perspectivas Futuras 75

Capítulo 7 - Conclusões 78

Apêndice A

Exemplos de Alguns Métodos de Compressão Sem Perdas 83

Apêndice B

Tabela com os valores dos parâmetros calculados nos dois tipos de imagens 94

Apêndice C

Questionário Utilizado na Interpretação dos Especialistas Médicos 102

Bibliografia 103

CAPÍTULO 1

O emprego de imagens como recurso para auxílio diagnóstico de patologias e anormalidades em orgãos ou estruturas nas mais diversas especialidades médicas resulta da necessidade que se têm de observar e analisar a complexidade do corpo humano.

Entre as técnicas mais empregadas para a obtenção dessas imagens estão a radiológica, a ressonância magnética, a radioisotópica, a ultrassonográfica e a termográfica.

Historicamente, os primeiros estudos que utilizaram imagens datam do final do século XIX com a descoberta do raio X por Roentgen [1], que obteve as primeiras radiografias. Já no século XX, na década de 70, a utilização do raio X sofreu um grande avanço com o advento da tomografia computadorizada, que é hoje largamente empregada.

No iníco da década de 50 iniciou-se a produção de elementos radioativos em aceleradores (isótopos), que podiam ser utilizados em seres vivo, sendo realizados os primeiros estudos funcionais, que são a base da medicina nuclear.

Sistemas que utilizam ondas mecânicas (ultra-som) e campos magnéticos (MRI, *magnetic resonance imaging*, do original em inglês), tiveram seu emprego mais difundido na década de 80, sendo que as imagens de MRI só puderam ser utilizadas nos EUA após a aprovação do FDA[1] em 1982 [2].

Para a formação de imagens através das modalidades acima descritas, necessita-se a utilização de um sistema computacional acoplado aos equipamentos responsáveis pela formação das imagens. Esse sistema computacional promove a geração das imagens na forma digital e estas serão objeto de estudo deste trabalho.

Nas últimas duas décadas, a utilização de imagens na medicina teve uma grande expansão, podendo isto ser creditado à qualidade das imagens, ao número de informações obtidas e ao fato deste recurso requerer poucos procedimentos intervencionistas.

Com o emprego cada vez maior dos sistemas computacionais nos equipamentos eletromédicos, a aquisição e o processamento digital de imagens

---

[1] FDA: *Foods and Drugs Administration.*

tornaram-se de grande utilidade em medicina, por resultar em diagnóstico mais preciso, o que possibilita avaliar a extensão das patologias, bem como a eficácia das condutas terapêuticas adotadas.

1.1) Compressão de Imagens Digitais

O emprego crescente das imagens como metodologia diagnóstica acarreta em grande volume de informação, exigindo que os sistemas computacionais possuam grande capacidade de armazenamento e grande velocidade de transmissão de dados. Um recurso utilizado para facilitar o processamento e a transmissão desses dados, diminuindo o tamanho dos arquivos e aumentando a velocidade de transmissão, são as chamada técnicas de compressão de dados.

A compressão diminui os custos de armazenamento e comunicação. Caso um arquivo de dados seja comprimido em 50% do seu tamanho original, dobra-se a capacidade de armazenamento ou duplica-se a velocidade de transmissão [3].

Um parâmetro importante para se avaliar o desempenho dos métodos de compressão é a taxa de compressão, que pode ser dada pela seguinte relação: $T = A_C / Ao$, onde T é a taxa de compressão, A_C é o número de *bits* necessários para representar o arquivo comprimido e Ao é o número de *bits* necessários para representar o arquivo original.

As técnicas de compressão estão divididas em dois grupos: compressão sem perdas e com perdas, sendo que para ambos os grupos deve ser realizada uma descompressão para a recuperação da informação inicial.

No caso de compressão sem perdas (*lossless*), a informação contida no objeto de estudo é recuperada integralmente após a descompressão. No segundo caso, de compressão com perdas, ou irreversível (*lossy*), há perda de informação original durante o processo, ou seja, há uma alteração da informação inicial, sendo este recuperado de forma aproximada.

O processo de compressão pode ser representado esquematicamente como mostra a figura 1.1.

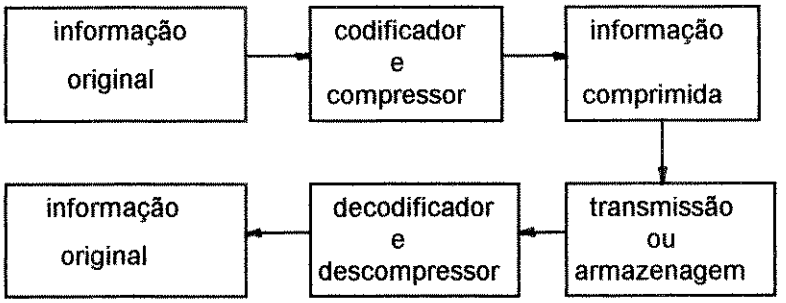


Figura 1.1: Diagrama em blocos representando a compressão e posterior descompressão de informações para transmissão ou armazenagem.

Os métodos de compressão teoricamente se baseiam no conceito de redundância, ou seja, o objeto de estudo apresenta características que se repetem ao longo de sua extensão. Assim, os métodos de compressão identificam essas redundâncias, eliminado-as ou reduzindo-as, realizando então, a compressão.

1.2) Imagens de Medicina Nuclear

Os exames de medicina nuclear por emissão de fótons são realizados com o objetivo de avaliar a função de orgãos ou estruturas. Isso é feito através da administração de material radioativo, que é previamente associado a um fármaco, tornando-se um radiofármaco. Os radiofármacos são escolhidos por sua propriedade de se fixarem ou serem absorvidos preferencialmente pelo órgão ou estrutura de interesse. Para cada tipo de exame a ser realizado existe um radiofármaco específico e a administração ao paciente é feita por via endovenosa (e.v.) (mais comum), oral ou respiratória [4].

Como há uma maciça captação do material administrado pelo órgão de interesse, tem-se a condição de se obter uma imagem através da detecção e do mapeamento da radiação emitida por ele, o que é feito pela câmara de cintilação [5].

O material radioativo deve ser administrado em quantidade suficiente para que se possa detectar um número de fótons necessário para a formação da imagem, garantindo uma mínima densidade de informação[2]. Este é um fator que

[2] Será entendido aqui por densidade de informação o número de fótons/pixel.

influencia a relação sinal-ruído, que tende a ser baixa nas imagens de medicina nuclear [5].

Devido a essa condição e somando-se o processo de decaimento dos isótopos utilizados, há um erro introduzido no valor dos *pixels* da imagem que segue a estatística de Poisson [6].

Deve ser observada ainda a dose de radiação absorvida pelo paciente, fazendo com que a atividade ministrada seja a menor possível. Para garantir esta condição, utilizam-se nuclídeos emissores de radiação gama que possuam curta meia-vida física e biológica [7].

1.3) Objetivo e Conteúdo do Trabalho

Este trabalho utiliza um método de compressão com perdas em imagens digitais cardíacas de medicina nuclear, visto que se trata de uma classe de imagens que apresenta muita redundância e baixa relação sinal/ruído, além de ser um método capaz de aliar altas taxas de compressão à fidelidade, de forma que as imagens ao passarem pelo processo de compressão/descompressão mantenham qualidade e possam ser utilizadas em diagnóstico [8].

A qualidade das imagens descomprimidas é avaliada de forma qualitativa (análise visual) e quantitativa (parâmetros funcionais extraídos das imagens).

No capítulo 2 é feita uma breve descrição da fisiologia do coração, abordando aspectos da sua função como bomba e da relação entre as atividades elétrica e mecânica. O capítulo 3 aborda a formação de imagens de Medicina Nuclear, havendo um detalhamento para a ventriculografia radionuclídica.

O capítulo 4 trata das técnicas e conceitos que estão envolvidos em vários algoritmos de compressão, bem como os conceitos teóricos de redundância, explicando porque se pode reduzir o tamanho do arquivo das imagens. São ainda apresentadas as idéias que norteiam os sistemas de arquivamento e comunicação digital de imagens.

A metodologia empregada neste trabalho, desde a aquisição das imagens, o seu processamento e a compressão/descompressão é apresentada no capítulo 5. Os resultados obtidos para as imagens originais e descomprimidas, nos seus parâmetros qualitativos e quantitavos e a discussão sobre eles, serão apresentados no capítulo 6.

No capítulo 7 é feita a avaliação e discussão dos resultados obtidos, juntamente com as conclusões e considerações finais. No final do trabalho, encontram-se as referências bibliográficas.

Todos os experimentos realizados neste trabalho foram desenvolvidos no do Serviço de Radioisótopos - Instituto do Coração - Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo.

Capítulo 2

O CORAÇÃO

O coração é o principal orgão do sistema circulatório e tem como função bombear o sangue através de uma rede de vasos que percorre todo o corpo até os diversos orgãos e tecidos. Ele é constituído, principalmente, por tecido muscular e se localiza na cavidade toráxica em uma região denominada mediastino, posicionando-se imediatamente acima do diafragma e ao fim do esterno.

O tecido muscular do coração é composto por três camadas distintas. A mais importante é a camada interna constituída por tecido muscular chamado de miocárdio e é responsável pela função de contratilidade do coração. Revestindo o miocárdio existem duas camadas membranosas, uma recobrindo a cavidade interna denominada de endocárdio e outra externa chamada de epicárdio. Há o revestimento externo do coração por uma outra camada membranosa chamada de pericárdio. A nutrição destes tecidos cardíacos é feita pelas artérias coronárias (esquerda e direita) que são vasos provenientes da aorta.

Este conjunto de tecidos forma as quatro cavidades cardíacas, sendo que a espessura da parede que constitui essas cavidades é diferente em cada uma delas. Para fins didáticos, o coração pode ser dividido em duas partes: direita e esquerda. Nas duas partes encontram-se duas cavidades superiores, os átrios e duas inferiores, os ventrículos [9].

A única comunicação existente é entre os átrios e os ventrículos, sendo que o fluxo sanguíneo que percorre essas câmaras é regulado pelas válvulas que se encontram entre elas.

Para uma visualização da morfolgia das cavidades cardíacas, pode ser realizado um corte transversal no coração, o que está representado na figura 2.1 (a).

Neste trabalho, o objeto de estudo são as imagens provenientes da ventriculografia radionuclídica, que é um exame que se destina a avaliar a função ventricular do coração através da verificação volumétrica das cavidades cardíacas. A figura 2.1 (b) mostra essas cavidades e a correspondência delas com a morfologia apresentada na figura anterior. Deve-se ressaltar aqui, que a

imagem cintilográfica mostrada é feita em um plano e, portanto, não há a aplicação do corte transversal.

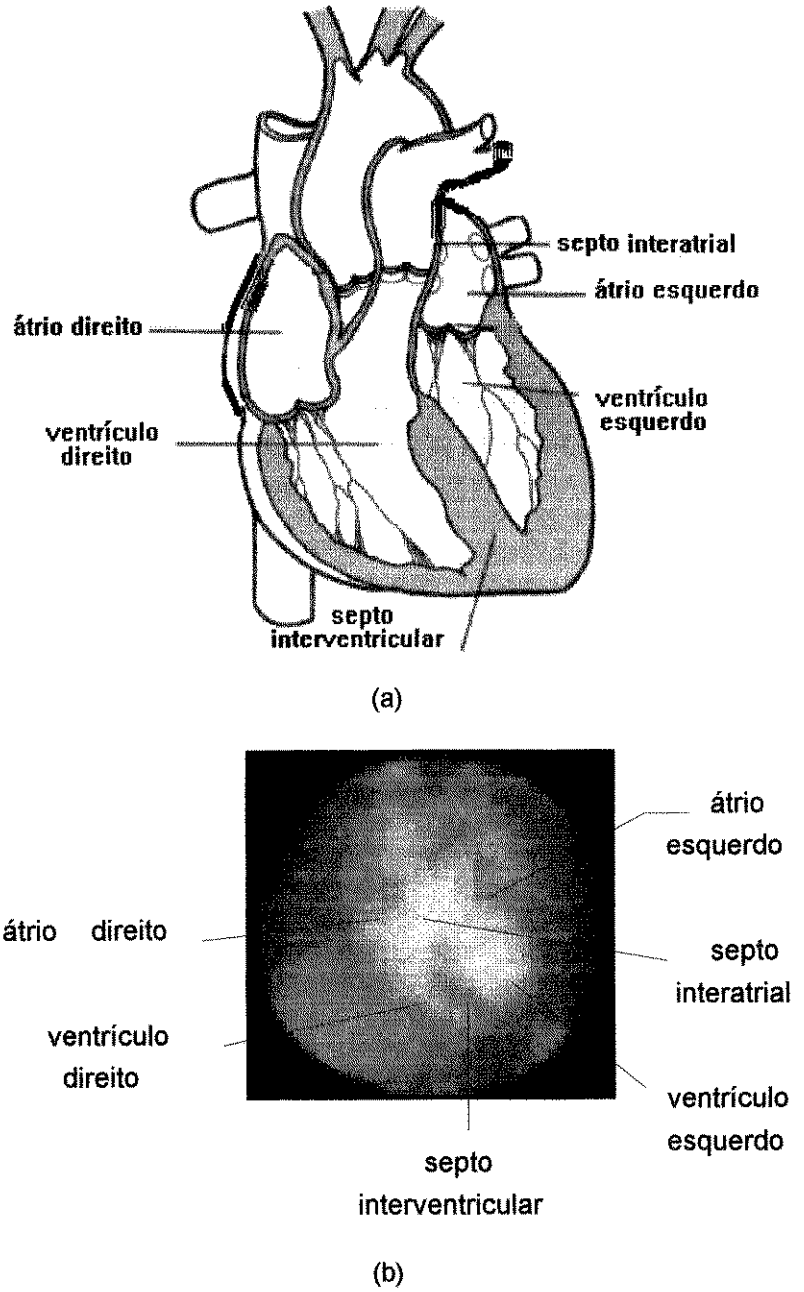


Figura 2.1: Representação da morfologia das câmaras cardíacas através de um corte transversal (a) e na imagem cintilográfica (b). Extraído de [12].

2.1) Fisiologia e Circulação

Na comunicação átrio-ventricular da metade direita do coração está a válvula tricúspide e na metade esquerda tem-se a válvula mitral. Essas válvulas

abrem-se em direção aos ventrículos durante a contração atrial, fechando-se em seguida impedindo o refluxo do sangue. No átrio direito chegam as veias cavas, superior e inferior, e no átrio esquerdo quatro veias pulmonares. Do ventrículo direito sai a artéria pulmonar e do ventrículo esquerdo a artéria aorta.

Quando o coração realiza uma contração, o sangue é ejetado com pressão para o interior dos vasos do sistema circulatório, realizando com isso a entrega de nutrientes e oxigênio (O_2) e retirando resíduos e excreções celulares, como o gás carbônico (CO_2) e uréia [10].

O sangue proveniente de todo corpo contendo os metabólitos provenientes da atividade celular de todo o corpo e pobre em oxigênio (venoso), chega ao átrio direito através das veias cavas. A partir daí, ele passa para a cavidade ventricular direita, de onde é bombeado para as artérias pulmonares em direção aos pulmões. Após a oxigenação nos pulmões o sangue (arterial) retorna ao coração pelas veias pulmonares atingindo o átrio esquerdo. Esta parte da circulação é conhecida como circulação pulmonar ou pequena circulação.

Estando o átrio esquerdo preenchido, ele se contrai ejetando o sangue através da válvula mitral para o ventrículo esquerdo. Este, por sua vez, bombeia o sangue pela válvula aórtica para a artéria aorta, que por meio de suas ramificações atinge todo o corpo. A esta circulação dá-se o nome de circulação sistêmica ou grande circulação. A partir daí, o sangue retorna venoso ao coração pelas redes sistêmicas atingindo as veias cavas e repetindo-se novamente o ciclo.

2.2) Ciclo Cardíaco

O ciclo cardíaco é a ocorrência de várias fases, sendo composto pela atividade mecânica de fenômenos sucessivos, fazendo com que se repitam até a fase inicial. As fases mais importantes são a sístole (contração) e a diástole (relaxamento ou distensão), tanto ventriculares como atriais.

Cada ciclo ocorre a partir da sístole atrial, quando o sangue é ejetado dos átrios para os ventrículos que se encontram em diástole. Isso ocorre para que não haja um aumento de pressão dentro das cavidades e o sangue possa preenchê-las sem dificuldades.

2.3) Atividade Elétrica

Para que ocorra todo o processo acima descrito é necessário que as cavidades cardíacas se movimentem de maneira seqüencial e ordenada. Para que isto ocorra, é necessária a presença de cargas elétricas que estimulem as fibras musculares, fazendo com que elas se excitem e se movimentem e o coração tenha o seu funcionamento plenamente satisfatório [11].

O coração possui o nodo sino-atrial, o nodo átrio-ventricular, o feixe de His, com seus ramos direito e esquerdo, e as fibras de Purkinje, que são estruturas específicas para a condução da atividade elétrica para as diversas regiões cardíacas.

A seguir, é feita uma breve descrição do caminho percorrido pela atividade elétrica o que provoca a despolarização e conseqüentemente a movimentação dessas regiões, o que é mostrado na figura 2.2.

A atividade elétrica é gerada no nodo sino-atrial atravessando o miocárdio atrial e atingindo o nodo átrio-ventricular (a) que possui a capacidade de rapidamente retardar a condução para os ventrículos, possibilitando o seu enchimento. A seguir, a condução segue pelos ventrículos, iniciando pela parte superior do septo (b), atingindo o feixe de His (direito e esquerdo), percorrendo todo o septo (c), passando pelas fibras de Purkinje, deslocando até a porção apical do ventrículo (d) e, finalmente, atingindo a região basal posterior e o cone pulmonar (e), o que garante uma contração efetiva e maciça dos ventrículos.

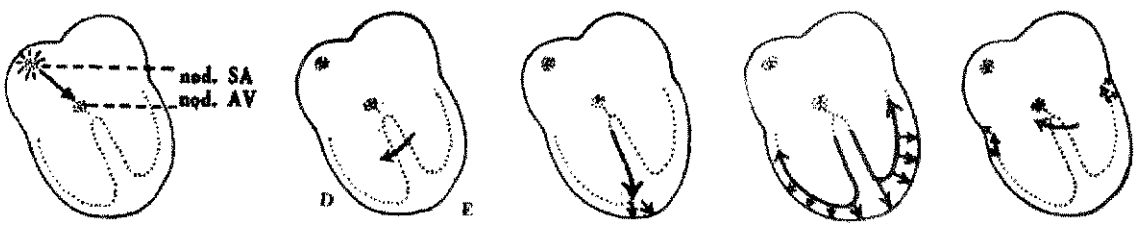


Figura 2.2: Esquema da despolarização elétrica no coração. Extraído de [11].

Pode-se fazer a monitoração da atividade elétrica do coração durante o ciclo cardíaco. O registro dessa atividade é conhecido como eletrocardiograma (ECG) que é de grande valia para o uso clínico, servindo na interpretação e avaliação da atividade do coração.

O ECG pode ainda, ser sincronizado com imagens cintilográficas para visualização da movimentação das câmaras cardícas. Esse procedimento é conhecido como ventriculografia radionuclídica, também conhecida como *gated blood pool study* (cintilografia sincronizada das câmaras cardícas, do original em inglês). Este estudo, assim realizado, também pode ser utilizado para avaliar a função ventricular cardíaca e que será objeto de estudo deste trabalho. Um detalhamento da metodologia da sua aquisição será feito no capítulo 5.

2.4) Função Ventricular

O desempenho da contratilidade do coração pode ser avaliado através do volume de sangue que o coração lança na circulação em cada um de seus batimentos e a forma como eles ocorrem. Este desempenho é determinante no estudo da função ventricular [12].

A avaliação da função ventricular é um fator fundamental no diagnóstico de doenças cardíacas, pois com ela são calculados parâmetros funcionais como a fração de ejeção [12] e as taxas de enchimento e esvaziamento.

Esses parâmetros funcionais também serão objetos de estudo e análise deste trabalho, sendo descrita, oportunamente, a maneira pela qual eles são obtidos.

Capítulo 3

Formação de Imagens de Medicina Nuclear

Nas últimas três décadas houve uma grande expansão de métodos diagnósticos que empregam fenômenos físicos para se obter informações qualitativas e quantitativas das diversas estruturas e orgãos do corpo humano. Muitos desses métodos avaliam essas estruturas através de imagens.

Em medicina nuclear as imagens são geradas a partir da utilização de fármaco previamente associado (marcado) com material radioativo emissor de radiação gama, formando os radiofármacos. Esses radiofármacos são administrados em um paciente e apresentam uma biodistribuição preferencial no orgão ou estrutura alvo.

Com o auxílio de um detector de radiação e um sistema eletrônico ajustado para esse fim, obtém-se imagens analógicas ou digitais do orgão-alvo. A radiação detectada é proveniente do elemento radioativo que se encontra dentro do paciente. Assim, pode-se considerar que o paciente é a fonte de emissão radioativa, consistindo, portanto, em uma técnica diferente da empregada nas imagens de raio-X. Imagens que são formadas por esta técnica são conhecidas como imagens de emissão [13].

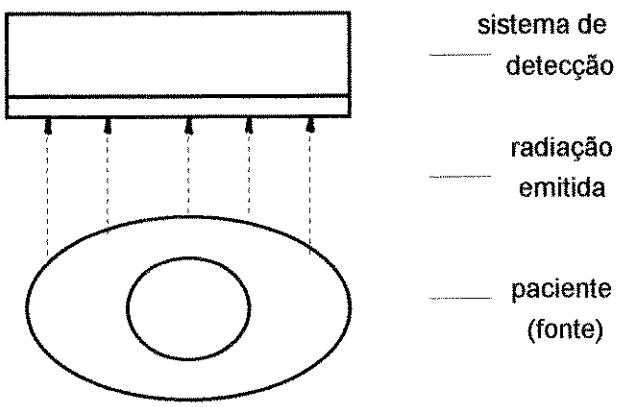


Figura 3.1: Esquema ilustrando a detecção da radiação proveniente de maneira perpendicular à superfície do detector e que realmente contribui para a formação de imagem.

3.1) Breve Histórico

As imagens com radionuclídeos foram inicialmente conseguidas em meados da década de 1950, através de equipamentos conhecidos como mapeadores retilíneos que possuiam detectores à cintilação acoplados a colimadores. Este conjunto realizava movimentos retilíneos (longitudinais e transversais) e as informações obtidas pelo conjunto detector eram transmitidas através de um sistema pantográfico a uma impressora. Esses equipamentos utilizavam para a detecção da radiação cristais de Tungstato de Cálcio e Iodeto de Sódio dopados com Tálio [5].

Posteriormente, Anger em 1964 estendeu esse conceito de detecção para equipamentos que utilizavam vários tubos fotomultiplicadores (PMT, *photomultiplyer tube,* do orginal em inglês) acoplados a um cristal de maior área do que a dos mapeadores, sendo que os sinais elétricos gerados pelos PMT são enviados a um circuito analógico, capaz de determinar corretamente a posição do evento ocorrido. Este equipamento é conhecido como gama câmara, câmara à cintilação ou câmara Anger [6].

A partir dessa data, desenvolveram-se os cristais de NaI(Tl) com grande área e pequena espessura, ideal para a utilização com isótopos que emitem radiação de baixa energia (60 - 150 KeV) como o ^{99m}Tc, ^{123}I e o ^{201}Tl. Nessa faixa de energia, o cristal apresenta alta sensibilidade, passando rapidamente para baixa sensibilidade em altas energias (300 - 400 KeV) devido a uma menor interação da radiação com o cristal [5].

3.2) Equipamentos Atuais

A gama câmara, com o decorrer do tempo, sofreu muitos aperfeiçoamentos, especialmente na parte eletro-eletrônica, chegando a ter mais de um detector (2 ou 3). Contudo, a maior evolução ocorreu nos PMT, fornecendo aos aparelhos melhor qualidade de resposta à radiação incidente. Também foram desenvolvidos colimadores especiais para a realização de diferentes tipos de exames, havendo também um grande impulso na utilização de sistemas computadorizados desenvolvidos especialmente para este fim.

Foram desenvolvidos, na década de 80, equipamentos que utilizavam *multicrystal scanners* em formato anular, onde cada cristal é individualmente acoplado a um PMT. Os radiofármacos utilizados nesses sistemas realizam emissões de dois fótons antiparalelos de 511 KeV cada (um e+ e um e-, princípio da anticoncidência) [7]. Com essa técnica consegue-se fazer uma varredura angular e através de métodos de reconstrução que utilizam as projeções realizadas, obtém-se imagens tomográficas. A este sistema de

detecção denomina-se PET (*positron emission tomography*, do original em inglês).

3.3) Câmaras à Cintilação

As câmaras à cintilação utilizadas para a obtenção de imagens em Medicina Nuclear podem gerar imagens estáticas, dinâmicas ou tomográficas. O princípio de funcionamento deste tipo de equipamento será descrito a seguir.

A radiação gama proveniente de um órgão-fonte emerge em todas as direções e somente uma pequena fração possui a direção perpendicular à face do detector, havendo uma seleção realizada através de um colimador. Desta forma, a radiação ao atravessar o colimador produz as cintilações no cristal de NaI(Tl) de grande diâmetro (28 - 41 cm) e pequena espessura (0,64 - 1,25 cm).

A figura 3.2 mostra, através de um diagrama de blocos, uma câmara à cintilação, sendo que os principais pontos desse diagrama são explicados em seguida.

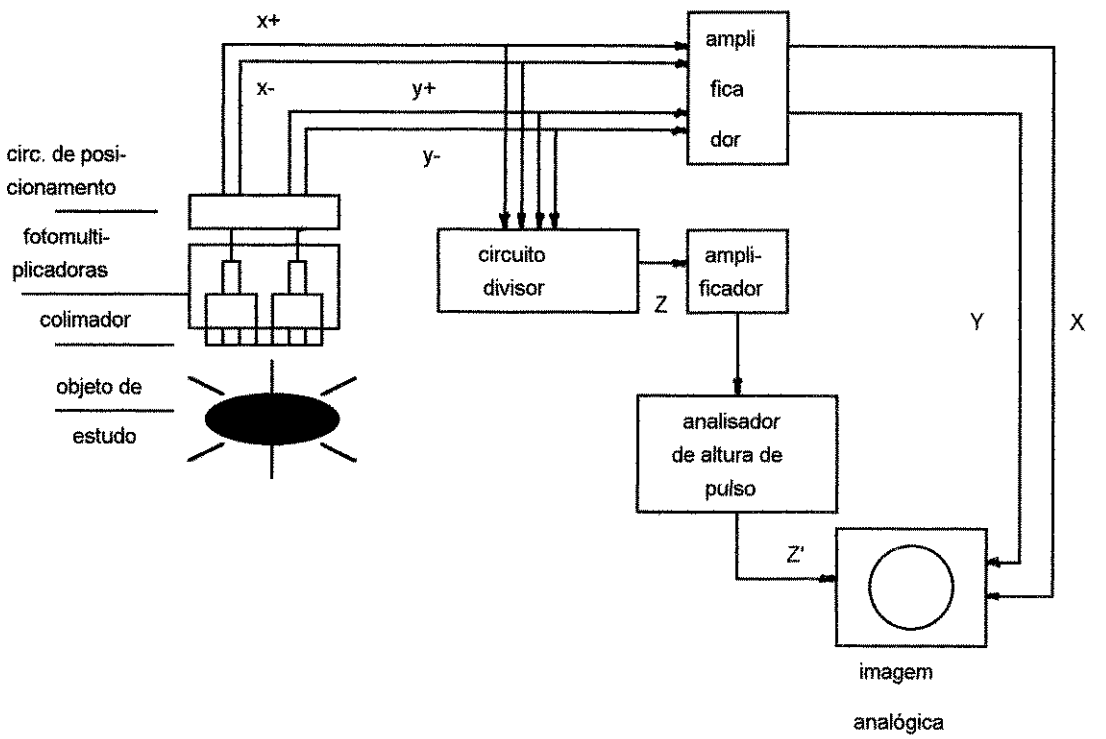


Figura 3.2: Diagrama de blocos representando uma câmara à cintilação

As cintilações são produzidas em todas as direções e são detectadas por um conjunto de PMTs que converte a luz em pulsos elétricos. Esses pulsos, X^+;

X^-; Y^+ e Y^-, alimentam uma matriz de resistores que os combinam, formando o que se conhece como pulsos de posicionamento X e Y, que determinam com exatidão o local do evento que deu origem à cintilação. Esses dois pulsos são aplicados às placas de deflexão de um tubo de raios catódicos (CRT, *cathodic ray tube*, do original em inglês) para a formação de uma imagem analógica.

Os pulsos de posicionamento devem ser normalizados (ajustados) em um circuito divisor que utiliza um pulso Z de energia, pulso este obtido pela soma dos pulsos de todos os PMT. Este ajuste se faz necessário para que a amplitude do pulso seja proporcional à energia do fóton incidente no cristal.

O pulso Z de energia passa pelo analisador de altura de pulso, que gera a saída de um pulso Z'. Este pulso surge somente quando o pulso Z tem amplitude correspondente à energia do fóton selecionado, rejeitando um grande número de pulsos que são devidos ao espalhamento Compton e à radiação de fundo [5].

Os pulsos Z' são utilizados para dar o *flash* de luz sobre a tela do CRT, na posição correspondente à cintilação ocorrida no cristal. Se for exposto um filme radiográfico por um determinado tempo à luz dos *flashes* ocorridos no CRT, será obtida uma imagem representando a distribuição radioativa do radiofármaco no órgão de interesse e sobre o qual a câmara está posicionada, sendo que as áreas mais expostas do filme representam uma maior atividade radioativa. A imagem assim formada é conhecida por analógica.

Quando há a utilização de um sistema computacional para a formação da imagem, é realizada a digitalização e quantização do sinal analógico proveniente da câmara, sendo então obtida uma imagem digital [6].

3.4) Aquisição de Imagens

Como já foi mencionado anteriormente, as imagens de Medicina Nuclear são imagens de emissão formadas através da administração de um radiofármaco ao órgão-alvo. A radiação emitida por este órgão será detectada pela câmara à cintilação que se encontra próxima à superfície do paciente e posicionada na região do órgão de interesse. As imagens assim obtidas caracterizam a biodistribuição do radiofármaco no órgão, podendo essas imagens serem de quatro tipos: estáticas, dinâmicas, ventriculografia radionuclídica (*gated blood pool study*) e tomográficas.

No Instituto do Coração (InCor) do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina - USP (São Paulo), são realizados diversos tipos de exames de Medicina Nuclear que serão apresentados nos ítens 3.4.1 à 3.4.5, bem como algumas características dos protocolos de aquisição utilizados nesta instituição e que são representativos destes tipos de exame.

3.4.1) Alguns Parâmetros de Aquisição para Imagens Cintilográficas

Para a realização de um exame em Medicina Nuclear é necessário que se estabeleçam alguns parâmetros para a formação e, conseqüentemente, a obtenção da imagem.
Alguns desses parâmetros mais relevantes são:
- número de contagens: é estabelecido um determinado número de cintilações a ser verificado pelo detector para a formação da imagem. Quando um contador atingir o valor estabelecido a imagem estará formada.
- tempo: aplica-se da mesma maneira que o número de contagens, contudo a condição a ser satisfeita é o tempo estabelecido.
- matriz de aquisição: para a formação das imagens digitais deve-se escolher uma matriz na qual será formada. Essa matriz pode ser, 32x32; 64x64; 128x128; 256x256 ou 512x512 *pixels*, dependendo do estudo a ser realizado.
- resolução de profundidade: é a profundidade de cada *pixel* da matriz, onde a imagem será formada e que pode ser de duas maneiras:
$\rightarrow 2^{16}$ contagens/*pixel*
$\rightarrow 2^{8}$ contagens/*pixel*

Esses valores indicam o máximo de contagens que cada *pixel* pode possuir, ou seja, em Medicina Nuclear uma imagem pode possuir, no máximo, em cada *pixel* da matriz que a compõem 256 ou 65536 contagens.

3.4.2) Imagens Estáticas

Após receber a dose do radiofármaco o paciente é colocado sob o detector da câmara à cintilação durante um intervalo de tempo típico de aproximadamente 8 à 10 minutos, tempo este necessário para que se forme uma imagem no CRT com boa densidade de informação.

Para a formação da imagem digital deverá ser satisfeita uma das condições pré-estabelecidas no protocolo de aquisição estabelecido no início

do exame. Estas condições podem ser o tempo de aquisição ou o número de contagens detectadas.

3.4.3) Imagens Dinâmicas

As imagens dinâmicas são obtidas através da inclusão do fator temporal nas imagens estáticas, ou seja, são imagens estáticas formadas em série em um curto intervalo de tempo durante um certo período.

3.4.4) Imagens de Ventriculografia Radioisotópica (*Gated Blood Pool Study*)

Neste tipo de aquisição se pretende obter imagens funcionais do ciclo cardíaco, pela sincronização da aquisição das imagens com a atividade mecânica, mostrada pelo eletrocardiograma (ECG).

O ECG proveniente do paciente é enviado ao computador que divide o intervalo entre duas ondas R consecutivas (intervalo R-R) em um certo número de quadros (16, 32 ou 64). O intervalo R-R corresponde ao ciclo cardíaco, ou seja, compreende a fase de relaxamento (diástole) do músculo cardíaco e outra a fase de contração (sístole) deste músculo.

Esta forma de aquisição será detalhada a frente, uma vez que é de interesse particular para o estudo proposto neste trabalho.

3.4.5) Imagens Tomográficas

O processo de formação das imagens tomográficas é semelhante ao das imagens planas. Contudo, o detector realiza uma rotação ao redor do paciente durante a aquisição. Durante um intervalo de tempo, serão adquiridas várias imagens planas (32, 64 ou 128) de acordo com o protocolo de aquisição. O modo de rotação do detector pode ser contínuo ou passo a passo (*step by step*). No primeiro caso, as aquisições são feitas durante uma rotação contínua do detector e no segundo o detector fica estático durante um certo intervalo de tempo ($t < 1$ minuto), no qual a imagem é adquirida, deslocando-se para uma próxima posição ao término deste tempo. Realizando a aquisição desta maneira, um mesmo ponto do objeto de estudo é observado em ângulos diferentes. Para que se consiga uma visualização global deste ponto é

necessário uma etapa complementar que consiste na reconstrução tomográfica [14], [15].

3.5) Caracterização das Imagens de Medicina Nuclear

As imagens de Medicina Nuclear apresentam características próprias como ruído tipo Poisson, baixa relação sinal/ruído, atenuação do fóton, entre outras. Isto se deve ao processo de formação da imagem envolver desde o tipo de material utilizado até as características do equipamento empregado.

3.5.1) Ruído

Por ruído entende-se uma perturbação que aparece de forma indesejavél em uma imagem. Em imagens de Medicina Nuclear os ruídos podem ter origem na radiação de fundo (*background*), no espalhamento da radiação ao interagir com a matéria e, principalmente, na flutuação estatística da medida radioativa, que é devida a um processo intrínseco do decaimento radioativo introduzindo um erro nos eventos detectados. Este erro está associado diretamente à freqüência de distribuição dos valores das contagens detectadas, que segue a distribuição de Poisson [6], [16].

A qualidade das imagens de Medicina Nuclear é dependente do número de emissões radioativas detectadas pela câmara à cintilação (taxa de contagem), ou em outras palavras, as imagens dependem da dose administrada do radiofármaco ao paciente, que deve ser a menor possível. Se o radiofármaco não for administrado com uma atividade suficiente para a formação da imagem, o número de eventos detectados será pequeno, o que resultará em uma baixa relação sinal/ruído.

3.5.2) Atenuação e Espalhamento

Para serem detectados os fótons originados a partir dos órgãos internos do paciente atravessam diferentes tecidos e estruturas do corpo. Quando isto acontece, tem-se três situações diferentes na detecção:
1) fótons que não sofrem nenhum desvio na trajetória original ou perda de energia;

2) fótons que sofrem mudança de trajetória e perda de energia devido ao espalhamento Compton [4], [6], mas são, ainda assim detectados.
3) fótons que interagem com tecidos e estruturas dentro do corpo e acabam, por efeito fotoelétrico, perdendo toda a sua energia e portanto não são detectados.

Devido a essas interações, ocorre o fenômeno da atenuação [6], [7], que diminui a radiação efetivamente detectada, ou seja, a taxa de contagem será menor, pois existe uma perda da energia dos fótons.

A atenuação depende do material a ser atravessado pela radiação, sendo que após atravessar o meio atenuante a energia do fóton detectado, será menor [6]. O efeito Compton faz com que um evento radioativo seja localizado em uma posição diferente daquela que foi originado, provocando borramento e diminuição na resolução da imagem obtida. As considerações acima, são de extrema relevância quando são realizados exames em pacientes obesos.

3.5.3) Artefatos

Um outro fator que pode contribuir para a degradação da imagem são os artefatos, consistindo em informações que não são provenientes do objeto de estudo e que podem ser geradas durante o processo de formação da imagem. Esses artefatos podem ter origem no *background*, ruído, movimentação do paciente ou ainda defeito/falha do equipamento [6].

Para a aquisição de uma boa imagem há a necessidade da imobilidade do paciente durante todo o tempo de duração do exame. Na aquisição tomográfica isto é fundamental, sendo a movimentação do paciente a causa mais comum de artefatos [5].

Apesar da imobilidade do paciente, alguns órgãos possuem movimentos próprios como o coração e os pulmões, o que contribui para o aparecimento de artefatos provocando, por exemplo, borramento na imagem.

3.5.4) Controle de Qualidade dos Equipamentos

Para a realização de exames de Medicina Nuclear que resultem em imagens confiáveis, é necessário que os equipamenos estejam em condições plenas e ideais de funcionamento, para que não sejam observados defeitos ou artefatos nas imagens de aquisição. Para tal, é necessária uma manutenção

preventiva constante que requer a verificação de uma série de parâmetros de calibração. A definição desses parâmetros e as respectivas determinações podem ser observadas em [4], [5] , [17] e [18].

Capítulo 4

Compressão de Imagens

A utilização de imagens é um recurso importante no diagnóstico médico, fornecendo com maior e melhor precisão informações da estrutura ou órgão de interesse. Quase a totalidade dos equipamentos eletromédicos (US, CT, MRI e MN) utilizam sistemas computacionais para a obtenção de imagens a partir de sinais digitais.

Com a grande utilização desses sistemas e com o aumento do número de exames realizados, o volume de informações geradas é bastante expressivo, e requer uma grande capacidade de armazenamento dos computadores. Como os sinais são transmitidos, processados, lidos e armazenados, tem-se um desafio ao se tratar com tal volume de informação.

Exemplificando, para um hospital público brasileiro de grande porte como o Instituto do Coração em São Paulo (InCor) são geradas cerca 10 mil imagens/mês nas diversas modalidades de exames na área de Radiologia (excluindo fluoroscopia). A tabela 4.1 abaixo apresenta a resolução típica empregada na aquisição de cada um dos exames nas diversas especialidades e a quantidade de memória computacional necessária para a sua realização.

Tipo de Exame	Resolução Empregada	Profundidade Típica (byte)	Número Total de MBytes por Exame
Raio-X	1024x1024	2	2
CT	512x512	2	0,5
MRI	512x512	2	0,5
Ultrasom	512x512	1	0,26
Gated (Med.Nuc.)	64x64	2	0,26
Cateterismo (1s)	1024x1024x30	2	62

Tabela 4.1: Resolução típica de exames realizados pela Divisão de Diagnóstico por Imagem do Instituto do Coração (InCor) - São Paulo.

4.1) PACS

Como foi mostrado no ítem anterior o volume de informações a serem processadas e armazenadas é muito grande, tornando-se necessário otimizar

os sistemas de arquivamento médico digital, bem como a transmissão de dados envolvida neste processo.

Desde o início dos anos 80, tem-se discutido os sistemas de arquivamento digital e as suas padronizações, sendo que em 1985 a ACR-NEMA (*American College of Radioligy-National Eletrical Manufactures Association*) propôs um padrão para a conectividade dos equipamentos de diferentes fabricantes. Desde então, tem surgido outros padrões como a da ISO (*International Standards Organization*) para nortear e difundir os sistemas de forma mais abrangente.

Os sistemas de arquivos digitais de imagens são conhecidos como PACS (*Picture Archiving and Communications Systems*) e consistem em uma alternativa de sistematização dos arquivos médicos, possibilitando que a distribuição e o manuseio das imagens que são tradicionalmente realizados através de filmes ou papéis, sejam realizadas de modo digital, permitindo um acesso mais rápido aos resultados de exames, bem como a possibilidade de uso da mesma informação em vários lugares simultaneamente [19].

Esses sistemas tem o objetivo de proporcionar uma maior eficiência e menor relação custo-benefício para a realização dos exames clínicos.

As imagens observadas através de um sistema PACS oferecem vantagens sobre as imagens observadas em filmes, visto que, as imagens digitais eliminam o filme, o processo a ele associado, bem como os custos dos materiais empregados para esse fim. Os PACS dispõem de meios ópticos e magnéticos de alta densidade que possuem grande capacidade de armazenamento, proporcionando um acesso rápido e seguro.

4.2) Compressão

Para um sistema tipo PACS o volume de informações é um desafio. O custo de armazenagem e transmissão dos dados é proporcional à quantidade de informação que se deseja disponibilizar.

Dentro deste contexto, técnicas que permitem a redução eficiente da quantidade de informação em imagens poderiam ser utilizadas tanto para aumentar a capacidade de armazenamento, quanto para reduzir o tempo de transmissão de cada imagem.

Essas técnicas, chamadas técnicas de compressão, podem ser divididas em técnicas que não apresentam perda da informação e outras que apresentam perdas com algum nível de tolerância.

As técnicas sem perdas apresentam métodos ditos universais e as técnicas com perdas apresentam os métodos conhecidos como semânticos. Pode-se citar no primeiro caso, alguns métodos como Huffman, Shannon-Fano e LZW e no segundo caso métodos como Fourier e Cosseno, entre outros [3].

Os métodos semânticos são utilizados para fins específicos, como imagens. Na construção desses métodos podem ser utilizadas codificações por diferenças, onde os elementos a serem comprimidos possuem uma diferença entre si e são representados por diferenças em relação ao valor do dado anterior. Podem ser utilizadas, também, a codificação do tipo *run-length,* onde os elementos que compõe a informação, ao se repetirem, são substituídos por um código que representa um contador e o valor.

Já os métodos universais são constituídos na ausência do conhecimento prévio do dado a ser comprimido. O arquivo original é visto como uma sequência de *bits* e os métodos devem verificar qual a relação existente entre os dados, permitindo assim a compressão. Em ambos os casos, muitos dos métodos são *on-line*, o que permite que a compressão se realize simultaneamente com a descompressão, o que se torna muito útil em comunicação.

4.3) Conceitos de Redundância

A idéia primitiva de redundância [3] leva a se pensar em repetição de padrões de algum dado ou objeto dentro de um determinado contexto. A compressão de dados se torna possível devido à redundância de informações que estes apresentam. Em imagens, pode-se ter repetições dos valores dos *pixels*, como o fundo (*background)* de uma imagem de Medicina Nuclear ou Raio-X. Em textos as repetições de letras ou expressões em maior ou menor quantidade como a letra a ou a letra k, respectivamente, ou ainda em agrupamentos de caracteres como de, da ou nha.

Para um valor de *pixel* ou cadeia de *pixels* em uma imagem, ou ainda, uma letra ou palavra de um texto, pode ser associado um código que representa o valor do *pixel* ou a natureza da letra.

No caso de um alfabeto possuir 256 símbolos (letras, pontuação, acentos,...) serão necessários $\log_2 256 = 8$ dígitos binários (*bits*) para representar cada símbolo. Uma imagem digital binária em uma matriz 4x4 serão necessários 16 dígitos binários para representá-la. Em ambos os casos, se houver muita redundância com altas frequências de repetição, o número de códigos necessários para representar a informação será menor.

Para determinados casos, as redundâncias podem ocorrer por um certo período para depois aparecerem de modo esporádico ou ao acaso. Esta situação ocorre com frequência em textos e isto caracteriza uma redundância local chamada de localidade de referência [3]. Dessa forma, a compressão se torna possível com base na redundância de informações que os elementos a serem analisados possuem. Assim, os métodos empregados na compressão devem encontrar ou analisar as características e a natureza das redundâncias e retirá-las, sendo a eficiência de um método medida, em parte, através do tempo gasto para efetuar o processo de compressão e descompressão. O parâmetro mais importante na avaliação dos métodos de compressão é a taxa de compressão que ele propicia e será posteriormente descrita.

A descrição acima é um conceito intuitivo de redundância. Para melhor caracterizá-la será introduzida uma conceituação mais formal.

4.3.1) Conceito Formal de Redundância

i) Fontes de Dados

Nota: Para um melhor entendimento, dos exemplos aqui utilizados, as fontes de dados serão os caracteres (alfabeto).

A fonte de dados é a base de geração dos textos, como os diferentes alfabetos e o sistema decimal.

Definição: Seja A um conjunto de elementos do alfabeto na forma $A = \{ s_1,..., s_k \}$, onde $K \geq 1$. Uma fonte é um processo que produz caracteres de A em seqüência. É considerada de 1^a ordem caso exista probabilidades independentes $p_i,..., p_k$ para cada um dos elementos de A, cuja soma total vale 1, sendo que um caracter s_i com probabilidade p_i é escolhido para transmissão.

Por não fazer parte do escopo deste trabalho não serão utilizadas fontes de ordens superiores, ou seja, utilizar-se-ão apenas fontes de 1ª ordem.

ii) Outras Fontes de 1ª Ordem

a) fonte da constante n-ésima

Para um alfabeto-fonte que possua tamanho $K \geq 1$, apenas um caracter é sempre escolhido como o próximo caracter a ser transmitido.

b) fonte randomizada n-ésima

Para um alfabeto-fonte que possua tamanho $K \geq 1$, o próximo caracter a ser transmitido é escolhido aleatoriamente de forma independente, ou seja,

$$p_i = 1/K \; ; \; 1 \leq i \leq K.$$

iii) Fontes Markovianas

Quando um símbolo é gerado dentro de uma determinada fonte e para tal são utilizados símbolos gerados anteriormente, diz-se que a fonte de dados é do tipo markoviana. Dessa forma, uma fonte markoviana de K-ésima ordem é aquela em que a ocorrência de um símbolo s depende da ocorrência dos K símbolos anteriores.

iv) Medida da Informação

Uma determinada fonte pode possuir redundância de informação, podendo determinar qual a quantidade de informação que a fonte apresenta e representá-la em dígitos binários (*bits*), que são unidades de informação, por definição.

Definição: A medida da auto-informação (I) para um símbolo s_i e que possui probabilidade p_i é dada por:

$$I = \log_2 \frac{1}{p_i} \qquad \text{(eq.4.1)}$$

A unidadade de informação é o *bit* que possui apenas dois estados, normalmente associados aos valores 0 e 1, ou não e sim.

Da expressão acima, se um determinado símbolo aparece com grande freqüência a sua medida de auto-informação tenderá a ser nula. Por outro lado, se o símbolo possui pequena redundância, ou seja, se raramente ele ocorre, a sua medida de auto-informação será grande, sendo então necessário um grande número de *bits* para representá-lo.

Dessa forma, pode-se concluir que quanto mais redundante for o símbolo, menor é a quantidade de informação que ele contém. Pode-se ainda encontrar a medida de informação da fonte de dados tomando-se a medida de informação de cada símbolo da fonte

v) Entropia

A entropia é a medida do grau de variabilidade de uma fonte de dados, ou ainda, a medida do conteúdo da informação que uma fonte de dados possui. Ao se fazer a compressão de um arquivo-fonte deve-se preservar a quantidade de informações do arquivo original e representá-lo na menor quantidade de bits/símbolo. Dessa forma, a entropia é tomada como parâmetro para determinação de eficiência dos métodos de compressão.

Definição: A entropia de uma fonte de dados A possuindo os elementos A= $\{s_1,...,s_k\}$, onde $k \geq 1$ e que possuem probabilidade $p_j,...,p_k$ é dada por:

$$H(fonte) = \sum_{i=1}^{k} pi \log 2 \frac{1}{pi} \qquad \text{(eq.4.2)}$$

Esta expressão foi originalmente descrita por Shannon em seu trabalho pioneiro sobre a teoria da comunicação em 1948, e pode ser reescrita na seguinte forma:

$$H(fonte) = -\sum_{i=1}^{k} pi \log 2 pi \qquad \text{(eq.4.3)}$$

Em uma imagem, o conjunto-fonte (valor dos *pixels*) pode apresentar *pixels* com valores bastante semelhantes, ou até mesmo iguais, onde a entropia deve representar o mínimo de informação necessária para a representação da imagem [16].

vi) Comprimento Médio de Código

Seja A um conjunto de elementos-fonte A= $\{s_1,...,s_k\}$, onde k≥ 1 e B o conjunto de códigos de cada um dos elementos. Para um dado elemento s_i com probabilidade p_{si}, tem-se um comprimento de código l_{si} que o representa. Pode-se escrever o comprimento médio de código, como sendo:

$$\overline{C} = \sum p_{s_i} . l_{s_i} \qquad \text{(eq.4.4)}$$

Observa-se que o comprimento de código representa o total de informação contida em um conjunto-fonte, levando em consideração a probabilidade e o tamanho de cada elemento que o compõe.

vii) Redundância

Após os conceitos anteriormente citados pode-se, finalmente, introduzir o conceito formal de redundância, como sendo a diferença entre o valor do comprimento médio de código e a entropia. Dessa forma, pode-se escrever:

$$R = \overline{C} - H, \text{ onde } 0 \leq R \leq 1 \qquad \text{(eq.4.5)}$$

Da expressão acima, pode-se concluir que quando a redundância tende a zero, os valores da entropia e do comprimento médio de código são muito próximos.

4.4) Árvores Binárias

Será introduzido aqui, de maneira suscinta, o conceito de árvore binária, pois ele será importante para o entendimento de alguns métodos de compressão que serão apresentados posteriormente.

Definição: Uma árvore consiste em um diagrama formado por retas e círculos e que possui, pelo menos, dois vértices (ramos) e um círculo (nó ou folha).

Ex:

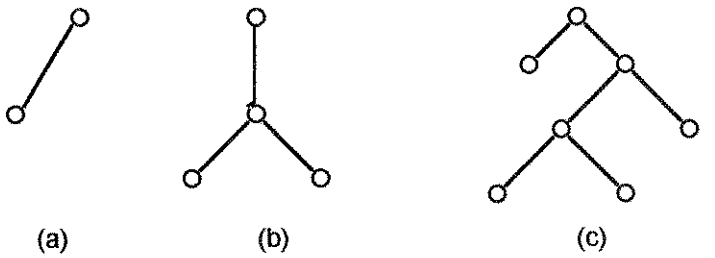


Figura 4.1: Diagramas de três modelos de árvores

Esses diagramas são bastantes úteis para a representação de códigos que estejam associados a uma representação de um dado ou elemento, como em Gottieb [20].

Para que a compressão de um determinado conjunto de dados seja realizada usando-se árvores binárias, é necessário que ele esteja descrito em códigos binários. Ao representar esses códigos através de árvores, percebe-se o quanto é simples visualizá-los ou mesmo interpretá-los.

Como são utilizados códigos binários em sua construção, a árvore é denominada de árvore binária, onde em cada vértice tem-se o valor 0 ou 1.

Por definição, aos ramos esquerdos de uma árvore binária associa-se o valor 0 e nos ramos direitos o valor 1. As folhas estarão associadas ao símbolo-fonte.

Assim, para codificar um símbolo basta colocar os *bits* que se encontram no caminho da raiz até a folha onde está o símbolo. Devido a essa simplicidade os algoritmos de compressão que utilizam essa técnica fazem a codificação/decodificação com bastante rapidez.

Inicialmente essas idéias foram mostradas por R.M.Fano em 1949 [21] e por Huffman em seu clássico trabalho de 1952 [22].

A seguir é mostrado um exemplo de árvore de prefixo binária e a árvore a ela associada.

mensagem	código binário
a	000
b	001
c	010
d	011
e	111

Tabela 4.2: Exemplo de uma árvore binária

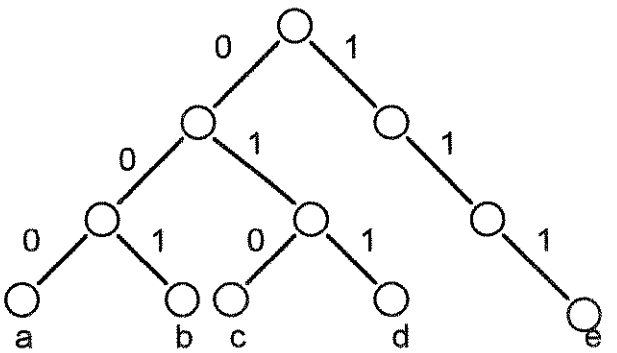


Figura 4.2: Representação da árvore para a mensagem *abcde*.

4.5) Métodos de Compressão

Como foi mencionado anteriormente, tem-se duas classes de métodos de compressão: métodos com perda e sem perda. Será feita aqui uma breve descrição de alguns métodos pertencentes a essas duas classes, sendo que posteriormente, um dos métodos da compressão com perdas será utilizado para compressão das imagens de Medicina Nuclear. Uma discussão mais abrangente de vários métodos de compressão pode ser encontrada em [23].

4.5.1) Métodos de Compressão Sem Perdas

Os métodos que serão aqui apresentados são aqueles que, historicamente, são bastante representativos.

i) LZW

O método apresentado por Lempel e Ziv [24] representou um avanço nos métodos clássicos de codificação que até então consistiam, em sua maioria, de um mapa de conjunto de códigos baseado no conhecimento dos conjuntos de mensagens-fonte; letras, palavras ou símbolos.

Refere-se aqui, novamente, à compressão de palavras como fonte de dados para facilitar o entendimento e também por ser o trabalho original de Lempel e Ziv descrito nessa forma.

Descrição:

Trata-se de um método universal de compressão que se fundamenta em promover a modelagem e codificação em conjunto, identificando e removendo os diferentes tipos de redundâncias.

A modelagem e codificação baseiam-se em substituir os símbolos repetidos que se sucedem na mensagem da fonte de dados por códigos únicos que irão compor um dicionário de dados (tabela). Esses códigos devem ter comprimentos menores ou iguais aos símbolos que eles representam.

Esse método apresenta a vantagem da tabela de códigos não necessitar ser guardada no arquivo comprimido, pois ele mesmo possibilita que ela seja reconstituída.

A tabela de códigos é constituída inicialmente por todos os símbolos isolados possíveis. Todas as letras do alfabeto serão utilizadas como códigos-fonte Com esses dados a tabela passa a conter sequências de valores ou símbolos que são encontrados na fonte.

A sequência de valores ou símbolos é obtida através de uma subsequência que está codificada na tabela, à qual um elemento adicionado corresponde à uma nova sequência.

Ao se realizar a varredura na fonte, os valores dos dados são analisados sequencialmente e na sequência mais longa que houver na tabela é atribuído um código. A cada sequência de dados codificada adiciona-se o próximo valor lido, formando uma nova subsequência na tabela. Dessa forma, existe um único código para cada sequência de dados lidos. Por ser de fácil tratamento, cada dado na tabela é representado por um prefixo e um caracter de comprimento.

Durante a descompressão a tabela de dados é construída a medida que o arquivo comprimido vai sendo lido e cada código é traduzido pela tabela de códigos em código de prefixos e comprimento de dados.

Um outro fator limitante está na relação do tempo de busca e verificação dos códigos existentes, pois com o aumento sucessivo de código, o arquivo passa a ter uma tabela muito longa ou possuir códigos muito longo, resultando em maior tempo para verificação. Além disso, pode ocorrer que o tamanho da tabela fique maior que o tamanho do arquivo original devendo-se colocar um limite máximo para a entrada de códigos. Os demais valores ao serem lidos não serão codificados, sendo guardados apenas os códigos já existentes.

Um ponto de destaque deste método é a sua simplicidade, baseada no reconhecimento de diversas cadeias de dados, o que leva a sua universalidade e ao seu propósito final que é a sua compressão.

ii) Método de Huffman

O método foi criado por David A. Huffman em 1952 [22], objetivando os códigos de mínima redundância definidos anteriormente por Shannon [25] e que foram chamados de códigos de prefixo ótimos.

Aos códigos de prefixo estão associados os comprimentos médios da mensagem que são números inteiros de *bits*.

Descrição:

O algoritmo de Huffman baseia-se na construção de uma árvore de prefixo de uma fonte de dados, cujos símbolos possuem determinadas probabilidades de ocorrências aos quais são atribuídos pesos. Estes por sua vez são colocados nas folhas da árvore, ou seja, os pesos representam a probabilidade associada aos símbolos da fonte. Aos símbolos com maior probabilidade de ocorrência são associados códigos menores.

O procedimento para construção da árvore é bastante simples. Ela é construída de maneira de baixo para cima (*bottom-up*), começando com as folhas interligando-as sucessivamente até atingir a raiz.

Cada símbolo da fonte de dados é colocado ordenadamente em uma folha (nodo), sendo que posteriormente todas folhas são conectadas de acordo

com a forma de uma árvore binária. Cada nodo possui um peso que é a frequência ou a probabilidade de ocorrência do símbolo.

Etapas de construção da árvore:

1) Quaisquer dois nodos com o menor peso são localizados e retirados.

2) Um novo nodo (nodo-filho) é acrescentado para os nodos retirados (nodos-pai) e a soma do peso deles é atribuído ao novo nodo.

3) Esse nodo-filho é conectado a árvore e dois outros nodos de menor valor são retirados.

4) A cada um dos nodos a serem retirados atribui-se o valor zero *bit* ao de maior frequência e valor 1 *bit* ao de menor frequência.

5) Repetem-se as etapas 2 e 3 até que exista apenas um único valor na árvore (raiz).

iii) Método de Shannon-Fano

O método foi idealizado separadamente por C.E.Shannon em 1949 [25] e por R.M.Fano também em 1949 [21], sendo de construção simples, mas consistindo em uma primeira solução para o problema da compressão de dados envolvendo códigos de redundância mínima. Os conceitos envolvidos aqui são bastante semelhantes ao método de Huffman, contudo utilizam uma árvore do tipo de cima para baixo (*top-bottom*).

Descrição:

Seja uma fonte (lista) de dados A= $\{s_i,..., s_k\}$, onde $k \geq 1$, que possua símbolos com determinadas probabilidades de ocorrência $(p_i,..., p_k\}$, e a cada uma dessas probabilidades são atribuídos pesos, buscando-se associar códigos menores a símbolos de menor frequência e códigos maiores para símbolos de maior frequência de ocorrer. Para a construção da árvore, tem-se as seguintes etapas.

1) Divide-se a fonte-lista de dados em dois grupos de maneira que os símbolos sejam arranjados em ordem decrescente do valor dos pesos.

2) Somam-se os pesos de cada um dos símbolos em cada uma das sublistas, sendo que a soma delas deve resultar em uma diferença mínima entre ambas. Isto significa que as listas devem ter pesos aproximadamente iguais.

3) Cada símbolo da primeira sublista recebe o valor 0 *bit* como primeiro dígito de código e na segunda sublista os códigos serão inicializados pelo valor 1*bit*.

4) Cada uma dessas sublistas é novamente dividida dando origem a novas duas sub-listas (nodos-filhos).

5) Repete-se este processo de subdivisão até que se obtenha uma sublista unitária.

iv) Método de Codificação Aritmética

O método de codificação aritmética foi idealizado por P.Elias [26] e apresentado por N. Abramson em 1963 [27]. Aperfeiçoamentos e técnicas de implementação foram sugeridas inicialmente por Rissaren em 1976 [28] e Rubin em 1979 [29], tendo vários outros autores que se seguem na generalização e na implementação computacional [30].

Descrição:

Este método consiste em representar os símbolos de uma fonte de valores compreendidos entre 0 e 1 e que correspondem a probabilidade de cada símbolo ocorrer. Como se trata de um intervalo fixo, a cada novo símbolo inserido diminui o intervalo entre ele e seus vizinhos. Portanto para representar o novo símbolo que é obtido necessita-se de um número maior de dígitos o que aumenta o número de *bits*. Devido a essa alocação dos símbolos dentro do intervalo, o método assume uma característica probabilística.

Um aspecto positivo do método artimético é que os algoritmos de compressão e descompressão podem ser efetuados *on-line*. Um segundo aspecto é a não necessidade de representar os símbolos por um valor inteiro de

bits, o que é resultado de não se envolver somente os códigos individuais dos símbolos.

Os métodos descritos até aqui podem ser estendidos a imagens, bastando para isso assumir o conjunto-fonte como sendo os valores dos *pixels*.

4.5.2) Métodos de Compressão com Perdas

Existem alguns métodos que produzem altas taxas de compressão gerando uma modificação nos dados. Esses métodos são conhecidos como compressão com perdas (*lossy compression*). Para textos esses métodos não podem ser estendidos com facilidade, pois a informação que o conjunto-fonte contém não pode ser alterada, portanto serão descritos métodos cuja fonte de dados são imagens, pois se trata de uma fonte onde esses métodos encontram grande aplicação.

Dentro desse grupo de métodos encontra-se a compressão por blocos (*block coding*); compressão adaptativa (*adaptive coding*) e a compressão JPEG[3] . Os métodos de compressão por blocos e adaptativo terão uma breve descrição, sendo que o método JPEG será mais detalhado, por ser sua metodologia semelhante a que foi empregada neste trabalho.

i) Compressão por Blocos

Uma imagem pode ser descrita como sendo uma sequência de mensagens. Essas mensagens são constituídas por grupos contínuos de *pixels* em blocos de dimensões nxm , onde n e m são números de *pixels* no eixo x e y, respectivamente.

A formação desses blocos ocorre devido a características semelhantes ou de similaridade que os *pixels* apresentem e, a partir daí, recebem códigos de acordo com a probabilidade de ocorrência , sendo usados para isso códigos pequenos para blocos muito freqüentes e códigos maiores para blocos com menor frequência.

Abaixo, está descrito um exemplo de compressão por blocos para uma imagem binária.

---

[3] JPEG: É a abreviatura de Joint Photographic Expert Group.

Seja uma imagem com dois níveis de cinza formada com blocos retangulares de nxm *pixels*. Cada *pixel* possui valor 1 para o preto e valor 0 para o branco, onde o total de arranjos possíveis é dado por $2^{n.m}$, formando os códigos da mensagem.

A partir desses códigos, podem ser empregados outros métodos de compressão para se obter taxas de compressão mais altas, sendo o método de Huffman o mais comumente utilizado para esse fim.

Contudo, para imagens que apresentem blocos maiores do que dimensões 3x3, o método de Huffman se torna praticamente impraticável, pois seriam obtidas árvores com um grande número de elementos, dificultando a sua construção.

O comprimento médio de código pode ser dado pela expressão:

$$\overline{C} = P(0;n,m) + (1+n,m)[1 - P(0;n,m)]$$
$$\overline{C} = n.m[1 - P(0;n,m)] + 1 \qquad \text{(eq. 4.6)}$$

;onde P (0; n,m) é a probabilidade da existência de um bloco todo branco.

Os conceitos acima podem ser generalizados para imagens utilizando níveis de cinza. Dessa forma, a quantização é feita através de um número finito de níveis, geralmente 256, o que gera uma apresentação de 8 *bits* por *pixel*.

Se for isolado o j-ésimo *bit* de cada *pixel* da imagem, será obtida uma amostra com dois níveis de cinza, chamado de plano do bit e portanto a imagem será descrita por um conjunto de 8 planos de bit. Cada plano do bit será composto por blocos retangulares justapostos de tamanho nxm, onde esses blocos são descritos para o código de compressão.

O comprimento médio da mensagem pode ser dado por:

$$\overline{C} = P(0;n,m) + 2P(1;n,m) + (2+n.m)[1 - P(0;n,m) - P(1;n,m)]$$
$$\overline{C} = n.m[1 - P(0;n,m) - P(1;n,m)] + 2 - P(0;n,m) \qquad \text{(eq. 4.7)}$$

; onde P (0; n,m) e P (1; n,m) são as probabilidades de n.m blocos ser em zero e n.m blocos ser em um, respectiavemente, e a taxa de compressão é dada por:

$$T = \frac{nxm}{C} \qquad \text{(eq. 4.8)}$$

Maiores detalhes das expressões matemáticas descritas acima e de referências sobre este tipo de compressão podem ser encontrados em Kunt [31].

ii) Compressão Adaptativa

Este método se baseia em informações extraídas após uma verificação nos valores dos *pixels* da imagem. Essa verificação consiste em avaliar o número de *pixels* que apresentam o mesmo valor.

A título de exemplo, consideremos uma imagem com 256 níveis de cinza e dimensões nxm que apresente pelo menos 10 *pixels* com valores entre 45 e 50. A partir, dessa informação pode-se determinar a chance de ocorrência de outros *pixels* com esses valores pertencer a esse intervalo. Dessa forma, o método ao avaliar o valor de um determinado *pixel* pode predizer com alta probabilidade se o próximo *pixel* pertence ou não a esse intervalo. A compressão é feita tomando-se por base o cálculo da entropia de maneira semelhante ao método aritmético. Contudo, para garantir que o valor predito pertença ao intervalo, pode ser usada uma escala com intervalos menores.

Exemplos de compressão adaptativa e maiores detalhes podem ser encontrados em Nelson [32].

iii) JPEG

Este método foi criado inicialmente por dois grandes grupos que regem os padrões internacionais de sistemas e métodos computacionais, CCITT e ISO. Esses grupos normatizam as técnicas de compressão de imagens do tipo níveis de cinza e também de imagens coloridas, englobando processos de compressão com e sem perdas, sendo então criado o padrão JPEG.

Assim, JPEG tem sido uma proposta para o desenvolvimento de um algoritmo que possa ter uma utilização ampla em imagens que apresentem uma escala de tons de cinza de qualquer origem.

Ressalta-se aqui que, o JPEG e o algoritmo compressor utilizado neste trabalho são bastante semelhantes em várias etapas.

Alguns critérios devem ser observados para a utilização do JPEG, tais como:

a) Ter o compromisso entre a taxa de compressão e a qualidade da imagem, de forma que, sob o aspecto visual, elas possam ser utilizadas em interpretações.

b) Ser aplicável a todo tipo de imagem digital que possua tons de cinza, não sendo, portanto, específico de uma determinada classe.

c) Ter um tratamento computacional compatível com os equipamentos disponíveis no mercado.

d) No processo de quantização, pelo menos quatro modos diferentes:

- compressão seqüencial
- compressão progressiva
- compressão sem perdas
- compressão hierárquica

A sua metodologia para a compressão sem perdas consiste, basicamente, em três passos: Transformada de Fourier, quantização e compressão/descompressão.

Esta seqüência de etapas pode ser melhor entendida através do diagrama de blocos apresentado na figura 4.3.

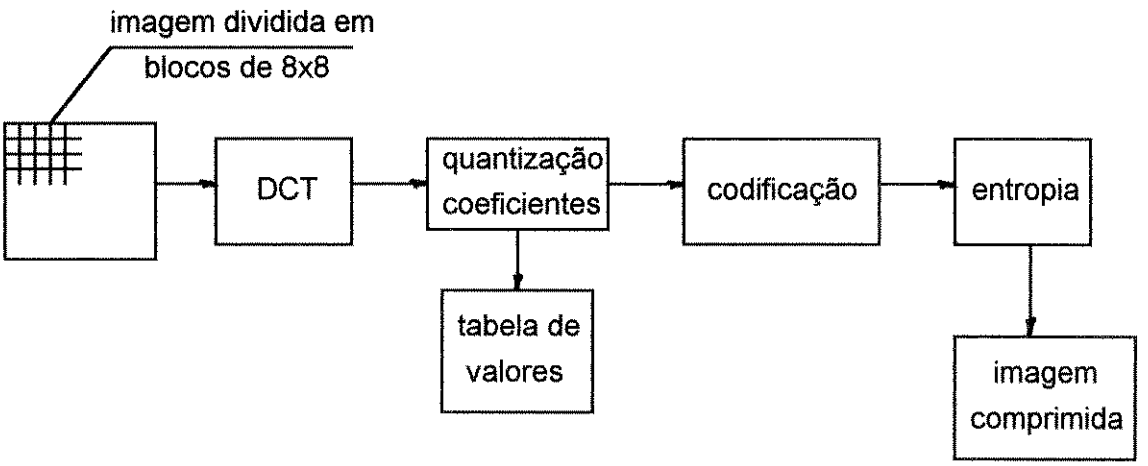


Figura 4.3: Diagrama de blocos representando a compressão pelo método JPEG.

.Aplicação daTransformada

O primeiro passo é a utilização da transformada discreta de cosseno (DCT, do original em inglês *Discrete Cosine Transform*), a qual pertence a uma classe de funções ortogonais bem conhecidas, como a transformada discreta de Fourier (DFT, do original em inglês *Discrete Fourier Transform*).

Essa transformação é realizada para mudar o tratamento dos dados de entrada, ou seja, faz-se uma mudança do domínio espacial para o domínio de freqüências, para se obter uma discretização dos valores dos elementos de imagem.

Os valores a serem discretizados são aqueles onde uma imagem é representada sob a forma de uma matriz de dimensões nxm, e em cada posição dessa matriz tem-se um *pixel* com um valor associado

Para realizar a DCT, inicialmente faz-se uma repartição da imagem em blocos de dimensões n'xn', para que sejam observadas características de similaridade e em cada bloco será aplicada a DCT [32].

Após a aplicação da DCT, é gerada uma nova matriz de nxm com novos valores que representam as freqüências espaciais, onde o valor que se encontra na posição 0,0 é chamado de coeficiente DC e os demais de coeficientes AC. O coeficiente DC representa uma média de todos os valores da matriz original, sendo de uma ordem de grandeza superior aos demais dessa matriz.

Em Nelson [32] e Wallace [33] encontra-se uma ampla discussão sobre a aplicação da DCT neste tipo de compressão e em Nelson [32] há sugestões de implementação.

.Quantização dos Coeficientes

Inicialmente os *pixels* da matriz que contém a imagem original apresenta valores discretos, e portanto pertencente ao conjunto de números naturais (N^2). Com a aplicação da transformada (DCT), a matriz resultante apresenta valores tipo ponto flutuante, ou seja, números reais que pertençam ao R^2 e portanto necessitam mais espaço para serem armazenados do que a original. Assim, há a necessidade de reduzir o número de *bits* ocupados. Isto sendo realizado, há um descarte das informações que não são visualmente significantes.

Essa redução consiste em diminuir a precisão dos valores da tabela, bem como representá-la por apenas números inteiros. Essa metodologia é chamada de quantização e novamente utiliza-se uma matriz para efetuá-la.

Para cada elemento da matriz da DCT existe um valor correspondente na matriz de quantização geradora de número inteiros, p.ex., 0 - 255. Esses valores indicam qual o tamanho dos passos (*step size*) que vão ser utilizados para representar os novos valores inteiros. Com isso, alguns valores são eliminados e outros desprezados (assumidos como zero), devendo-se considerar que este procedimento afetará a qualidade da imagem.

Em Jain [34] tem-se um longo tratamento sobre os conceitos de quantização, bem como várias metodologias para realizá-las e respectivas aplicabilidades.

.Compressão

A etapa do processo de compressão está dividida em três fases. A primeira fase muda o coeficiente DC (valor que se encontra na posicão 0,0 na matriz de transformada) de um valor absoluto para um valor relativo. A seguir, os valores são arrumados em uma seqüência *zig-zag*, de forma que os valores de baixa freqüência antecedam os valores de alta freqüência. Finalmente, os dados são comprimidos por dois mecanismos (a escolher) que são entropia e *run length enconding - RLE.*

iv) Para realizar a descompressão aplica-se a esses valores a transformada inversa (IDCT) reconstituindo-se os nxn valores da base de dados.

v) As transformadas que são aplicadas no processo podem ser escritas na forma:

$$F(i,j) = \frac{1}{\sqrt{2N}} C(i)C(j) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) * \left[\frac{(2x+1)i\pi}{2N}\right] \cos\left[\frac{(2y+1)j\pi}{2N}\right]; \qquad \text{(eq 4.9)}$$

$$f(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2N}} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} C(i)C(j)F(i,j) * \cos\left[\frac{(2x+1)i\pi}{2N}\right] \cos\left[\frac{(2y+1)j\pi}{2N}\right]; \qquad \text{(eq.4.10)}$$

onde:

$C(i)=C(j)=\frac{1}{\sqrt{2}}$, se i ou j for igual à zero;

C(i)=C(j)=1, se i ou j forem diferentes de zero

Limitações do Método:

Algumas considerações sobre este método podem ser ditas, como as diferenças visuais entre a imagem original e comprimida.

É verificada a modificação visual da imagem devido a presença de um borramento, originado do truncamento ocorrido e ao modo de codificação dos coeficientes. Também é observado um reticulado na imagem comprimida, que é devido a divisão por blocos e a aplicação da transformada nesses blocos. Com estas alterações, em relação aos padrões iniciais da imagem original, a imagem comprimida pode ter a sua aplicação restrita.

No tocante ao tratamento computacional empregado, os equipamentos devem possuir adequado *hardware* para cálculos matemáticos, pois são realizadas muitas operações matemáticas de grande monta.

Algumas das soluções da DCT ou de sua inversa podem apresentar equações transcedentais que são de difícil solução, embora seja possível aplicar uma solução numérica e obtém-se valores aproximados, o que pode levar a uma diferença visual significante entre as duas imagens.

iv) MPEG

O MPEG (Grupo de Especialistas em Imagens em Movimento (do original em inglês, *Motion Picture Expert Group*), reunido em 1988, desenvolveu padrões de representação codificadas de movimento e áudio associado a imagens. A aplicação desses padrões são o armazenamento e posteriormente a recuperação parcial dessas informações [35] e [36].

A diferença fundamental entre o JPEG e o MPEG é que o segundo utiliza a teoria do movimento compensado dos blocos preditos (MCP, do original em inglês *block-based motion compensated prediction*), que consiste em um método geral para análise de imagens em movimento.

Uma outra diferença importante é que o MPEG tem sido aplicado em situações específicas, ou seja, em imagens que possuam profundidade de 8 *bits* e um modo de varredura (sequencial). Brilho e contraste são parcialmente codificados em tabelas. Assim, o campo de utilização fica sendo mais restrito.

O tratamento das informações no domínio espacial é muito semelhante ao JPEG. Os dados das imagens são codificados em blocos 8x8, onde são aplicadas DCT bi-dimensionais., o que resulta em 63 coeficientes AC que são mapeados por uma varredura zig-zag para uma verificação dos coeficientes que podem ser assumidos como valor zero. Os coeficientes restantes são quantizados, codificados e finalmente a eles são atribuídos símbolos de comprimento variável baseados na metodologia de Huffman.

Como se percebe, a base deste padrão é a codificação no domínio de freqüências, onde é feita uma análise separada por bandas dos padrões de áudio e vídeo [35].

Aplicações cotidianas como televisão, teleconferências, *video-games*, bem como especificações técnicas de quais tipos de equipamentos geram este padrão podem ser observadas em [37].

v) Fractais

A compressão por fractais é baseada na repetição do mesmo objeto de estudo (imagem) por muitas vezes e em uma escala cada vez menor. Considerando que as reduções são realizadas muitas vezes, tem-se que estabelecer um limite no processo. Este limite é conhecido como ponto de convergência e ocorre quando a imagem não apresenta alteração em relação a redução anterior [38]. Quando este limiar é atingido obtém-se ao que é chamada de imagem fixa (*fixed image*), que é um *fractal*.

Um fractal também pode ser denominado como triângulo de Sierpinski [36] e define todas as transformações que ocorreram sobre a imagem.

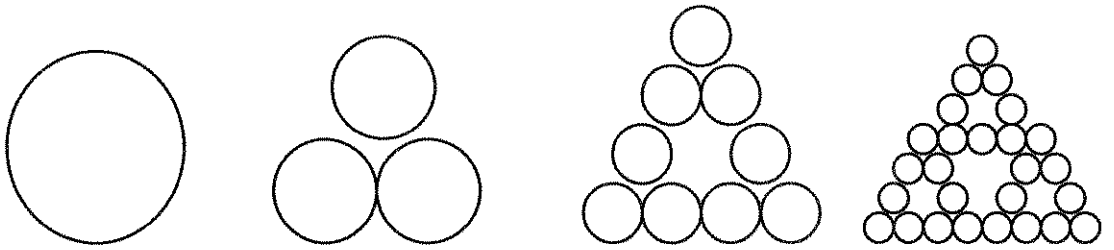


Figura 4.4: Representação esquemática do processo de redução da imagem.

O conjunto das transformações utilizadas para obtenção de um fractal é definido como configuração e, se for bem conhecida, pode reproduzir a imagem original.

Essas transformações consistem em operações de aumentar, diminuir, girar, escalonar e fazer translações no objeto de estudo e são conhecidas como *affine transformations*.

As informações que devem ser armazenadas em memória computacional são aquelas referentes apenas as transformações aplicadas e não as do objeto final, pois elas são em menor quantidade [39].

Maiores detalhes teóricos e formulações matemáticas podem ser observadas em [39]. Sugestões de implementações e comparações com outros métodos de compressão com perdas, como JPEG e *Wavelets* pode ser obervados em [38].

Capítulo 5

Materiais e Métodos

Este capítulo se destina a descrever como foi realizada a aquisição, o processamento e a análise das imagens. Será feita também uma descrição suscinta de cada uma das etapas do algoritmo compressor e a apresentação dos resultados.

5.1) O Exame da Ventriculografia Radionuclídica (*Gated Blood Pool Study*)

As diversas patologias ou anormalidades que podem acometer o coração fazem com que o seu sincronismo seja afetado ou mesmo que a sua função como bomba fique com sua capacidade limitada. Assim, pode-se realizar estudos como a ventriculografia radionuclídica, também conhecida como *gated blood pool study*, para se avaliar a atividade cardíaca. Este exame é uma modalidade de imagem dentro da Medicina Nuclear que visa avaliar a função ventricular, fornecendo para tanto, parâmetros qualitativos e quantitativos do ciclo cardíaco. Dentre esses parâmetros pode-se ressaltar a fração de ejeção, a cinética (análise de amplitude das paredes cardíacas) e o sincronismo de movimentação das diversas regiões do coração (análise de fase) [11].

Para a formação das imagens utiliza-se a marcação de hemácias. Essa marcação é obtida através da utilização de um fármaco contendo 10mg de pirofosfato e 2 mg de cloreto estanoso e que se apresenta em uma forma liofilizada, estéril e apirogênica, sendo reconstituído com solução fisiológica. Após a reconstituição, é administrado de maneira e.v. no paciente, fazendo com que as células vermelhas do sangue sofram oxi-redução. O tempo necessário para que esta reação ocorra é de aproximadamente 20 minutos. Após este tempo, administra-se também de maneira e.v., o radionuclídeo ^{99m}Tc na dose de 740 MBq (20 mCi). Este elemento é um emissor gama puro que libera fótons de 140 KeV de energia e possui meia-vida física de seis horas. O elemento radioativo irá se fixar nas células que sofreram a oxi-redução, tornando o sangue radioativo, e portanto, passível de detecção através do sistema cintilográfico. Essa técnica de marcação de células é denominada de marcação *in vivo* [4].

5.1.1) Aquisição

A aquisição deste tipo de imagem se realiza através do sincronismo do ECG proveniente do paciente com as imagens cintilográficas. O sinal captado pela monitorização eletrocardiografica é enviado ao computador que está acoplado a câmara de cintilação. Este, por sua vez, divide o intervalo entre duas ondas R consecutivas (intervalo R-R) em 32 quadros, como mostra a figura 5.1. O intervalo R-R corresponde a um ciclo cardíaco completo, ou seja, monitorando-se toda a atividade cardíaca que ocorre entre as fases de diástole e sístole.

O objetivo de dividir o intervalo R-R em quadros é de reproduzir de maneira mais precisa possível a variação volumétrica das câmaras cardíacas, que é estabelecida pela mudança de contagens detectadas pelo sistema no decorrer do tempo.

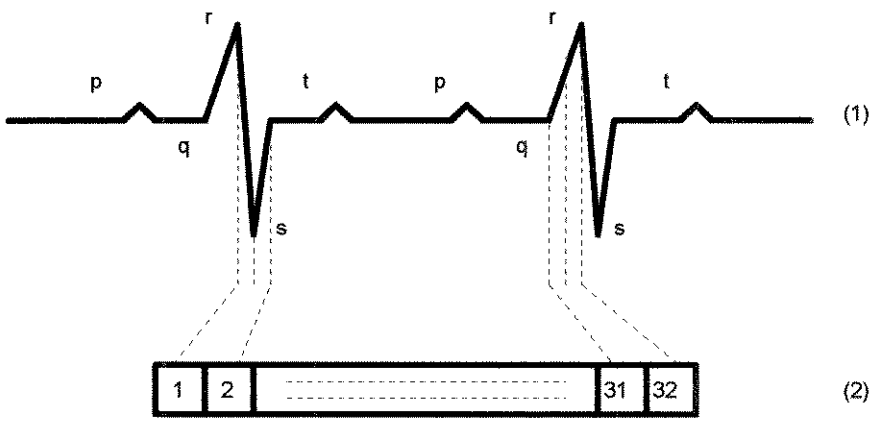


Figura 5.1: Representação esquemática da correspondência eletromecânica do ciclo cardíaco. (1) ECG e (2) Divisões do ciclo cardíaco nos 32 quadros.

Para cada um dos intervalos R-R tem-se um conjunto de imagens cintilográficas associado e para cada novo intervalo verificado tem-se a formação de novos quadros que serão alocados em suas respectivas posições, fazendo com que haja uma somatória de contagens detectadas em cada um deles, formando as imagens finais, por acúmulo de contagens.

Deve-se ressaltar aqui, que não se trata de uma metodologia 3D, mas sim de uma aquisição bi-dimensional que possui estruturas contribuintes em profundidade.

i) Método de Aquisição:

Após a marcação das hemácias são realizadas duas aquisições diferentes com o paciente em repouso na posição supina, sob a câmara de cintilação, como mostra a figura 5.2. A primeira aquisição é realizada com o detector em posição oblíqua anterior esquerda (OAE), onde tenta-se obter uma imagem plana do coração que possua a melhor separação ventricular e de menor contribuição atrial. Nesta posição é observada a movimentação das regiões septal, apical e lateral. A segunda aquisição a ser feita é com o detector na posição anterior (AP), onde se pode observar as paredes inferior e anterior do coração.

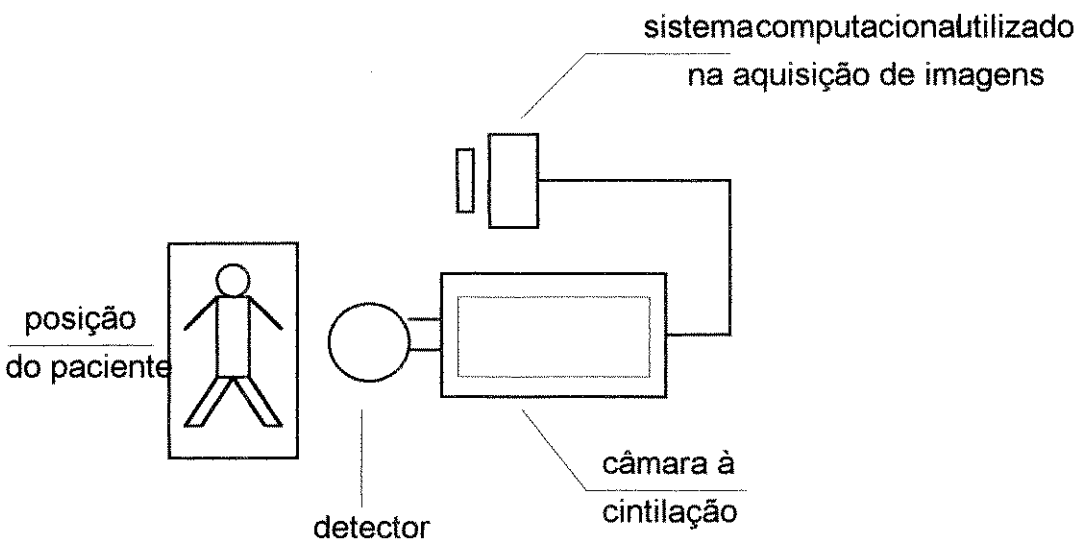


Figura 5.2: Esquema ilustrando a posição relativa do paciente para a aquisição do estudo cintilográfico

A aquisição das imagens cintilográficas se inicia com a determinação automática da frequência cardíaca média do paciente em estudo. Isto é feito tomando-se os cinco primeiros ciclos cardíacos monitorados, sendo então, determinado um intervalo de aceitação dos eventos de ± 5% do valor médio calculado do intervalo R-R. Dessa forma, os batimentos que não possuirem valores que satisfaçam o intervalo de aceitação não serão considerados.

É utilizado o modo de aquisição *forward-backward by thirds* (ou *merged*) [40], que consiste em fazer a divisão do intervalo R-R em três partes, sendo as duas primeiras no modo de aquisição *forward*, ou seja, os quadros são armazenados a partir do início de uma onda R (primeiro quadro) em sentido ao último, sendo o término no início de uma nova onda R e na terceira parte do intervalo a aquisição é feita no modo *backward*, que consiste em armazenar os batimentos a partir do 32° quadro em sentido ao primeiro quadro, o que resulta em um ciclo cardíaco composto por 22 quadros de aquisição *forward* e 10 quadros de aquisição *backward*. Este modo de aquisição composto é utilizado visando diminuir problemas que acontecem quando são utilizados os métodos *forward* ou *backward* isoladamente, ou seja, quando batimentos que pertencem ao intervalo de aceitação são muito curtos ou muito longos, geram problemas de baixa contagem nos primeiros quadros ou nos últimos quadros [40]. As imagens assim adquiridas, possuem uma alta resolução temporal, com valores típicos da ordem de 20 milisegundos.

As imagens obtidas totalizam 10 milhões de contagens nos 32 quadros, ,ou seja, cada um dos quadros tem em torno de 300 mil contagens, número condizente com uma boa densidade de informação. Cada quadro da sequência é adquirido em matriz de 64x64 *pixels* e com 16 *bits* de profundidade. A figura 5.3 apresenta uma seqüência típica do ciclo cardíaco obtido com esta metodologia nesta modalidade de imagem . Por uma questão de simplificação os 32 quadros foram somados dois a dois estando, portanto, representados aqui apenas 16 quadros.

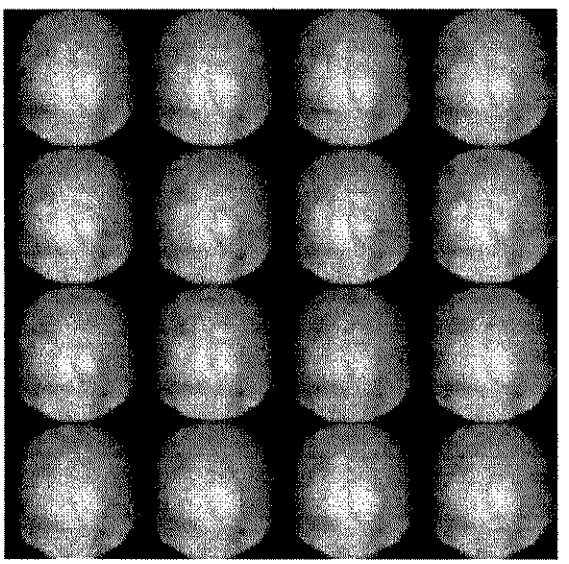


Figura 5.3: Exemplo típico de uma aquisição do ciclo cardíaco por meio da ventriculografia radionuclídica

O equipamento utilizado para a realização deste tipo de estudo foi uma câmara de cintilação Siemens, modelo LEM+, com colimador de uso geral (LEAP), acoplada ao sistema computacional MaxDelta-Siemens cujo processador é o MicroVax 3300, para armazenamento e processamento das imagens. Este equipamento se encontra no Serviço de Radioisótopos da Divisão de Diagnóstico por Imagem do Instituto do Coração - HCFMUSP e é utilizado na rotina clínica.

5.1.2) Processamento

Após a aquisição, realiza-se o processamento das imagens obtidas através de *software* que acompanha o equipamento. Este procedimento é feito com o objetivo de se extrair informações (parâmetros) morfológicas e funcionais da atividade cardíaca. Uma boa estimativa desses parâmetros é feita através de uma metodologia computacional, que emprega a aplicação de filtros espaciais e transformadas de Fourier [16].

Inicialmente é aplicada uma máscara de convolução através de um filtro espacial de média ponderada de nove pontos com valores 1; 2; 1; 2; 4; 2; 1; 2; 1, numa tentativa de se obter uma melhoria visual na qualidade das imagens, possibiltando uma melhor visualização na separação entre as estruturas que a compõem. Também é aplicado um filtro temporal de média entre três imagens com pesos 1; 2; 1, para diminuir possíveis diferenças entre as imagens. Após esse procedimento, é traçada manualmente uma **região de interesse** ("ROI"), por um operador com experiência na área, nas imagens de sístole e diástole. Na realização deste traçado são observadas as separações ventriculares e atriais, para que não haja contribuição de outras estruturas na determinação das contagens dentro dos "ROIs".

A correta determinação desses contornos é um fator preponderante na precisão do cálculo dos valores quantitativos, que são os parâmetros funcionais a serem determinados.

Através deste procedimento, tem-se a variação de contagens entre as imagens que compõe o ciclo cardíaco e ,com isso, pode-se obter os valores dos diversos parâmetros quantitativos da função ventricular. Entre esses parâmetros está a curva de volume ventricular, que representa a variação de contagens dentro dos "ROIs" nos 32 quadros, conforme ilustração apresentada na figura 5.4.

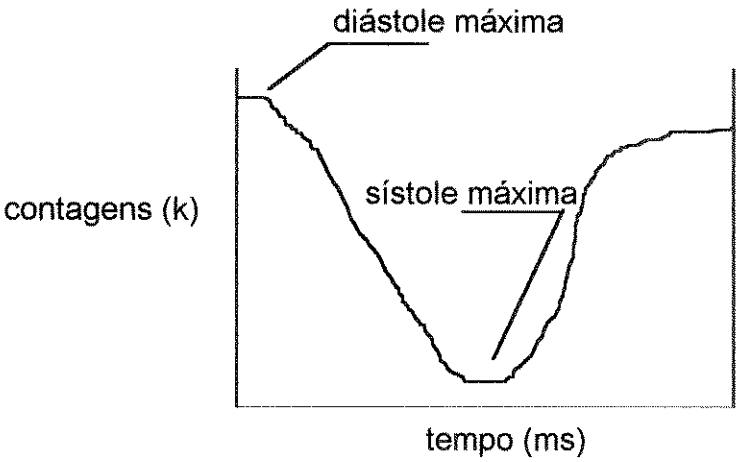


Figura 5.4: Exemplo típico de curva de volume ventricular

Outro parâmetro de grande relevância é a fração de ejeção ventricular global (FEV), que é determinada através da diferença das contagens verificadas nos "ROIs" de diástole máxima e sístole máxima, sendo descontado o valor da radiação de fundo ou *background* (BKG). O *background* pode ser definido como as emissões radioativas provenientes e detectadas por órgãos e/ou estruturas diferentes daquela do estudo em questão e que se encontram próxima a esta. O valor do BKG é determinado através de um "ROI" desenhado próximo à parede livre do ventrículo que se quer determinar a fração de ejeção. A determinação do BKG visa normalizar as contagens da região de interesse baseadas em valores de estruturas que se disponham próximas ao coração [40].

A diferença entre as áreas de interesse representa a variação volumétrica das câmaras cardíacas. A expressão para a determinação da FEV é dada por:

$$FEV = \frac{Dmáx - Smáx}{Dmáx} x100\% \qquad \text{(eq 5.1)}$$

onde:

Dmáx= número de contagens na "ROI" da imagem de diástole máxima descontado BKG.

$S_{máx}$= número de contagens na "ROI" da imagem de sístole máxima descontado o BKG.

A fração de ejeção também pode ser calculada de uma maneira regionalizada onde o coração é considerado, idealmente, em uma forma elipsoidal e dividido em nove regiões. Cada uma delas tenta representar porções das paredes do músculo cardíaco. A forma de cálculo dos valores para cada região se faz de maneira análoga à fração de ejeção global.

A partir dos valores que compõem a curva de volume ventricular pode-se calcular as taxas de enchimento e esvaziamento, que são as derivadas máximas nos instantes em que o ventrículo se encontra na diástole e sístole máxima, representando máxima capacidade de enchimento e esvaziamento do coração, respectivamente. O valor dessa derivada é calculada através das diferenças entre um determinado ponto contido na curva de volume ventricular e o seu vizinho seguinte.

As expressões matemáticas para o cálculo das taxas de enchimento e esvaziamento são dados por:

$$txench = \frac{Dermáx}{Dmáx} \qquad \text{(eq 5.2)} \qquad\qquad txesv = \frac{Dermín}{Dmáx} \qquad \text{(eq 5.3)}$$

onde:
Dmáx = foi definida acima;
Dermáx = derivada máxima da curva de volume ventricular
Dermín = derivada mínima da curva de volume ventricular

A figura 5.5 representa esquematicamente os pontos de determinação desses dois parâmetros na curva de volume ventricular, bem como a curva da derivada dos pontos que compõem a curva de volume ventricular.

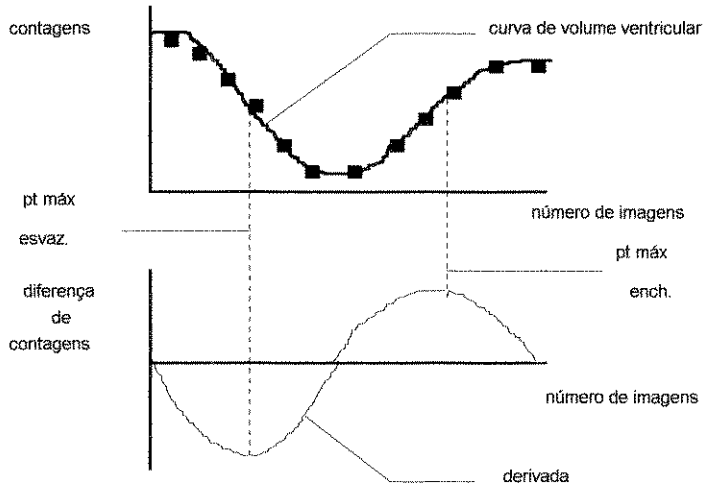


Figura 5.5: Representação gráfica dos pontos que representam a taxa de enchimento e esvaziamento na curva de volume ventricular.

Parâmetros qualitativos da função ventricular cardíaca também podem ser obtidos através da ventriculografia radioisotópica, ao analisar o comportamento da movimentação das paredes das câmaras ventriculares. Esta análise consiste em avaliar quando e quanto as paredes estão se movimentando durante o ciclo cardíaco, sendo feita com o auxílio das figuras de fase e amplitude, que são obtidas através do cálculo da série de Fourier em sua primeira harmônica, gerando uma imagem em escalas de cor. Cada cor representa uma etapa temporal da movimentação cardíaca. A apresentação dessas imagens também pode ser feita em tons de cinza.

Todas as etapas do processamento acima descrito foram realizadas com as imagens originais, sendo que as imagens comprimidas sofreram o mesmo tipo de processamento, a menos da etapa do filtro espacial, pois o algoritmo empregado neste trabalho, ao fazer a quantização dos coeficientes, elimina as informações provenientes de alta freqüência e,portanto, se comporta como um filtro passa-baixa [15]. Dispensa-se assim, a aplicação da máscara de convolução espacial para suavização das imagens.

5.2) O Algoritmo Compressor

Foi utilizado o método da transformada discreta dos cossenos (DCT), que objetiva eliminar as informações redundantes através da transformação do domínio espacial para o domínio de freqüências, podendo então evidenciar as redundâncias contidas na imagem. A DCT descreve os dados originais como uma somatória de funções cosseno, que é uma classe de funções ortogonais bem conhecida.

Após a aplicação da DCT na imagem, os dados resultantes formam uma matriz de coeficientes que correspondem às amplitudes dos cossenos em cada uma das freqüências presentes na imagem.

Imagens médicas, especialmente as de Medicina Nuclear, apresentam muitas regiões de homogeneidade, o que permite afirmar que nessas regiões são encontrados *pixels* de valores muito próximos e, por apresentarem tal semelhança, podem ser retirados ou representados de maneira reduzida, diminuindo assim o tamanho da informação original.

Quando da aplicação da transformada de Fourier em uma imagem, o resultado dela é uma matriz de coeficientes que corresponde a amplitude dos cossenos de todas as frequências presentes na imagem. Entretanto, muitos dos componentes espectrais que apresentam um ordem alta são pequenos, podendo ser codificados em poucos *bits*. Se para a representação da imagem forem considerados todos esses coeficientes, não há compressão. Para que haja compressão alguns desses coeficientes devem ser desprezados. Portanto, nesta etapa do algoritmo há perda da informação original.

Um possível critério a ser adotado para desprezar os coeficientes é a aplicação de um limiar de corte, que no presente caso é um valor percentual do cálculo da energia média.

A energia média pode ser definida por:

$$em = \frac{\sqrt{\sum_{1}^{n} |pixel|^2}}{n} \qquad \text{(eq 5.4)}$$

onde:

em = energia média

n = número de *pixels* da imagem

pixel = valor de cada um dos elementos de imagem

Outros valores de limiar de corte não foram estudados, visto que a experiência do InCor nesta área e a literatura (44) mostram que 30% da energia média é o máximo aceitável para interpretação clínica visual.

O algoritmo de compressão foi desenvolvido e implementado utilizando-se linguagem C em um computador VAX 6420 e atua isoladamente em cada um dos 32 quadros da imagem de ventriculografia. As etapas do algoritmo serão descritas, a seguir, de maneira simplificada .

5.2.1) Aplicação do Algoritmo

Inicialmente é retirado o cabeçalho do conjunto das 32 imagens e aplica-se sobre cada uma delas a DCT. Cada *pixel,* de cada imagem, conterá, o valor do coeficiente associado da transformada, apresentando-se em valores do tipo ponto flutuante.

O valores em ponto flutuante usam o formato IEEE (*Insitute of Eletrical and Eletronics Engineers*), onde os valores com precisão simples podem ter 4 bytes.

A partir do valor dos coeficientes calcula-se o valor da energia média da imagem e do valor encontrado aplica-se o limiar de corte. Os coeficientes que apresentarem valores inferiores ao resultado obtido serão modificados e considerados zero.

De uma forma geral, os valores considerados como zero correspondem a elementos da imagem que apresentam freqüências altas e podem ser associados ao ruído intrínsico da imagem.

Assim, o algoritmo atua como um filtro passa-baixas, o que produz um efeito de suavização na imagem.

5.2.2) Quantização dos Coeficientes

Os coeficientes que apresentam valores acima do limiar de corte são quantificados em uma tabela, de maneira que ocorra uma redução dos *bits* necessários para representá-los, mantendo-se também uma precisão suficiente para que se consiga obter uma imagem com qualidade adequada para posterior análise.

A quantificação é realizada através de uma correspondência entre os coeficientes da transformada que se apresentam em valores reais (representados em até 4 *bytes* no compilador utilizado) e os valores da tabela que, no presente caso, são valores discretos podendo representar até 2^{12} valores que requerem até 12 *bits* para sua representação. Devido a esta redução do número de valores que irão fazer parte da quantização há perda adicional da informação original.

Apenas os valores não considerados como zero serão utilizados na formação do arquivo comprimido. Por este motivo, somente esses valores contribuirão para a formação da tabela.

O intervalo de discretização entre os valores é calculado pelo algoritmo, tomando-se como base o valor máximo, mínimo dos coeficientes, e o número de coeficientes que a imagem possui.

A figura 5.6 é uma representação esquemática da etapa de quantização dos coefientes e a determinação dos intervalos para a construção da tabela.

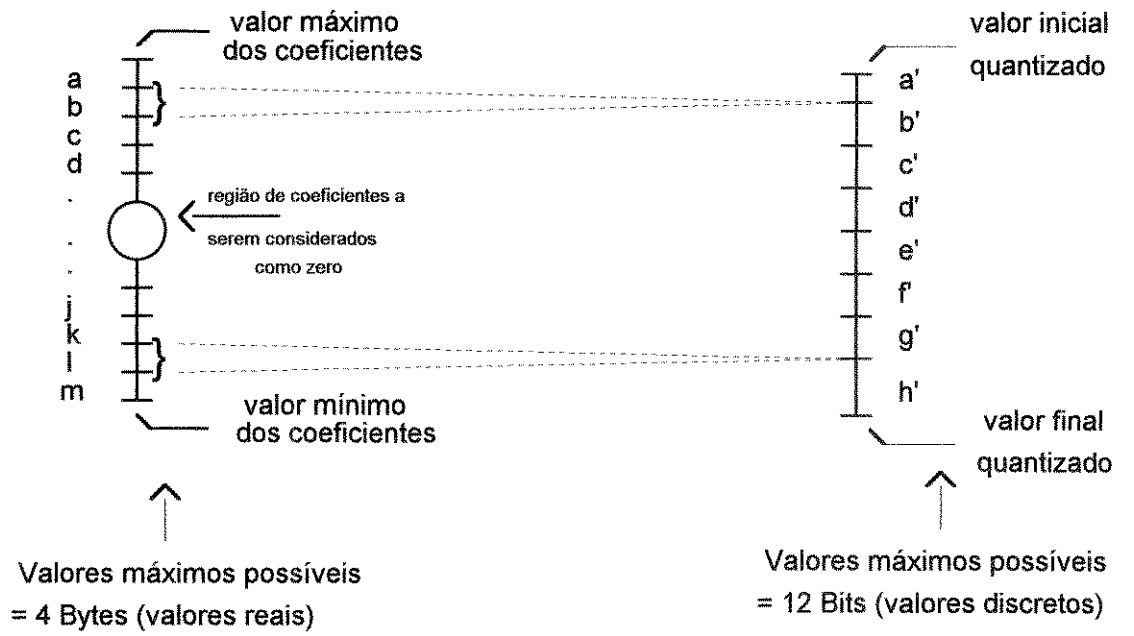


Figura 5.6:Conversão dos coeficientes da matriz em elementos da tabela de valores discretos.

5.2.3) Alocação dos Novos Coeficientes

A posição dos coeficientes não considerados como zero é codificada através da técnica de *quadtree* [16], que consiste em partilhar uma imagem,

seguindo critérios de homogeneidade, em quatro quadrantes. Cada um deles é novamente dividido em quatro e assim sucessivamente até o nível do *pixel*. Para cada uma das divisões que ocorre é associado um código, que informa quantas divisões ocorreram e qual o quadrante ele se encontra. Dessa forma, código final informa com precisão a posição dos *pixels*.

Para um melhor entendimento desta metodologia, a figura 5.7 mostra a representação da divisão de uma imagem hipotética de dimensões 8x8 e os valores que são associados a cada *pixel* para a sua correta localização.

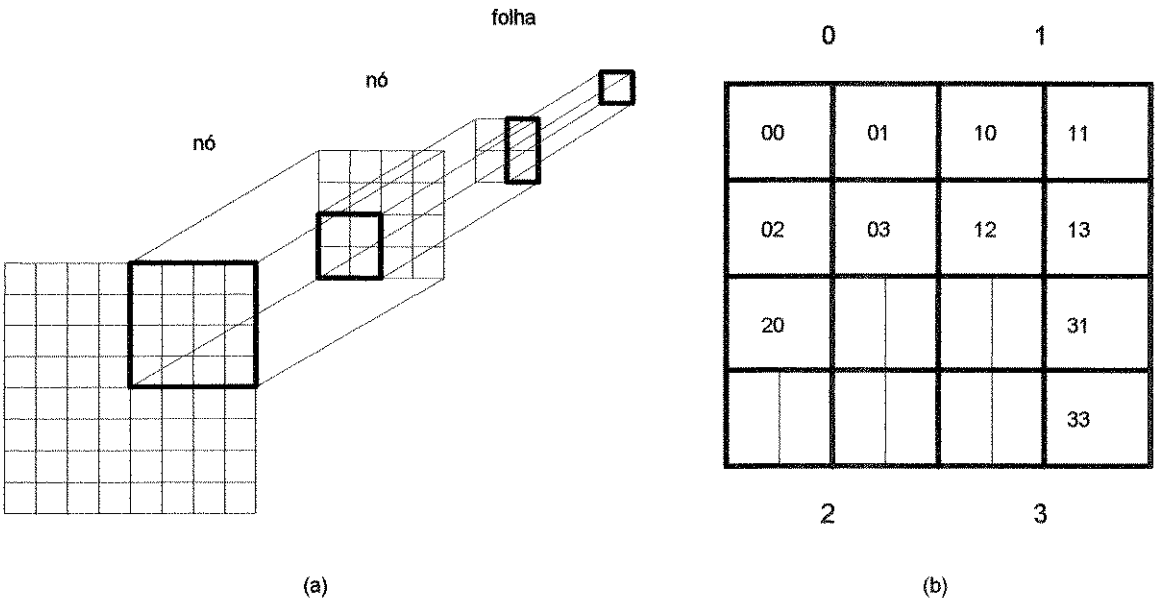


Fig 5.7: Esquema representando a partição da imagem até nível de *pixel* (a) e a codificação de cada *pixel* dentro da imagem (b).

5.2.4) Arquivo Comprimido

Após todas essas etapas, obtém-se, para cada *pixel* que compõe cada uma das 32 imagens, informações a respeito de sua posição e valor (intensidade). É criado um pequeno cabeçalho que contém informações sobre a posição dos *pixels*, do valor dos coeficientes na tabela e o intervalo entre eles, os limites inferiores e superiores da tabela de discretização, o valor da energia média, o limiar de corte e o número de linhas e colunas da imagem. Com essas informações, não é necessário armazenar a tabela de coeficientes. Para cada

coeficiente armazenado são necessários 18 *bits* para armazenar as informações de posição e valor.

5.2.5) Descompressão

Para que seja realizada a descompressão e se obtenha a imagem final, o algoritmo a realiza imediata e automaticamente ao final da compressão de cada imagem. A sua base de dados são os códigos armazenados no arquivo comprimido.

Com as informações desse arquivo, reconstrói-se inicialemente a tabela dos valores dos coeficientes, obtendo-se os valores de cada *pixel* da imagem final.

São descomprimidas as 32 imagens com matriz de 64x64 elementos e na imagem final coloca-se o novo cabeçalho no formato Siemens para que as imagens sejam reprocessadas no sistema MaxDelta/Siemens.

5.3) Grupo de Estudo

As imagens utilizadas neste trabalho foram obtidas pela ventriculografia radionuclídica, em um total de 120 estudos. O grupo de imagens está classificado com base nos valores de **fração de ejeção do ventrículo esquerdo** (FEVE) e está distribuído da seguinte maneira:

- grupo normal: 27 estudos de função ventricular esquerda normal $\Rightarrow$ FEVE $\geq$ 55%;
- grupo discreto: 31 estudos de função ventricular esquerda deprimida em grau discreto $\Rightarrow$ 45% $\leq$FEVE $<$ 55%;
- grupo moderado: 31 estudos de função ventricular esquerda deprimida em grau moderado $\Rightarrow$ 35% $\leq$FEVE $<$ 45%;
- grupo severo: 31 estudos de função ventricular esquerda deprimida em grau acentuado $\Rightarrow$ FEVE $<$35%.

Os intervalos de exclusão são de uso clínico corrente no Serviço de Radioisótopos do Instituto do Coração (InCor) e por uma questão de simplicidade no tratamento dos grupos, eles serão citados apenas como grupo normal, discreto, moderado e severo.

A escolha das imagens de estudo foi feita após as imagens serem processadas convencionalmente no sistema MaxDelta-Siemens, fotografadas em filme e analisados os seus parâmetros funcionais. Após essa escolha, as imagens foram submetidas ao algoritmo compressor/descompressor no computador VAX 6420, sendo posteriormente reprocessadas no sistema MaxDelta/Siemens, novamente fotografadas nas mesmas condições das imagens originais e avaliadas as informações cardíacas quantitativas.

5.4) Análise das Imagens

Será descrito nos próximos ítens a maneira da qual as imagens foram analisadas e os resultados obtidos através dessa análise.

5.4.1) Análise dos Parâmetros Quantitativos

Os parâmetros quantitativos calculados a partir do conjunto total de imagens (240) foi submetido a uma análise estatística. Ressalta-se aqui, que foi realizada apenas este tipo de análise sobre o conjunto amostral, não sendo feito testes com figuras de mérito, como habitualmente é descrito em trabalhos na literatura [41], [42], [43].

Esta opção foi feita, por se tratar de imagens onde essas figuras já foram abordadas e, portanto, possuem os seus valores determinados, como em Rebelo [41]. No presente trabalho, deu-se uma ênfase maior aos aspectos associados ao diagnóstico clínico, ou seja, preocupou-se mais com a qualidade visual das imagens.

A análise estatística empregada neste trabalho consiste na técnica de análise de variância com medidas repetidas (análise de perfis) , sendo utilizada para estudar os parâmetros funcionais quantitativos (fração de ejeção, taxas de enchimento e esvaziamento) em função do tipo da imagem (original ou comprimida), do grupo (normal, discreto, moderado e severo) e tamanho do arquivo (variação percentual do número de bytes da imagem comprimida em relação à imagem original). Todos os parâmetros funcionais quantitativos foram medidos na mesma imagem, da mesma maneira e nas duas situações distintas: imagem original e após a compressão/descompressão. Sendo assim, esta variável caracterizou as medidas repetidas na mesma imagem.

O perfil de médias de cada grupo é definido pelas médias dos parâmetros funcionais quantitativos em cada estado da imagem. Três são as hipóteses a serem testadas com relação a estes perfis de médias:

H01: Os perfis médios dos quatro grupos são paralelos;

H02: Os perfis médios são coincidentes;

H03: Os perfis médios são paralelos ao eixo x, isto é, não existe diferença entre as médias nos dois estados da imagem.

Vale a pena ressaltar que as hipóteses H02 e H03 somente poderão ser testadas, caso não se rejeite a hipótese H01, ou seja, caso exista paralelismo entre as retas. No caso de rejeição do paralelismo entre as retas, a hipótese H02 deverá ser testada através de contrates, para cada estado separadamente. Além disso, a hipótese H03 também será testada, através de contrastes, para cada grupo separadamente.

5.4.2) Análise dos Parâmetros Qualitativos (Análise Visual)

Para que fossem observadas as possíveis alterações após a compressão/descompressão nos parâmetros qualitativos das imagens, como imagens de amplitude, fase e sequência do ciclo cardíaco e por tratar-se de uma análise subjetiva e pessoal, todas as imagens foram analisadas por dois observadores médicos com experiência na área. As respostas desses observadores foram apontadas em questionário único para cada imagem e que foi preenchido no momento da análise. Este questionário procurava abranger de maneira global os aspectos mais significativos das observações.

A análise das respostas dos questionários respondidos pelos observadores médicos foram estudadas através de tabelas de contingências e porcentagens de concordância entre os observadores e/ou entre os dois tipos de imagens.

A análise clínica foi feita individualmente e de forma isolada, sendo que as imagens foram apresentadas uma a uma e de maneira aleatória, sem nenhum conhecimento prévio por parte dos observadores sobre a diferença existente entre elas.

Capítulo 6

Resultados e Discussões

As imagens de estudo ao serem analisadas formam um conjunto de 240 imagens (120 originais e 120 comprimidas). Para este conjunto de imagens, foram analisados os parâmetros quantitativos e qualitativos, discutidos no capítulo anterior. Os resultados desta análise são apresentados a seguir.

6.1) Análise Qualitativa Visual

Neste ítem serão abordadas as primeiras impressões observadas, de maneira visual, sobre as diferenças entre as imagens originais e comprimidas.

6.1.1) Efeito da Suavização

Verificou-se que ocorre uma suavização nas imagens após a aplicação do algoritmo de compressão/descompressão. Deve-se observar, entretanto, que as imagens utilizadas habitualmente no diagnóstico clínico, tanto para a análise visual quanto para a extração dos parâmetros quantitativos, não são da seqüência originalmete adquirida, mas sim a seqüência que sofreu filtragem espacial e temporal, conforme descrito no item 5.1.2.

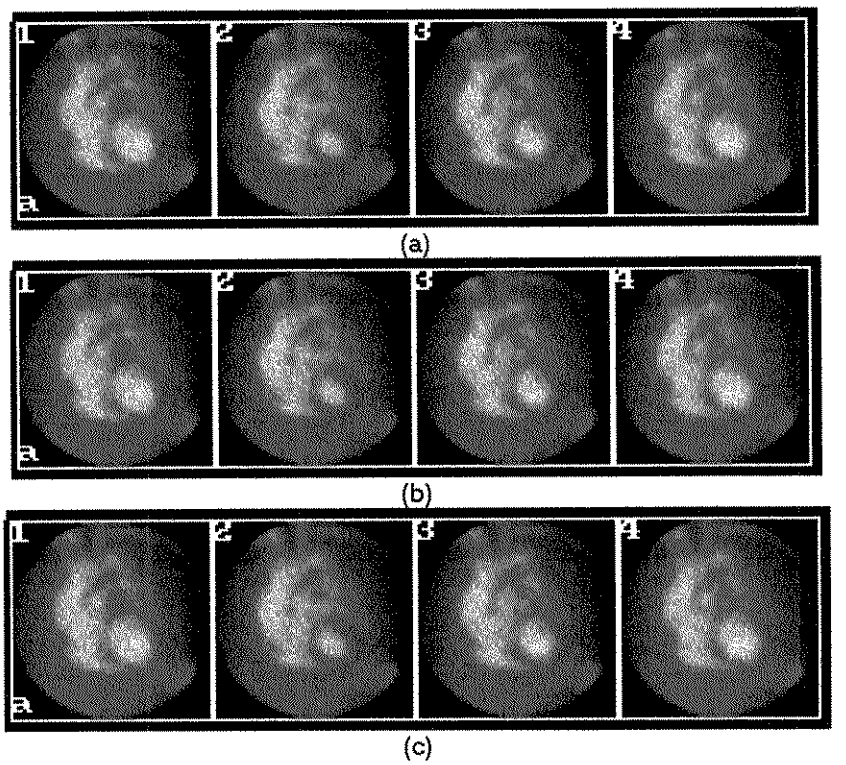


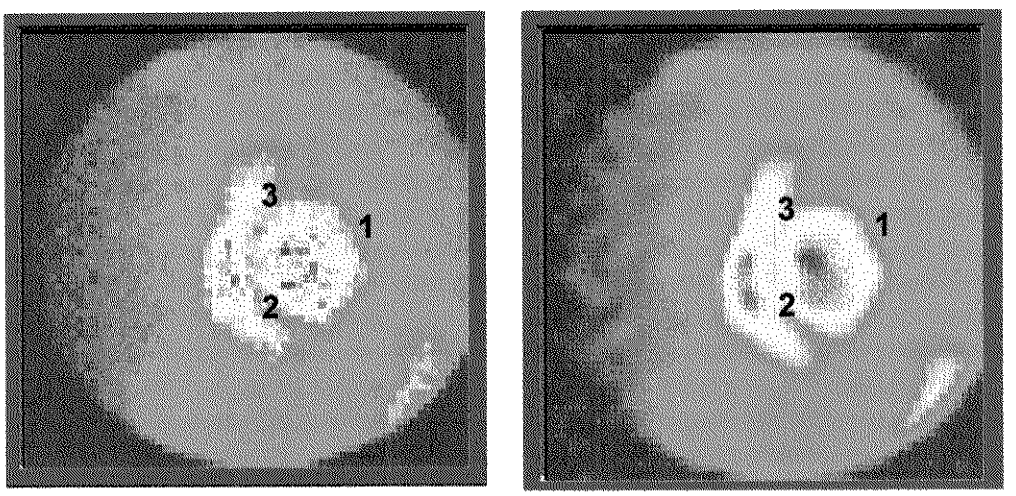
Figura 6.1: Efeito da suavização: Imagem sem nenhum processamento (a), aplicação de uma máscara de convolução de média ponderada de nove pontos (b) e aplicação da DCT com limiar de corte de 30% da energia média (c).

Na figura 6.1, mostra-se o efeito dos dois tipos de processamento em relção a imagem aquirida. Observa-se que, embora os efeitos locais de cada um deles sejam distintos, as características dos objetos que compõem as imagens são mantidas. Isto será abordado mais detalhadamente no item a seguir.

Vale a pena lembrar que o procedimento utilizado experimentalmente constitui em não aplicar o filtro espacial de nove pontos nas imagens de compressão/descompressão.

6.1.2) Morfologia do Coração

Como foi mostrado na figura 6.1, há uma mudança no aspecto visual das imagens nas duas modalidades, sem alterar a morfologia do coração, ou seja, considerando que a seqüência de imagens (b) seja habitualmente utilizada, a aplicação da DCT na seqüência (c) não altera excessivamente as diversas regiões do coração, como pode ser verificado nos locais assinalados na figura 6.2: parede livre (1), separação intra-ventricular (2) e separação intra-atrial (3), além de preservar o tamanho das câmaras cardíacas. Dessa forma, procedimentos posteriores que venham a utilizar esta imagem, como, por exemplo, a determinação das regiões de interesse (ROI) pelo operador manual para o cálculo da fração de ejeção, não ficam prejudicados.



(a) (b)

Figura 6.2: Comparação das regiões cardíacas na imagem filtrada pelo filtro de média ponderada de nove pontos (a) e pela aplicação da DCT com limiar de corte de 30% da energia média (b).

Na figura 6.3 apresenta-se o desenho de um ROI, determinado manualmente em uma imagem original representativa a diástole ventricular cardíaca.

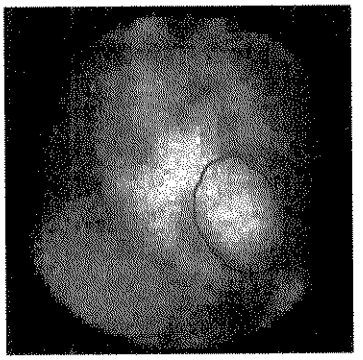


Figura 6.3: Representação esquemática de uma região de interesse (ROI).

6.2) Resultados da DCT

O tempo para efetuar a compressão variou de 2 a 3 segundos por imagem, ou seja, para um estudo completo de 32 imagens, o tempo requerido foi de aproximadamente 3 minutos. Para a descompressão foi gasto 1 segundo por imagem. Assim, para se descomprimir um estudo completo é necessário pouco mais de um minuto.

A taxa de compressão obtida variou de 8,6:1 a 19,6:1, sendo que os valores médios são da ordem de 11:1, incluindo cabeçalho. Apesar de todas as imagens apresentarem sempre o mesmo formato e possuirem o mesmo cabeçalho, esta flutuação de valores da taxa de compressão se deve ao número de coeficientes necessários para codificar a imagem. O número de coeficientes codificados está diretamente associado aos valores dos *pixels* da imagem.

Os valores médios da taxa de compressão com os respectivos desvios padrões podem ser observados no gráfico apresentado na figura 6.4.

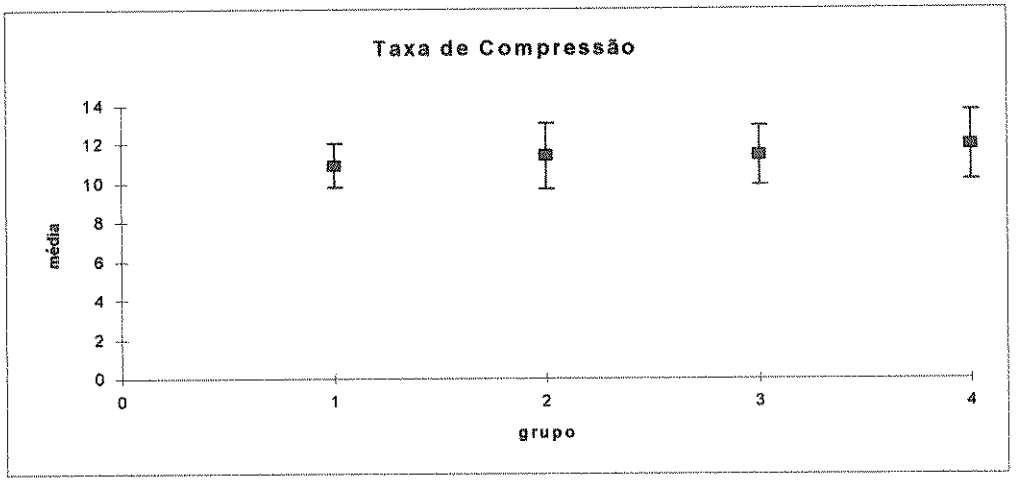


Figura 6.4: Análise gráfica da taxa de compressão nos diferentes grupos de estudo.

Na figura acima entende-se por grupo 1 = normal, grupo 2 = discreto, grupo 3 = moderado e grupo 4 =severo.

Dos valores acima, nota-se que com a diminuição da fração de ejeção a taxa de compressão aumenta. Isto se deve ao fato de pacientes que apresentam uma baixa fração de ejeção, possuirem uma área cardíaca aumentada, o que representa mais elementos de imagem com valores semelhantes e portanto maior redundância. A tabela que representa esses valores se encontra no apêndice B.

Também foi feita uma análise sobre o comportamento dos valores dos *pixels* que se encontram na área cardíaca nas imagens antes e depois da compressão. Nessa análise foram observados dez casos de cada grupo de pacientes, realizando-se uma varredura em todos os *pixels* da imagem e verificou-se que a diferença entre os valores antes e após a compresssão foi menor que 3%, independente do grupo observado.

6.2.1) Entropia

O valor da entropia foi calculado sobre o estudo como um todo, ou seja, foram examinadas todas as imagens que formam a seqüência da ventriculografia radionuclídica. Analisaram-se todos os casos que compõem cada um dos grupos de estudo, tanto nas imagens originais quanto nas imagens descomprimidas, perfazendo um total de 240 observações.

Os resultados são apresentados no gráfico mostrado na figura 6.5, onde está mostrado o valor médio para cada grupo.

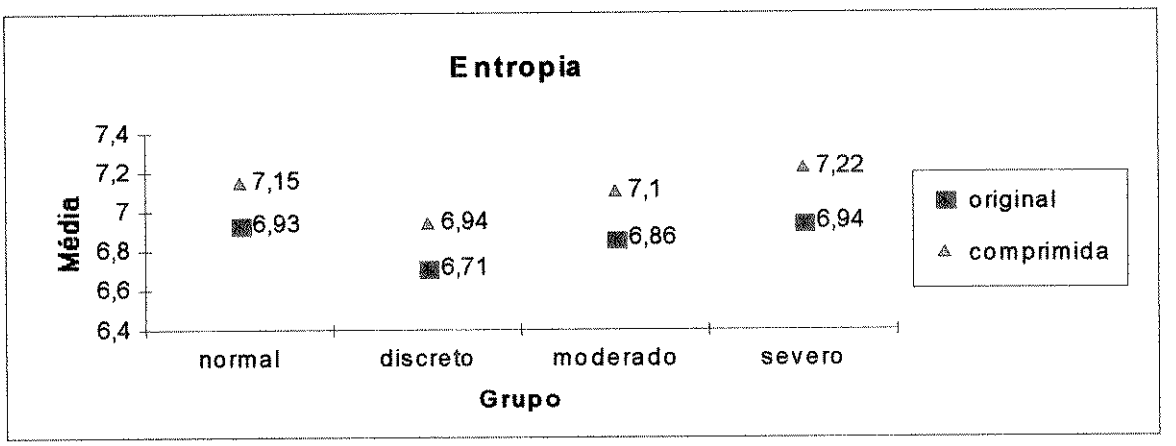


Figura 6.5: Gráfico mostrando os valores de entropia nos diversos grupos de estudo, nos dois tipos de imagens.

Ao contrário do que seria esperado, verifica-se valores maiores de entropia na imagem descomprimida do que na imagem original, uma vez que com a aplicação do algoritmo compressor, supostamente foram retirados dados de alta freqüência da imagem original.

Para um melhor entendimento, faremos uma analogia com a Física da Termodinâmica, onde em um determinado sistema que tem grande desordem de seus elementos, possui um valor alto de sua entropia. Se forem retirados os elementos que provocam a maior desordem (alta freqüência em imagens), o valor da entropia será menor.

Em imagens, a retirada desses elementos que provocam a desordem pode ser feita com a aplicação de um filtro em freqüência. Neste trabalho foi feita a utilização de um valor fixo do limiar de corte da energia média e que possui um comportamento de um filtro ideal. Contudo, devido a esse comportamento, surgem algumas pequenas estruturas na imagem, fora da área cardíaca, de baixa intensidade, mas de alta freqüência e que elevam o valor da entropia.

6.3) Parâmetros Quantitativos

Os resultados dos parâmetros quantitativos obtidos a partir das imagens de estudo estão apresentados abaixo. Na análise de todos os resultados é considerado o nível de 5% (p=0,005) para que as hipóteses testadas sejam rejeitadas.

6.3.1) Fração de Ejeção

A análise da fração de ejeção não demonstrou evidências para a rejeição da hipótese de paralelismo (H01) entre os perfis médios (p=0,4954), indicando que não há efeito de interação entre tipo da imagem (original e descomprimida) e grupo. Em outras palavras, os valores desse parâmetro nos dois tipos de imagens são semelhantes e graficamente as retas são paralelas entre si.

Com relação ao tipo da imagem, não foram encontradas evidências de diferenças de fração de ejeção entre as imagens originais e descomprimidas (p=0,6947).

Com o intuito de verificar se havia superposição das retas, aplicou-se a hipótese de coincidência entre as retas e ao ser testada mostrou um resultado altamente significante (p=0,0001), indicando que a compressão não altera a classificação dos grupos quanto à fração de ejeção.

A tabela 6.3 mostra as estatísticas descritivas da fração de ejeção e a figura 6.6 apresenta a variação deste parâmetro para os quatro grupos nos dois tipos de imagem (original e descomprimida).

	Original		Descomprimida	
grupo	**média**	**desv.padrão**	**média**	**desv.padrão**
normal	62,56	4,85	62,30	5,14
discreto	49,81	3,18	50,13	3,15
moderado	37,03	4,64	37,13	5,74
severo	20,81	5,31	21,23	5,48

Tabela 6.1: Médias dos valores de fração de ejeção e os respectivos desvios padrão para as imagens originais e comprimiadas dentro de cada grupo.

Observa-se um comportamento semelhante entre os grupos, apresentando um paralelismo quase que total. Não há cruzamento entre as retas, indicando que os para os valores que compõem os grupos de estudo existe um comportamento de paralelismo. As imagens originais pertencentes a um determinado grupo após a compressão, em média, não alteram sua classificação.

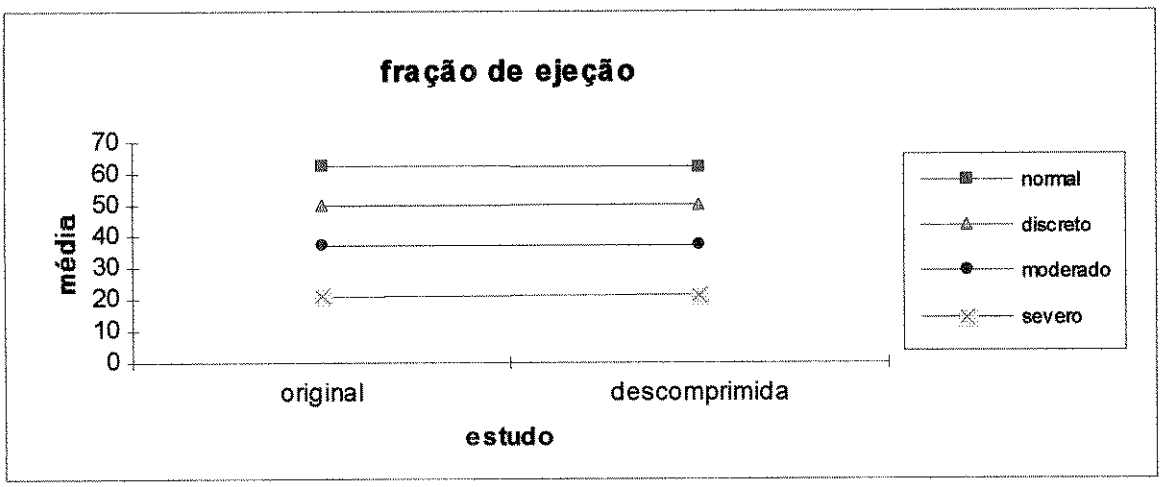


Figura 6.6: Análise de perfis. Observar o comportamento paralelo das retas entre os grupos.

Para quantificar as diferenças dos parâmetros quantitativos nos dois tipos de imagens foi criada a variável delta (erro relativo %), que é calculada seguindo a expressão abaixo:

$$\Delta\% = \frac{FEVE_o - FEVE_c}{FEVE_o} x100\% \qquad \text{(eq. 6.1)}$$

onde:
FEVEo = fração de ejeção de ventrículo esquerdo na imagem original;
FEVEc= fração de ejeção de ventrículo esquerdo na imagem descomprimida.

A distribuição dos valores calculados para esta variável estão representados no histograma abaixo (figura 6.7).

Esta variável, quando aplicada ao parâmetro fração de ejeção, apresenta uma distribuição centrada em zero, seguindo um padrão normal, não havendo tendência para qualquer lado, o que significa dizer que as diferenças sobre este parâmetro, que foram verificadas nos dois tipos de imagens se distribuem uniformemente sobre todas as imagens estudados. A variação verificada foi -7% a 5%, indicando uma diferença muito pequena entre a fração de ejeção dos estados original e descomprimido da imagem.

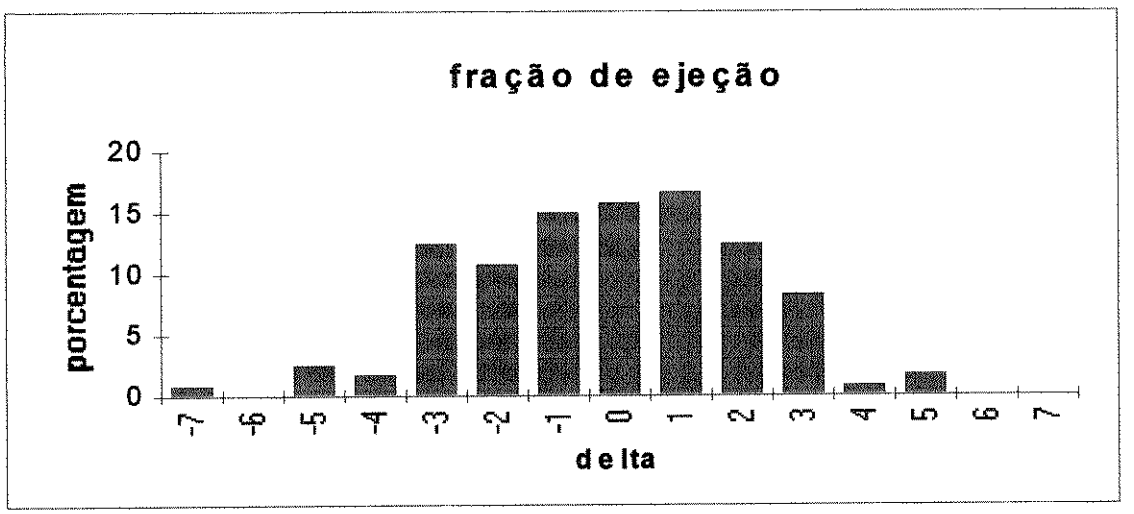


Figura 6.7: Histograma dos valores de fração de ejeção.

6.3.2) Taxa de Enchimento

A análise da taxa de enchimento demonstrou que a média deste parâmetro não segue um comportamento semelhante ao da fração de ejeção, visto que as hipóteses de paralelismo entre os perfis médios foi rejeitada (p=0,0419), indicando que há efeito de interação entre a natureza da imagem e o grupo.

Assim, foram verificados todos os valores de taxa de enchimento e observou-se que dois valores do grupo discreto (caso 39: ench. original =2,87 e

comp.= 3,33; caso 42: ench. original =2,26 e comp.=3,65) e um do grupo normal (caso 27: ench. original =3,79 e comp.= 2,47) apresentavam valores muito acima dos demais, tanto nas imagens originais como nas descomprimidas, mostrando que houve algum problema no cômputo desse parâmetro. O problema em questão está relacionado ao método de cálculo da taxa de enchimento e será objeto de discussão posterior.

Os valores absurdos de taxa de enchimento foram retirados da análise de perfis. A hipótese de paralelismo entre os perfis médios não resultou em diferença significativa (p=0,0853). O nível descritivo da hipótese de coincidência entre as retas foi significante (p<0,0001) e na análise do tipo da imagem, não foram encontradas evidências de diferenças entre as imagens originais e descomprimidas (p=0,3884).

A tabela 6.2 mostra os valores médios da taxa de enchimento e os respectivos desvios padrões para cada um dos grupos.

	Original		**Descomprimida**	
grupo	**média**	**desv. padrão**	**média**	**desv.padrão**
normal	1,67	0,57	1,61	0,42
discreto	1,89	0,50	1,99	0,64
moderado	1,05	0,30	1,07	0,34
severo	0,62	0,19	0,64	0,19

Tabela 6.2: Valores das taxas de enchimento e os respectivos desvios padrões para cada um dos grupos e estados da imagem.

Foi utilizada novamente a função delta para quantificar o erro relativo percentual entre os dois tipos de imagem. Da sua distribuição, observa-se que ela segue um padrão normal, centrada em zero, ou seja, novamente tem-se que os erros se distribuem uniformemente sobre os casos estudados. A diferença entre os valores da taxa de enchimento nas imagens originais e descomprimidas é pequena e varia de -1,4% a 1,3%, mostrando que as diferenças entre os valores calculados nos dois tipos de imagens é pequena, como pode ser observado no histograma da figura.6.8.

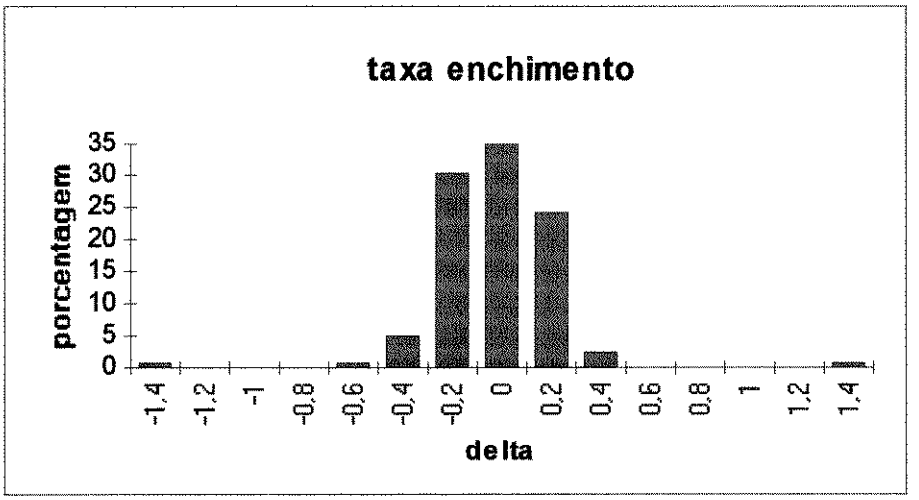


Figura 6.8: Histograma representando a distribuição do erro relativo percentual para os valores da taxa de enchimento nas imagens originais e descomprimidas.

Embora os valores médios da taxa de enchimento sejam semelhantes entre as imagens originais e descomprimidas, observa-se que o grupo discreto apresenta valores superiores ao do grupo normal. Mesmo com a retirada dos casos problemáticos desta análise, observa-se ainda que há a presença de outros casos que apesar de não possuirem valores absurdos elevam, em muito, o valor da média. Uma discussão posterior se faz necessária, para analisar a metodologia empregada na determinação deste parâmetro.

Realizando-se uma análise com a exclusão desses casos, é feita uma nova representação gráfica (figura 6.9) mostrando novamente um paralelismo entre as retas, excetuando-se o grupo discreto.

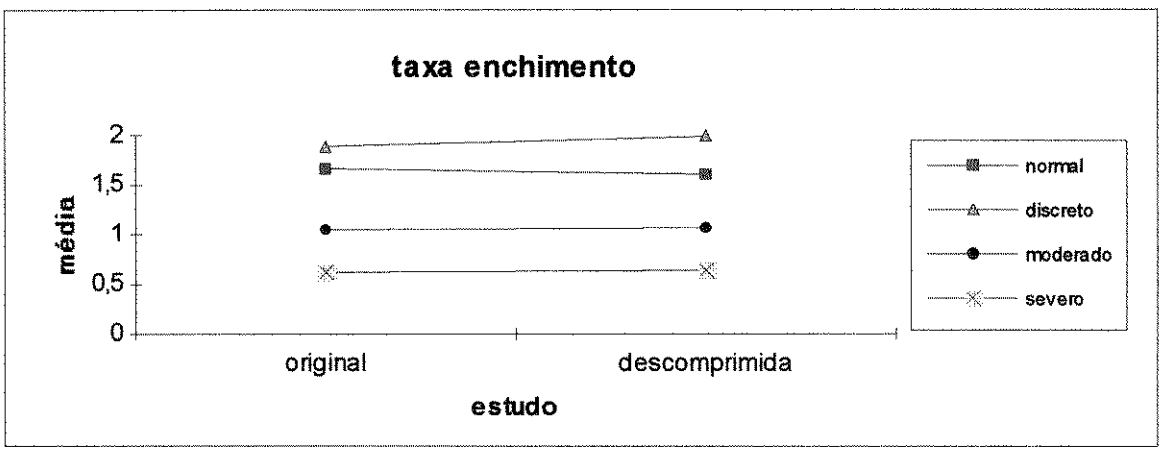


Figura 6.9: Análise de perfis: Observa-se o paralelismo entre três grupos com exceção do grupo discreto.

6.3.3) Taxa de Esvaziamento

A análise das taxas de esvaziamento demonstrou que há evidências para ser rejeitada a hipótese de paralelismo entre as retas (p=0,0384), indicando que há efeito de interação entre natureza da imagem (original ou descomprimida) e grupo.

Dessa maneira, foram realizadas análises com cada um dos grupos isoladamente e verificou-se que todos os grupos, a menos do grupo discreto apresentam paralelismo entre si (p=0,7075).

Quando se analisa o estado da imagem não foram encontradas evidências de diferenças entre as imagens originais e descomprimidas (p=0,3160) nos grupos normal, discreto e severo. Também foi testada a hipótese de coincidência entre as retas, resultando em valores significantes (p=0,0001) mostrando que os grupos são diferentes quanto à taxa de esvaziamento. Para o grupo discreto o efeito da natureza da imagem é significante (p= 0,0001).

A tabela 6.3 mostra as estatísticas descritivas da taxa de esvaziamento para cada um dos grupos.

	Original		**Descomprimida**	
grupo	**média**	**desv.padrão**	**média**	**desv.padrão**
normal	2,13	0,30	2,13	0,31
discreto	1,87	0,41	2,02	0,57
moderado	1,35	0,35	1,38	0,39
severo	0,75	0,20	0,78	0,27

Tabela 6.3: Valores médios de taxa de esvaziamento e os seus respectivos desvios padrões para cada um dos grupos de estudo

A figura 6.10 abaixo apresenta a análise gráfica dos perfis médios para cada um dos grupos de estudo, mostrando que os valores antes e após a compressão são muito semelhantes, com exceção, novamente, do grupo discreto. Aqui também foram retirados, pelo mesmo motivo, os casos que apresentavam problemas na determinação da taxa de enchimento.

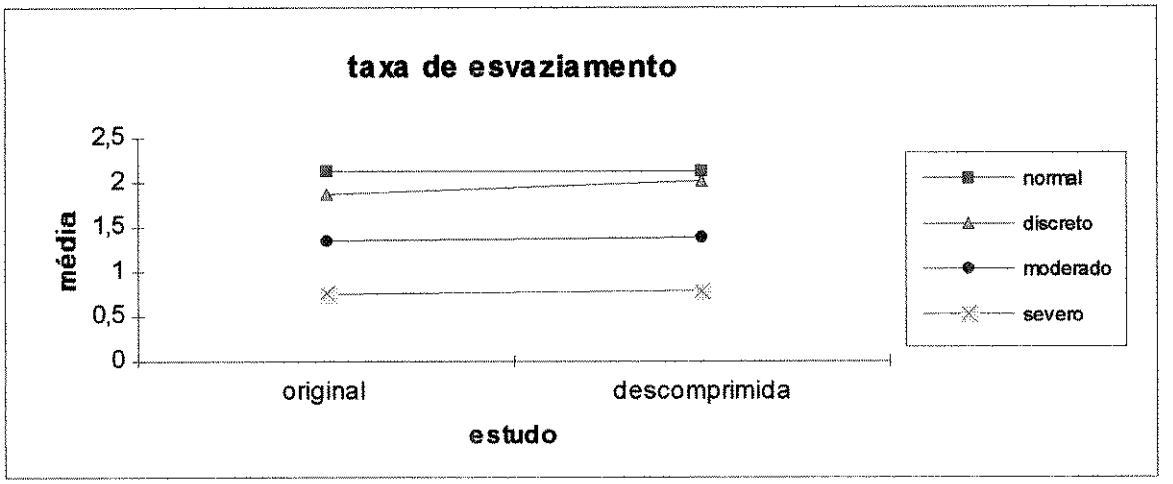


Figura 6.10: Análise de perfis para a taxa de esvaziamento. Observa-se que há um paralelismo entre os grupos, com uma pequena elevação dos valores das imagens descomprimidas no grupo discreto.

Foi também aqui anotado o erro percentual médio através da função delta, que varia em um intervalo de -1,5% a 0,5%, mostrando que o erro cometido entre os valores das duas imagens é pequeno, como está repesentado na figura 6.11. O histograma possui uma leve tendência de deslocamento à esquerda, mostrando que os valores calculados nas imagens descomprimidas podem apresentar valores menores que o das imagens originais, ou seja podem estar sendo subestimados.

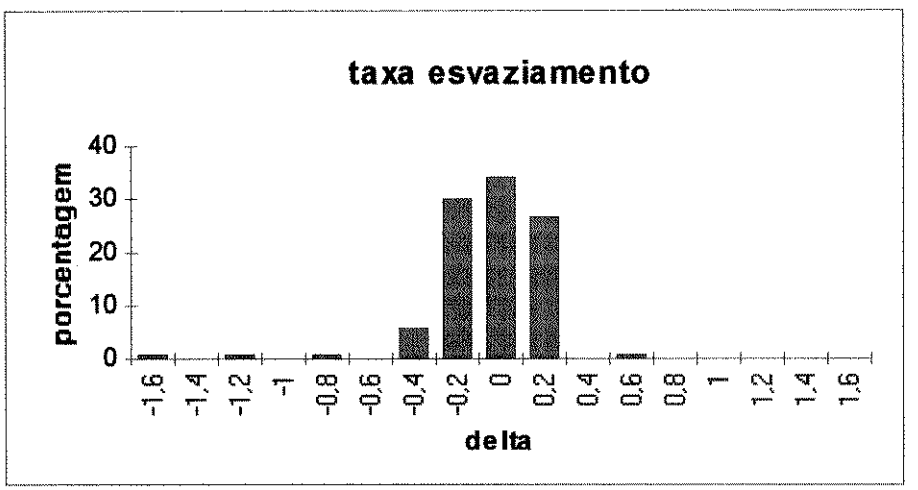


Figura 6.11: Histograma representando a distribuição do erro médio percentual. Ela se apresenta aproximadamente normal, centrada em zero e levemente deslocada à esquerda.

6.4) Diferença Inter-Operadores

Foi utilizado um segundo operador humano, com experiência no traçado de regiões em imagens de medicina nuclear, para ser verificada a diferença inter-operadores nos parâmetros quantitativos.

Não foram processadas todas as 240 imagens, mas metade delas, sendo 60 imagens do grupo normal e 60 do grupo moderado, tanto original como descomprimida.

As tabelas abaixo, mostram os valores médios para os dois grupos de estudos, com os respectivos desvios padrões.

grupo normal

	valor médio		média do desvio padrão	
	original	descomprimida	original	descomprimida
FEVE	64	58,5	2	0,5
Tx Ench.	1,16	1,12	0,031	0,08
Tx Esvaz.	1,85	1,72	0,097	0,039

(a)

grupo moderado

	valor médio		média do desvio padrão	
	original	descomprimida	original	descomprimida
FEVE	34,5	36	2,5	2
Tx Ench.	0,87	0,83	0,046	0,15
Tx Esvaz.	1,55	1,59	0,071	0,095

(b)

Tabela 6.4: Valores calculados por um segundo operador dos parâmetros quantitativos para o grupo normal (a) e moderado (b)

Os resultados acima mostram que as diferenças calculadas para os três parâmetros quantitativos nas imagens originais e descomprimidas, para o segundo operador apresentam pouca variabilidade, dentro de um mesmo grupo.

Contudo, observando-se as os resultados obtidos pelos dois operadores em cada grupo, verifica-se que há diferenças significativas entre eles, ou seja, existe uma maior variabilidade inter-operadores do que entre métodos. Assim, as diferenças na determinação dos parâmetros quantitativos, podem ser maiores

quando há uma troca de operador, do que realizar a compressão pelo algoritmo da DCT.

6.5) Análise Estatística dos Resultados Obtidos com Especialistas Médicos

Serão apresentados a seguir, os resultados das análises realizadas pelos especialistas médicos, quanto à observação dos parâmetros qualitativos e a utilização diagnóstica das imagens descomprimidas.

A apresentação dos resultados segue a ordem das questões apresentadas no questionário, que se encontra descrito ao final deste trabalho, como apêndice. Foi realizado um agrupamento dos dados, tentando-se fazer uma análise globalizada, visto que o volume de informações é muito grande e detalhado.

Ao se fazer uma análise intra-observador para os 120 casos estudados, os dois observadores, ao avaliarem os parâmetros funcionais (questões 1 a 3), chegaram ao mesmo diagnóstico para as imagens originais e descomprimidas, em um intervalo de concordância que variou de 92 (76,6%) para o observador 2 a 107 (89,2%) dos casos para o observador 1.

A tabela 6.5 apresenta os valores apontados para cada um dos observadores, quanto aos parâmetros funcionais das imagens originais e descomprimidas.

	Observador 1		Observador 2	
parâmetro	**orig = descomp**	**orig ≠ descomp**	**orig = descomp**	**orig ≠ descomp**
tamanho câmara	107 (89,2%)	13 (10,8%)	92 (76,6%)	28 (23,4%)
motilidade câmara	95 (79,2%)	25 (20,8%)	93 (77,5%)	27 (22,5%)
análise de fase	103 (85,8%)	17 (14,2%)	104 (86,7%)	16 (13,3%)

Tabela 6.5: Análise intra-operador dos parâmetros funcionais das imagens originais e comprimidas

Na análise inter-observador, o diagnóstico dos parâmetros funcionais foi concordante entre eles em um intervalo que variou de 77 (64,2%) a 91 (75,8%) dos 120 casos estudados, quando a imagem analisada foi a original. Um comportamento semelhante entre os observadores também ocorreu ao se tratar das imagens descomprimidas. O intervalo de concordância entre os dois observadores variou de 79 (65,8%) a 88 (73,3%). A concordância e a diferença

entre eles em cada um dos ítens analisados podem ser observadas na tabela 6.6 apresentada abaixo.

	Original		Descomprimida	
parâmetro	**O1=O2 (A)**	**O1≠O2 (B)**	**O1=O2 (C)**	**O1≠O2 (D)**
tamanho câmara	77 (64,2%)	43 (35,8%)	79 (65,8%)	41 (34,2%)
motilidade câmara	77 (64,2%)	43 (35,8%)	79 (65,8%)	41 (34,2%)
análise de fase	91 (75,8%)	29 (24,2%)	88 (73,3%)	32 (26,7%)

Tabela 6.6: Valores observados da análise inter-operadores para os parâmetros funcionais

Os aspectos subjetivos da análise visual foram abordados nas questões 4 a 6 e os resultados obtidos estão descritos abaixo e mostrados na tabela 6.7.

Quanto à qualidade das imagens a serem utilizadas para o diagnóstico, o observador 1 considerou como qualidade ruim/satisfatória 1,7% das imagens originais e como boa/ótima 98,3% dos casos. Nas imagens descomprimidas foram classificadas de qualidade ruim/satisfatória 9,9% e como boa /ótima 90,1%.

O observador 2 considerou, para as imagens originais, a qualidade ruim/satisfatória em 17,5% delas e como boa/ótima 82,5%. Para as imagens descomprimidas foram classificados como qualidade ruim/satisfatória 46,7% e como boa/ótima 63,3% dos casos.

Observador 1

Original					
qualidade visual	**normal**	**discreto**	**moderado**	**severo**	**total**
ruim/ satisfatória	0 (0%)	0 (0%)	1 (<1%)	1 (<1%)	2 (1,7%)
boa/ ótima	27 (22,5%)	31 (25,8%)	30 (25%)	30 (25%)	118 (98,3%)

Observador 1

Descomprimida					
qualidade visual	**normal**	**discreto**	**moderado**	**severo**	**total**
ruim/ satisfatória	3 (2,5%)	2 (1,7%)	2 (1,7%)	4 (3,4%)	11 (9,2%)
boa/ ótima	24 (20%)	29 (24%)	29 (24%)	27 (22%)	109 (90,1%)

Observador 2

Original					
qualidade visual	**normal**	**discreto**	**moderado**	**severo**	**total**
ruim/ satisfatória	8 (6,6%)	1 (<1%)	7 (5,8%)	5 (4,2%)	21 (17,5%)
boa/ ótima	19 (15,8%)	30 (25%)	24 (20%)	26 (22%)	99 (82,5%)

Observador 2

Descomprimida					
qualidade visual	**normal**	**discreto**	**moderado**	**severo**	**total**
ruim satisfatória	15 (12,5%)	9 (7,5%)	17 (14,2%)	7 (5,8%)	48 (40%)
boa/ ótima	12 (10%)	22 (18,3%)	14 (11,7%)	24 (20%)	76 (63,3%)

Tabela 6.7: Análise comparativa dos dois observadores para a qualidade visual das imagens nos dois tipos de imagens

O conjunto total de imagens (240) foi submetido aos dois observadores para que os mesmos, através da inspeção visual, declarassem quais imagens eram originais (120) e quais eram descomprimidas (120).

O observador 1 declarou 12,5% imagens originais como descomprimidas e 66,6% imagens comprimidas como originais. O observador 2, por sua vez, declarou que 18,3% das imagens originais eram descomprimidas e que 26,7% das imagens descomprimidas eram originais.

A tabela 6.8 apresenta os valores apontados por cada um dos observadores para cada um dos grupos de estudo.

	Observador 1	**Observador 2**	**Total em 240**
grupo	**imagens descomprimidas classificadas como originais**	**imagens descomprimidas classificadas como originais**	**Obs. 1 + Obs.2**
normal	21 (17,5%)	6 (5%)	27 (11,2%)
discreto	21 (17,5%)	12 (10%)	33 (13,7%)
moderado	18 (15%)	5 (4,2%)	23 (9,6%)
severo	20 (16,7%)	9 (7,5%)	29 (12,1%)
total	80 (66,6%)	32 (26,7%)	112 (42,7%)

	Observador 1	Observador 2	Total em 240
grupo	imagens originais classificadas como descomprimidas	imagens originais classificadas como descomprimidas	Obs.1 + Obs.2
normal	2 (1,7%)	8 (6,7%)	10 (4,2%)
discreto	3 (2,5%)	3 (2,5%)	6 (2,5%)
moderado	7 (5,8%)	6 (5%)	13 (5,4%)
severo	3 (2,5%)	5 (4,2%)	8 (3,3%)
total	15 (12,5%)	22 (18,3%)	37 (15,4%)

Tabela 6.8: Resultado da análise visual quanto à identificação da natureza das imagens

Cada caso também foi analisado de maneira global, em cada uma das modalidades de imagem (original e comprimida), ou seja, após a observação de todos os elementos do questionário, foi verificada a possibilidade das imagens serem utilizadas para diagnóstico. O observador 1 considerou que 100% das imagens originais e 99,1% das imagens descomprimidas podem ser utilizadas em laudo médico. Valores semelhantes foram verificados para o observador 2, que considerou 98,3% das imagens originais e 85,8% das imagens descomprimidas adequadas para diagnóstico.

	Observador 1		Observador 2	
grupo	original	descomp.	original	descomp.
normal	27 (100%)	27 (100%)	27 (100%)	23 (85,2%)
discreto	31 (100%)	30 (96,7%)	31 (100%)	29 (93,5%)
moderado	31 (100%)	31(100%)	29 (93,5%)	22 (71%)
severo	31 (100%)	31 (100%)	31 (100%)	29 (93,5%)
total	240(100%)	239 (99,1%)	118 (98,3%)	103 (85,8%)

Tabela 6.9: Valores apontados pelos observadores médicos para o conjunto total de imagens, indicando se as imagens têm possibilidade de laudo.

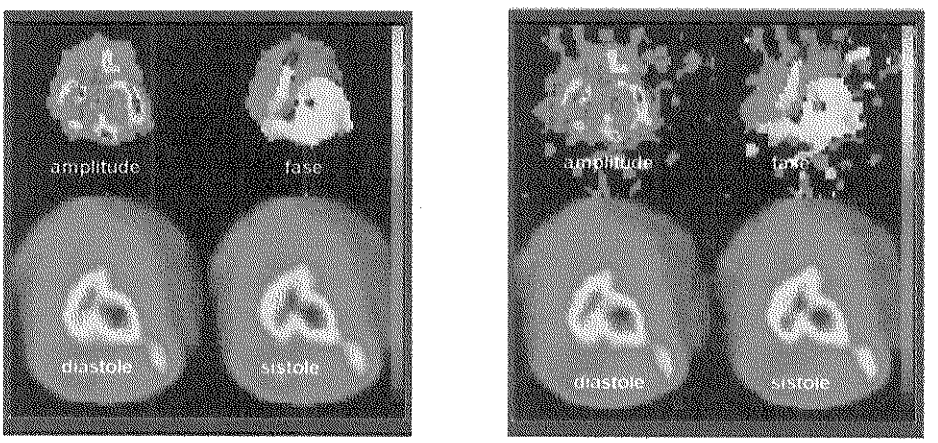
6.5) Problemas Encontrados

Muitos casos onde os observadores apontaram dificuldades, ou que até mesmo não tenha sido possível elaborar laudos do exame apresentado, se devem ao fato das imagens funcionais computadas sobre as imagens descomprimidas (amplitude e fase) apresentarem em seus contornos um padrão muito irregular, bem como descontinuidades acentuadas nos níveis de cinza, mesmo sendo realizada filtragem temporal ponderada. Essas dificuldades são citadas em cerca de 18% do total de casos.

Isto pode ser explicado através da metodologia empregada para a determinação dessas imagens. Essas imagens funcionais são calculadas a partir da análise da variação temporal de cada um dos *pixels* através da 1ª harmônica da transformada de Fourier.

No algoritmo utilizado neste trabalho, emprega-se a DCT isoladamente em cada uma das imagens da sequência do ciclo cardíaco, para realizar a compressão, sem tomar em consideração a informação temporal. Assim, apesar deste método manter e garantir uma certa coerência espacial, nada garante que a coerência da sequência temporal *pixel* a *pixel* seja mantida. Em outras palavras, a suavização espacial não contempla a informação temporal e tende a causar descontinuidades no eixo temporal. O efeito que a compressão quadro a quadro causa no eixo temporal não é simples de se modelar, mas certamente tende a aumentar o ruído de alta freqüência.

Este efeito pode ser verificado no exemplo apresentado na figura 6.12, onde estão mostradas imagens de amplitude e fase, computadas a partir das imagens originais (à esquerda) e descomprimidas (à direita). Nas imagens funcionais da figura da direita (b), observa-se uma acentuada granulação, enquanto que as imagens de intensidade (diástole e sístole) permanecem semelhantes as imagens originais (a).



(a) (b)

Figura 6.12: Imagens representativas da análise de fase e amplitude sem (a) e com o problema temporal presente, levando a má visualização das regiões (b).

Para minimizar este efeito, fez-se um pré-processamento das imagens descomprimidas, utilizando-se uma filtragem espacial de média ponderada através de uma máscara de convolução de valores 1; 2; 1; 2; 4; 2; 1; 2; 1 (p.ex.), antes de

se calcular as imagens funcionais. Com isso, consegue-se diminuir, porém não eliminar, o efeito da granulação nessas regiões, como é mostrado na figura 6.13.

O método utilizado para determinar tais imagens funcionais, baseia-se na variação de intensidade de um único *pixel* ao longo do tempo. Entendemos que a utilização de um único *pixel* e não de uma vizinhança em torno dele, seja a grande causa dos valores incorretos. É claro, também, que a compressão tende a aumentar este erro pelo fato da mesma introduzir ruído no eixo dos tempos.

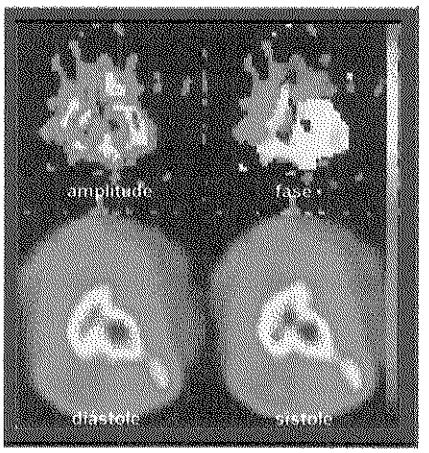


Figura 6.13: Imagem de amplitude e fase com o problema temporal diminuído após a aplicação da filtragem espacial.

Outro problema verificado, se refere à determinação das taxas de enchimento e esvaziamento, pois alguns casos apresentam valores muito discrepantes.

Os valores absurdos calculados para este parâmetro, foram detectados antes e após a compressão, ou seja, a DCT não é, em si, a causadora da grande variação desses valores. Por esta razão, esses valores foram retirados da amostra e portanto não pertenceram a análise estatística realizada neste trabalho. Foram encontrados três casos nestas condições (um no grupo normal e dois no grupo discreto).

Uma possível explicação para que isto ocorra, se deve à imprecisão na determinação desses valores. Essas taxas são consideradas como derivadas máximas dos trechos descendentes (esvaziamento) e ascendente (enchimento) da curva de volume ventricular, conforme descrito no item 5.1.2.

Contudo, a determinação da curva de volume ventricular, baseia-se em valores interpolados matematicamente, a partir dos valores obtidos nos ROIs de díastole e sístole. Como ocorre essa interpolação, o erro cometido na correta

díastole e sístole. Como ocorre essa interpolação, o erro cometido na correta localização dos pontos na curva, pode ser grande e a diferença calculada entre eles também se torna imprecisa.

Assim, a inadequação do método computacional empregado para efetuar as taxas de enchimento e esvaziamento, mostrou-se, portanto, tão flagrante que a própria utilização clínica destes parâmetros deve ser revista.

Uma alternativa para uma melhor determinação desses parâmetros, seria a utilização de algoritmos que calculem a variação de contagens, dentro das áreas de interesse em todos os quadros que compõem o estudo da ventriculografia radionuclídica. Assim, a curva de volume ventricular seria melhor determinada e os parâmetros extraídos a partir dela seriam mais precisos.

A determinação das áreas de interesse pelo operador manual foi outro problema verificado neste trabalho e que exige um tratamento mais cuidadoso, conforme mostrado também no ítem 5.2.2. Quase todos os parâmetros de interesse clínico são calculados a partir de áreas de interesse traçadas por um operador humano e são muitos suscetíveis a variações, podendo alterar os valores dos parâmetros quantitativos, principalmente da fração de ejeção.

6.6) Perspectivas Futuras

Neste ítem serão apresentados dois outros tipos de experimentos realizados. Esses experimentos foram realizados, empregando-se outras metodologias, com o intuito de se obter alguns resultados preliminares que pudessem nortear trabalhos que envolvam o prosseguimento do que foi apresentado até aqui.

6.6.1) Outros Algoritmos

Também foram realizados, de maneira simplificada, testes envolvendo outros algoritmos compressores com perdas, utilizando-se os algoritmos M-PEG e AVI[4]. Esses algoritmos possuem aplicações em imagens dinâmicas, mas não serão tratados de forma mais detalhada neste trabalho.

Para estes dois algoritmos foram observados apenas a taxa de compressão, o tempo utilizado para a compressão/descompressão das imagens e a qualidade visual, subjetiva, das mesmas.

[4]AVI:*Software* comercial desenvolvido pela Microsoft Co. para compressão de imagens dinâmicas.

Os experimentos realizados utilizaram imagens convertidas do formato Siemens para o formato "bmp" (matriz de 64x64 *pixels*) e processadas em um microcomputador tipo PC com processador Pentium de 75MHz com 8 Mbytes de memória RAM. O algoritmo M-PEG, desenvolvido pela Universidade de Harvard, foi obtido via Internet. O algoritmo AVI é composto por quatro algoritmos distintos para o processamento das imagens.

Para que os resultados pudessem ser mais facilmente interpretados, foram criados alguns critérios de análise, que são descritos a seguir:

>> qualidade da imagem:

- original: imagem comprimida apresenta as mesmas estruturas da imagem original;
- ligeiro borramento: imagem descomprimida apresenta perda de definição de estruturas menores. É possível a identificação da separação intra-ventricular e o tamanho das câmaras cardíacas preservados;
- acentuada suavização: imagem descomprimida apresenta grande perda de definição de estruturas menores. Identificação da separação intra-ventricular com muita dificuldade e o tamanho das câmaras cardíacas pouco diminuídos;
- excesso de suavização e perda de estruturas: imagem descomprimida apresenta grande perda de definição em estruturas maiores e perda total de definição de estruturas menores. Identificação da separação intra-ventricular com extrema dificuldade e tamanho das câmaras cardíacas muito diminuídos;
- não é possível a identificação do objeto de estudo: perda total de definição das estruturas observadas. Não é possível de identificação de nenhuma região do coração.

>> valor da qualidade:

- escolha percentual da perda de definição, em relação à imagem original, que a imagem descomprimida deve possuir.

>> interframe:

- é o número de quadros que irão ser compostos para a criação de um arquivo temporário M-PEG e que serão utilizados na compressão.

As tabelas a seguir mostram os resultados obtidos pelos dois algoritmos nos elementos observados.

Parâmetros Observados	**M-PEG (a)**	**M-PEG (b)**	**M-PEG (c)**
parâmetro de compressão	interframes	interframes	interframes
nº interframes	4 pos e 4 anterior	4 pos e 2 anterior	2 pos e 2 anterior
tamanho arquivo	169 Kbytes	142 Kbytes	141 Kbytes
saída da imagem	PAL-M	NTSC	NTSC
tempo de processamento	9 minutos	7 minutos	7 minutos
tx de compressão	1,6:1	2:1	2:1
qualidade da imagem	ligeiro borramento	acentuada suavização	excesso de suavização e perdas de estruturas

Tabela 6.10 : Informações dos valores obtidos com diferentes parâmetros para o M-PEG

Parâmetros Observados	**AVI (a)**	**AVI (b)**	**AVI (c)**
parâmetro de compressão	qualidade da imagem	qualidade da imagem	qualidade da imagem
valor da qualidade	90%	80%	50%
tamanho arquivo	132 Kbytes	57 Kbytes	36 Kbytes
tempo de processamento	2 segundos	2 segundos	5 segundos
tx de compressão	2,1:1	4,7:1	7,5:1
qualidade da imagem	acentuda suavização	excesso de suavização e perdas de estruturas	não é possível identificar o objeto de estudo

Tabela 6.11 : Informações com os valores obtidos com diferentes parâmetros para o AVI

Com as informações acima, percebe-se que esses algoritmos não obtiveram um bom desempenho, quando comparados com o método da DCT, tanto em valores da taxa de compressão, como em qualidade de imagem.

Capítulo 7

Conclusões

Um dos fatores mais importantes para diminuir o ruído das imagens de Medicina Nuclear é aumentar o número de contagens a serem adquiridas, podendo isto ser feito através de um aumento do tempo total da aquisição. Contudo, isto é de difícil aplicação em centros diagnósticos, por aumentar o tempo de exame e causar desconforto nos pacientes. Para que esta perda de qualidade nas imagens possa ser compensada, são largamente aplicadas técnicas de filtragem espacial, como a média móvel ponderada, que são aceitas pelos especialistas médicos. A perda de informação causada pelo método da DCT pode ser vista como um processo de suavização similar ao produzido pela técnica de convolução, ou seja, um filtro passa-baixas, que é uma técnica amplamente empregada em processamento de imagens.

Contudo, uma excessiva suavização pode prejudicar a detecção dos contornos das estruturas de interesse, acarretando dificuldades na interpretação diagnóstica e no traçado das áreas para a determinação dos parâmetros quantitativos. No método de compressão via DCT utilizado, essa suavização é influenciada diretamente pela escolha do limiar de corte da energia média. Assim, deve-se escolher o valor desse limiar de acordo com a característica e utilização das imagens.

Da mesma forma, o impacto da compressão na qualidade das imagens de amplitude e fase também está associado ao limiar de corte. Se não houver corte não haverá perda de qualidade, mas também não haverá compressão. Assim, existe um compromisso entre qualidade da imagem e taxa de compressão.

Um outro aspecto do algoritmo da DCT é que apesar de realizar uma filtragem espacial e promover uma melhora na qualidade visual das imagens, ele é muito suscetível à imagens que possuam baixa estatística, visto que o cálculo dos coeficientes é baseado no valor dos *pixels*. Isto, como já foi citado, acarreta uma irregularidade nos contornos e gera problemas nas imagens funcionais, tornando-se imperativo que as imagens sejam adquiridas com o máximo de contagens possível, devendo-se atingir pelo menos o valor de 10

milhões de contagens no estudo todo, ou cerca de 300.000 contagens por quadro.

Deve-se ressaltar, ainda, que o método da DCT possui um comportamento ambíguo, pois à medida em que, por um lado, comporta-se como um filtro passa-baixas, o que causa uma suavização, por outro, provoca irregularidades nas imagens de análise de fase e amplitude. No presente trabalho, foi observado que o prejuízo verificado nessas imagens pode ser explicado, em parte, pelo fato do algoritmo atuar como um filtro ideal. Como se sabe da teoria de processamento de sinais, filtros ideais tendem a causar flutuações nas regiões de descontinuidade (*ripple*). Como solução para minimizar este efeito, poderia ser realizado um truncamento progressivo ponderado dos coeficientes da DCT, evitando-se um corte abrupto dos coeficientes.

No cálculo dos valores de entropia foi verificado que o número mínimo de bits que as imagens de ventriculografia radioisotópica deve possuir é da ordem de 7 e elas são adquiridas em 16 bits, o que significa dizer que neste ponto já existe uma compressão sem perdas de 2:1 e portanto, as imagens poderiam ser adquiridas em 8 bits. Esta informação é compatível com as 300.000 contagens que são utilizadas habitualmente no InCor. Em outras palavras, os valores máximos de contagem que se obtém para imagens com 300.000 contagens estão na faixa de 260 a 280 contagens, o que é muito próximo de 255. Assim, pode-se sugerir que as imagens de ventriculografia sejam adquiridas em 8 bits. Esta é uma linha de pesquisa interessante que será proposta à Divisão de Informática do InCor.

Quanto aos parâmetros quantitativos, as imagens descomprimidas apresentaram valores muito semelhantes aos das imagens originais, não sendo significantes as diferenças entre elas. Deve-se lembrar que o método aqui empregado para o cálculo da fração de ejeção foi manual e este método é fortemente dependente do operador. Comparando-se os valores das tabelas 6.1, 6.2 , 6.3, e 6.6 observa-se que as diferenças inter-operadores são maiores que as presentes entre as imagens originais e descomprimidas. Pode-se afirmar que os prejuízos causados, na determinação dos parâmetros quantitativos, pela presença do algoritmo compressor nas imagens

originais são menores quando comparados as diferenças verificadas na mudança de operadores.

Para as taxas de enchimento e esvaziamento, as diferenças encontradas entre as imagens originais e descomprimidas foram maiores que na fração de ejeção, havendo alguns casos em que foram obtidos valores bastante diferentes da média. Isto ocorre porque o método de cálculo desses parâmetros é pobre, conforme discutido no ítem 6.6. Portanto, para que se obtenham valores mais precisos é necessário que se tenham mais pontos de observação, ou que se faça uma suavização da curva de volume ventricular. Isto pode ser realizado através do ajuste polinomial, por exemplo.

Nos parâmetros qualitativos verifica-se que os especialistas médicos apontaram o mesmo diagnóstico em cerca de 82% dos casos no modo intra-operadores e 70% dos casos no modo inter-operadores. Na primeira análise, onde o que se avalia é a qualidade da imagem, temos uma boa correlação entre as imagens originais e descomprimidas.

Observa-se também que muitas imagens descomprimidas foram classificadas como originais pelos dois observadores, chegando em números totais a 47% do conjunto de imagens, mostrando que, visualmente, existe pequena diferença entre elas.

As imagens descomprimidas têm grande aceitação para diagnóstico, visto que cerca de 90% delas são admitidas para a realização de laudo. A totalidade de aceitação dessas imagens não foi conseguida, devido ao fato de algumas das imagens funcionais apresentarem problemas de contornos e descontinuidades em virtude da perda da informação temporal provocada pela DCT na seqüência de imagens.

Avaliando todos esses parâmetros, pode-se concluir que as imagens descomprimidas de ventriculografia radionuclídica podem ser utilizadas para o diagnóstico clínico, dentro dos parâmetros aqui estabelecidos, ou seja, 30% do valor da energia média. Outros tipos de imagens de medicina nuclear, assim como imagens de outras modalidades médicas podem ser comprimidas, o que é verificado na literatura [42], [43] e [44].

Para que os métodos de compressão com perdas sejam utilizados com sucesso em imagens médicas, há a necessidade de uma criteriosa avaliação de quais dados podem ser perdidos. Deve-se buscar sempre reduzir dados que possuam a mesma informação e que se repitam dentro da imagem. Se a informação que for retirada prejudicar a análise visual, deve-se estabelecer limites na atuação do algoritmo compressor para que permaneçam informações suficientes para que a interpretação ocorra adequadamente.

No caso de ocorrer influência da compressão sobre os parâmetros quantitativos, deve-se conhecer previamente os valores sem a compressão, para que possa ser aferido o erro inerente ao algoritmo compressor.

O limiar de 30% da energia média sugerido pela Divisão de Informática do InCor apesar de ser adequado para inspeção visual, mostrou-se inadequado para o cômputo das imagens funcionais de amplitude e fase. Estas imagens tem a sua qualidade visual comprometida e às vezes levam à impossibilidade de utilização. A resposta para este problema deve ser obtida através de uma diminuição da taxa de compressão usando-se DCT (diminuição do limiar de corte) ou, o que consideramos mais adequado, através da busca de técnicas de compressão de imagens dinâmicas, que sejam capazes de manter as imagens suaves também no eixo dos tempos.

Essas considerações devem nortear a aplicação de algoritmos compressores com perdas sobre o tipo e a finalidade da imagem a ser comprimida, para que a perda do dado não cause problemas no diagnóstico clínico.

APÊNDICE A

A.1) Exemplos da Compressão Sem Perdas

Serão exemplificados aqui os métodos de compressão sem perdas, citados no ítem 4.6.1..

i) Método LZW:

Um simples exemplo da compressão realizada pelo método LZW é mostrado esquematicamente abaixo:

Mensagem original:

ab ba abc cb bab baba aa

Tabela inicial:

símbolo ⇒ a.....1
b.....2 ⇒ código
c.....3

etapa	mensagem-fonte	novo símbolo	código gerado a ser adicionado na tabela
1	ab	1b	4
2	ba	2a	5
3	abc	4c	6
4	cb	3b	7
5	bab	5a	8
6	baba	8a	9
7	aa	1a	10

(a)

Assim, a mensagem codificada fica:

4 5 6 7 8 9 10

Para a descompressão tem-se as seguintes etapas:

etapa	código da tabela	novo símbolo	símbolo
1	4	1b	ab
2	5	2a	ba
3	6	4c	abc
4	7	3b	cb
5	8	5a	bab
6	9	8a	baba
7	10	1a	aa

(b)

Tabela A.1: Etapas a serem efetuadas para a compressão (a) e descompressão (b) no método LZW

ii) Método de Huffman:

Exemplificando as etapas descritas no método através da seguinte mensagem, tem-se: Sejam 5 símbolos A, B, C, D e E que possuem associados a cada uma delas as seguintes freqüências 16, 15, 7, 4 e 2; respectivamente.

Reescrevendo:

A	B	C	D	E
16	15	7	4	2

De acordo coma primeira etapa, deve-se localizar os nodos com menor peso, sendo portanto, os símbolos D e E com pesos 4 e 2. A soma dos pesos desses nodos vale 6 e a esse valor cria-se um novo nodo. Com isso, tem-se agora quatro elementos com os valores A (16), B (15), C (7) e D/E (6).

Novamente é feita a verificação dos elementos de menor peso, retirando-os. No exemplo acima serão retirados C e D/E, efetuando a soma dos pesos desses dois elementos, obtendo-se então a seguinte seqüência: A (16), B (15) e C/D/E (13).

Esquematicamente, a árvore para esta seqüência de elementos fica assim representada:

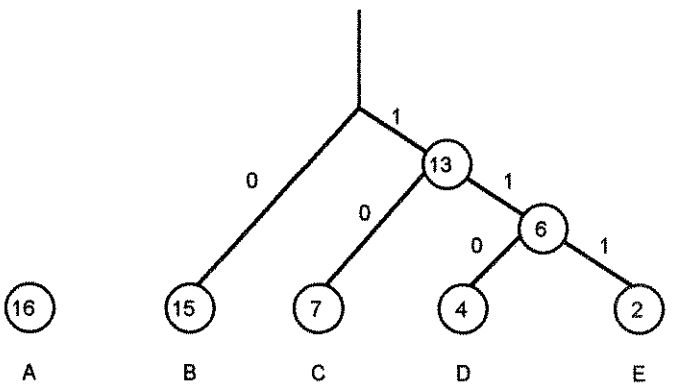


Figura A.1: Etapa para a construção da árvore de Huffman no exemplo citado.

Efetuando novamente as etapas 2 e 3 chega-se a raiz da árvore de Huffman, que ela apresenta a seguinte forma:

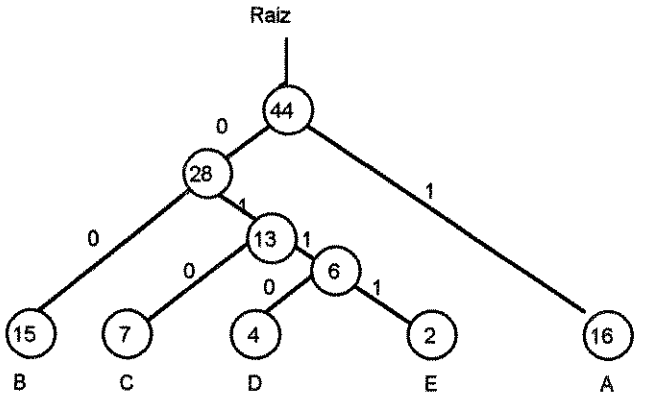


Figura A.2: Árvore completa pela codificação de Huffman

Para determinar os códigos associados a cada símbolo, basta caminhar sobre as conexões existentes entre os nodos na direção do símbolo, a partir da raiz. Assim, para os 5 símbolos tem-se os seguintes códigos.

símbolo	freqüência	código	comp. código
A	16	1	1
B	15	00	2
C	7	000	3
D	4	0110	4
E	2	0111	4

Tabela A.2: Códigos associaos ao símbolo pelo método de Huffman.

Calculando-se a entropia, o comprimento médio de código e a redundância tem-se os seguintes valores:

a) entropia

$$H = \sum ps \log 2 \Rightarrow H = 0,36 \log 2 \frac{1}{0,36} + 0,24 \log 2 \frac{1}{0,24} + 0,16 \log 2 \frac{1}{0,16} + 2(0,12 \log 2 \frac{1}{0,12})$$

$$H = 2,18 bits$$

b) comprimento médio de código

$$\bar{C} = \sum psls \Rightarrow \bar{C} = 0,36.1 + 0,24.2 + 0,16.3 + 0,12.4 = 2,28 bits$$

c) redundância

$$R = \bar{C} - H \Rightarrow R = 2,28 - 2,18 = 0,10 bits$$

Pode-se perceber que na árvore de Huffman cada símbolo possui um código único e demontra-se que o símbolo de maior frequência, A (4) possui o menor valor de *bit* associado e o de menor frequência, E, o maior valor.

O método de Huffman, como foi mostrado, é bastante simples, contudo necessita de um tempo relativamente grande para ser executado, pois a mensagem necessita ser lida duas vezes, sendo uma para determinação das frequências e a outra para realizar a compressão, o que torna a construção do código ser um procedimento necessariamente *off-line*.

Uma otimização possível para esse método é conhecida como Huffman Dinâmico. Maiores detalhes sobre este assunto podem ser encontrados em [3], [23].

iii) Método de Shannon-Fano:

As etapas descritas anteriormente no método, podem ser exemplificadas através da seguinte fonte de dados.

Seja uma fonte de dados A, B, C, D e E que possuam os seguintes pesos 0,3; 0,3; 0,2; 0,2 e 0,1, respectivamente.

Subdividindo-de as listas de acordo com a primeira etapa, tem-se as seguintes sub-listas:

L_1= {A,C} , P_1= {(0,3); (0,2)}, L_2= {B, D, E} e P_2= {(0,3); (0,1); (0,1)}, ficando a árvore de Shannon-Fano fica assim representada:

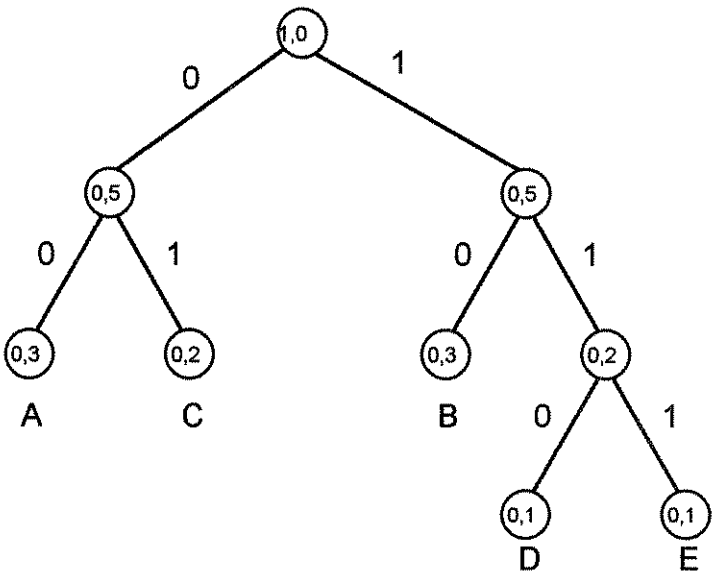


Figura A.3: Representação da árvore de Shanon-Fano para o exemplo acima.

Para determinar o código associado a cada símbolo basta caminhar novamente, pelas folhas da árvore a partir da raiz em direção do símbolo. Com isso, obtém-se os seguintes códigos:

símbolo	peso	código	comp. de código
A	0,3	00	2
B	0,3	10	2
C	0,2	01	2
D	0,1	110	3
E	0,1	111	3

Tabela A.3: Códigos associados aos símbolos no método de Shannon-Fano.

Utilizando a expressão da equação 4.3 , tem-se para o cáculo da entropia a expressão:

$$H= 0,3 \log_2 1/ 0,3 + 0,3 \log_2 1/ 0,3 + 0,2 \log_2 1/ 0,2 + 0,1 \log_2 1/ 0,1 + 0,1 \log_2 1/ 0,1$$

Reescrevendo a somatória:

$$H= 0,3 \log_2 10/3 + 0,3 \log_2 10/3 + 0,2 \log_2 10/2 + 0,1 \log_2 10/1 + 0,1 \log_2 10/1$$

H= 2,17 bits

Sendo o comprimento de código dado pela equação 4.4 , tem-se que:

$\overline{C}$ = 0,3 . 2 + 0,3 .2 + 0,2 . 2 + 0,1 . 3 + 0,1 .3 = 2,20 bits

Valendo-se da equação 4.5 , a redundância vale:

R = 2,20 - 2,17 = 0,03 bits

Tem-se então que o comprimento médio de cada código está de acordo com a definição da equação 4.4 , isto só é possível se as listas de símbolos sofrerem divisões igualitárias, o que ocorre quando os pesos forem potências de 2, ou seja, $\log_2 1/p_s = \log_2 1/2$.

Se esta condição não for satisfeita, os códigos de símbolos devem possui o comprimento:

$\log_2 1/p_s (a_i) + 1$ (eq. A.1)

Decorrente desta afirmação, tem-se a seguinte inequação:

$H \leq C \leq H+1$ (eq. A.2)

que também pode ser escrita na forma:

$\log_2 1/p_s \leq l_s \leq (\log_2/p_s) + 1$ (eq. A.3)

A demonstração desta expressão podendo ser encontrada em [49].

Assim, o método de Shannon-Fano não garante a produção de um código ótimo, ou seja, um código de redundância mínima, o que ocorre com o método de Huffman.

iv) Codificação Aritmética:

Para uma melhor elucidação dessa metodologia será mostrado um exemplo.

Exemplo:

Seja uma fonte de dados que possui os seguintes símbolos:

C A S A #

A probabilidade para cada símbolo é dada por:

A= 2/5= 0,4; C= 1/5= 0,2; S= 1/5 e # = 1/5 = 0,2

A tabela abaixo apresenta os símbolos com as probabilidades e a faixas de ocorrência dentro do intervalo. Este intervalo, por sua vez, consiste em ser aberto em 1, ou seja, o símbolo # está na faixa de 0,8 a 0,999.... , não existindo portanto o valor 1 o que levaria a uma probabilidade de 100%.

símbolo	probabilidade	prob. acumulada	faixa
A	0,4	0,4	[0,0;0,4)
C	0,2	0,6	[0,4;0,6)
S	0,2	0,8	[0,6;0,8)
#	0,2	1,0	[0,8;1,0)

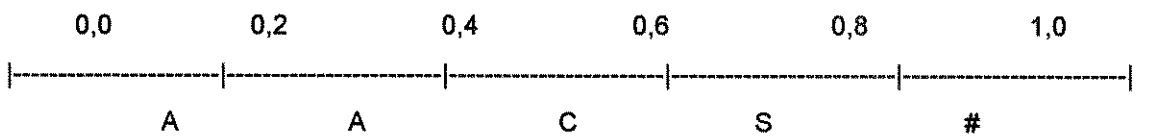


Figura A.4: Representação esquemática do intervalo (0 - 1) com os faixas de ocorrência dos símbolos.

A coluna das faixas indica que o primeiro símbolo A está nos primeiros 20% do intervalo e o outro símbolo A está na faixa que vai de 20% a 40% do intervalo, para os demais símbolos ocorre raciocínio semelhante.

Dessa forma, o intervalo inicial será reduzido para [0,4; 0,48), de acordo com a faixa da letra C, i.é, 40% e 60%. O intervalo anterior, do símbolo A irá reduzir o intervalo para 20%, resultando no intervalo [0,4; 0,432). O símbolo seguinte da mensage, a letra S reduzirá o intervalo anterior pra 20%, dentro dos limites de 60% a 80%, resultando no intervalo [0,4192; 0,4256). O segundo A, terá o intervalo [0,4192; 0448) e finalmente o símbolo # reduzirá o intervalo para [0,43968; 0,4448).

De uma maneira mais precisa pode-se escrever duas equações para definir o processo da redução dos intervalos:

equação ① (início do intervalo) :

novo ponto da esquerda= ponto anterior da esquerda + tamanho da mensagem esquerda × tamanho anterior

equação ② (amplitude do intervalo) :

novo tamanho= tamanho anterior × tamanho da mensagem

O tamanho do intervalo final será o número de *bits* necessário para escrever um símbolo naquela faixa. O número de *bits* para qualquer subintervalo dentro do intervalo original é dado por - $\log_2 l_s$, sendo que l_s é dado por:

$$l_s = \prod p(a_i) \qquad \text{(eq.A.4)}$$

Isto leva à relação:

$$-\log_2 l_s = -\sum \log_2 p(a_i)$$

$$-\log_2 l_s = -\sum p(a_i) \log_2 p(a_i) \qquad \text{(eq. A.5)}$$

Esta relação já foi vista anteriormente e definida como entropia. Assim, o método aritmético gera um número de *bits* para a compressão igual a entropia [3].

	[0,1)	[0,4; 0,6)	
C	i = 0,0 + 0,4 x 1= 0,4		
	A= 0,4 x 0,2= 0,08		[0,4; 0,48)
	[0,4; 0,48)	[0,0; 0,4)	
A	i= 0,4 + 0,08 x 0,0= 0,4		
	A= 0,08 x 0,4= 0,032		[0,4; 0,432)
	[0,4; 0,0432)	[0,6; 0,8)	
S	i= 0,4 + 0,032 x 0,6= 0,4192		
	A= 0,032 x 0,2= 0,0064		[0,4192; 0,4256)
	[0,4192; 0,4256)	[0,0; 0,4)	
A	i= 0,4192 + 0,0 x 0,064= 0,4192		
	A= 0,064 x 0,4= 0,0256		[0,4192; 04256)
	[0,4192; 0448)	[0,8; 1,0)	
#	i= 0,4192 + 0,8 x 0,0256= 0,43968		
	A= 0,0256 X 0,2= 0,00512		[0,43968; 0,4448)

Tabela A 5: Indicação de como é feito o cálculo dos intervalos para os símbolos do exemplo citado.

A descompressão é realizada de maneira muito semelhante a codificação, sendo que para realizá-la é necessário conhecer do compressor os símbolos-fonte e as faixas a eles associadas.

É um processo interativo que é truncado quando o algoritmo reconhecer o símbolo # , que indica fim da mensagem, sendo colocado após a mensagem a ser comprimida para esta finalidade.

APÊNDICE B

B.1) Tabelas Associadas aos Gráficos 6.4 e 6.5

grupo	média	desvio padrão
normal	10,90	1,12
discreto	11,37	1,69
moderado	11,39	1,51
severo	11,90	1,78

Tabela B.1: Média e os devios padrões da taxa de compressão nos diferentes grupos de estudo.

grupo	original (a)	comprimida (b)	diferença (a-b)
normal	6,93	7,15	-0,22
discreto	6,71	6,94	-0,27
moderado	6,86	7,10	-0,24
severo	6,94	7,22	-0,28

Tabela B.2: Valores médios de entropia nos grupos de imagem estudados (entropia)

B.2) Dados Estatísticos dos Parâmetros Funcionais

A seguir, é apresentada a tabela que contém todos os dados estatísticos relativos aos parâmetros funcionais, nos dois tipos de imagens e que foram analisados neste trabalho.

Legenda:

(0)= imagem original
(1)= imagem descomprimida

grupo	feve (0)	feve (1)	feve(0)-(1)	delta feve	tx ench(0)	tx ench(1)	enc(0)-(1)	delta enc
nl	61	61	0	0,00	1,18	1,09	0,10	0,08
nl	62	62	0	0,00	1,48	1,46	0,02	0,01
nl	59	61	-2	-0,03	1,96	2,06	-0,11	-0,06
nl	63	62	1	0,02	1,41	1,39	0,01	0,01
nl	62	59	3	0,05	1,45	1,40	0,05	0,03
nl	59	56	3	0,05	1,87	1,80	0,07	0,04
nl	64	64	0	0,00	1,18	1,11	0,07	0,06
nl	61	59	2	0,03	1,29	1,22	0,07	0,05
nl	59	64	-5	-0,08	2,21	2,40	-0,19	-0,08
nl	69	67	2	0,03	1,59	1,55	0,04	0,03
nl	64	65	-1	-0,02	1,31	1,30	0,01	0,01
nl	76	71	5	0,07	1,68	1,46	0,23	0,13
nl	57	56	1	0,02	1,79	1,82	-0,03	-0,02
nl	65	63	2	0,03	1,28	1,23	0,05	0,04
nl	65	65	0	0,00	1,69	1,69	0,00	0,00
nl	58	56	2	0,03	1,49	1,48	0,01	0,01
nl	62	61	1	0,02	2,43	2,38	0,05	0,02
nl	68	71	-3	-0,04	1,73	1,78	-0,05	-0,03
nl	58	61	-3	-0,05	1,10	1,25	-0,15	-0,13
nl	60	61	-1	-0,02	1,23	1,21	0,02	0,01
nl	73	74	-1	-0,01	1,34	1,47	-0,13	-0,09
nl	58	57	1	0,02	2,40	2,25	0,15	0,06
nl	67	72	-5	-0,07	2,29	2,21	0,08	0,04
nl	59	59	0	0,00	1,44	1,42	0,02	0,01
nl	57	58	-1	-0,02	1,42	1,51	-0,08	-0,06
nl	65	62	3	0,05	1,18	1,16	0,02	0,02
discreto	50	50	0	0,00	2,59	2,54	0,05	0,02
discreto	46	47	-1	-0,02	1,87	2,29	-0,42	-0,23
discreto	53	52	1	0,02	2,28	2,34	-0,05	-0,02
discreto	55	52	3	0,05	2,07	1,97	0,10	0,05
discreto	48	50	-2	-0,04	2,21	2,33	-0,11	-0,05
discreto	48	48	0	0,00	2,31	2,29	0,02	0,01
discreto	51	50	1	0,02	2,36	2,35	0,01	0,01
discreto	48	51	-3	-0,06	2,05	2,36	-0,31	-0,15
discreto	47	50	-3	-0,06	2,14	2,54	-0,40	-0,19
discreto	46	45	1	0,02	1,97	2,11	-0,15	-0,07
discreto	48	51	-3	-0,06	2,27	2,12	0,15	0,06
discreto	50	48	2	0,04	1,92	2,00	-0,08	-0,04
discreto	54	53	1	0,02	2,32	2,66	-0,34	-0,15
discreto	50	51	-1	-0,02	2,45	2,34	0,11	0,04
discreto	46	48	-2	-0,04	1,41	1,39	0,02	0,01
discreto	46	48	-2	-0,04	1,97	2,11	-0,14	-0,07
discreto	46	49	-3	-0,07	2,19	2,31	-0,11	-0,05
discreto	44	51	-7	-0,16	1,18	1,25	-0,07	-0,06
discreto	51	52	-1	-0,02	1,21	1,26	-0,05	-0,04
discreto	52	55	-3	-0,06	1,62	1,34	0,29	0,18
discreto	48	48	0	0,00	0,86	0,87	-0,01	-0,01
discreto	55	55	0	0,00	1,47	1,45	0,02	0,01
discreto	49	49	0	0,00	1,13	1,13	0,00	0,00
discreto	46	45	1	0,02	1,38	1,29	0,09	0,07
discreto	51	45	6	0,12	1,23	1,16	0,08	0,06
discreto	44	42	2	0,05	1,44	1,37	0,07	0,05
discreto	51	53	-2	-0,04	1,31	1,52	-0,20	-0,16
discreto	46	45	1	0,02	1,76	1,51	0,25	0,14
mode	34	32	2	0,06	0,80	0,68	0,13	0,16

mode	32	30	2	0,06	0,94	0,99	-0,05	-0,05
mode	30	30	0	0,00	0,82	0,96	-0,14	-0,17
mode	32	34	-2	-0,06	0,77	0,80	-0,03	-0,04
mode	37	36	1	0,03	1,25	1,33	-0,08	-0,06
mode	38	41	-3	-0,08	0,83	0,88	-0,05	-0,06
mode	31	28	3	0,10	0,83	0,97	-0,14	-0,17
mode	34	37	-3	-0,09	0,86	0,87	-0,02	-0,02
mode	33	32	1	0,03	1,23	1,33	-0,10	-0,08
mode	45	43	2	0,04	1,21	1,17	0,04	0,03
mode	33	30	3	0,09	0,92	0,84	0,08	0,09
mode	43	45	-2	-0,05	0,86	0,93	-0,07	-0,08
mode	32	30	2	0,06	0,73	0,64	0,09	0,12
mode	31	32	-1	-0,03	1,00	1,05	-0,05	-0,05
mode	33	32	1	0,03	1,64	1,61	0,03	0,02
mode	36	39	-3	-0,08	1,25	1,27	-0,01	-0,01
mode	38	37	1	0,03	0,98	0,91	0,07	0,07
mode	38	37	1	0,03	1,05	0,80	0,24	0,23
mode	36	37	-1	-0,03	1,72	1,79	-0,06	-0,04
mode	45	47	-2	-0,04	0,97	1,11	-0,14	-0,15
mode	35	33	2	0,06	0,96	1,10	-0,15	-0,15
mode	36	38	-2	-0,06	0,74	1,14	-0,39	-0,53
mode	34	32	2	0,06	0,78	0,76	0,03	0,03
mode	35	34	1	0,03	0,58	0,52	0,06	0,10
mode	43	44	-1	-0,02	0,98	1,09	-0,11	-0,11
mode	43	43	0	0,00	1,70	2,00	-0,30	-0,18
mode	42	38	4	0,10	0,96	0,85	0,12	0,12
mode	32	34	-2	-0,06	0,82	0,85	-0,03	-0,04
mode	42	45	-3	-0,07	1,46	1,50	-0,04	-0,03
mode	37	38	-1	-0,03	0,99	0,79	0,20	0,21
svr	23	28	-5	-0,22	0,92	1,10	-0,18	-0,20
svr	16	18	-2	-0,13	0,49	0,59	-0,10	-0,20
svr	11	12	-1	-0,09	0,36	0,39	-0,03	-0,08
svr	18	18	0	0,00	0,48	0,52	-0,04	-0,09
svr	22	25	-3	-0,14	0,60	0,65	-0,05	-0,09
svr	20	20	0	0,00	0,48	0,52	-0,05	-0,10
svr	29	29	0	0,00	0,44	0,46	-0,02	-0,05
svr	30	29	1	0,03	0,83	0,82	0,01	0,01
svr	22	22	0	0,00	0,68	0,69	-0,01	-0,01
svr	17	17	0	0,00	0,93	0,70	0,23	0,25
svr	24	25	-1	-0,04	0,28	0,39	-0,11	-0,38
svr	22	21	1	0,05	0,54	0,56	-0,02	-0,04
svr	28	26	2	0,07	0,73	0,76	-0,03	-0,04
svr	8	8	0	0,00	0,22	0,20	0,02	0,10
svr	18	21	-3	-0,17	0,69	0,81	-0,12	-0,17
svr	22	23	-1	-0,05	0,56	0,56	0,01	0,01
svr	13	14	-1	-0,08	0,40	0,44	-0,04	-0,09
svr	19	23	-4	-0,21	0,59	0,73	-0,14	-0,23
svr	22	23	-1	-0,05	0,65	0,70	-0,05	-0,07
svr	25	27	-2	-0,08	0,91	0,82	0,10	0,11
svr	20	18	2	0,10	0,53	0,48	0,05	0,09
svr	26	23	3	0,12	1,06	1,01	0,06	0,05
svr	24	22	2	0,08	0,48	0,46	0,02	0,04
svr	19	20	-1	-0,05	0,57	0,62	-0,04	-0,08
svr	17	18	-1	-0,06	0,66	0,68	-0,03	-0,04
svr	13	10	3	0,23	0,62	0,54	0,09	0,14
svr	19	16	3	0,16	0,60	0,50	0,10	0,16

svr	24	26	-2	-0,08	0,60	0,65	-0,06	-0,10
svr	20	23	-3	-0,15	0,56	0,63	-0,07	-0,13
svr	24	23	1	0,04	0,80	0,82	-0,02	-0,03

tx esv (0)	tx esv (1)	esv(0)-(1)	delta esv	bytes (0)	bytes (1)	bytes 0/1	delta byte
2,21	1,73	0,48	0,22	272384	22654	12,02	0,92
1,92	1,85	0,07	0,04	272384	22630	12,04	0,92
2,29	2,38	-0,09	-0,04	272384	20686	13,17	0,92
1,91	1,90	0,01	0,00	272384	21092	12,91	0,92
1,82	1,74	0,08	0,04	272384	25988	10,48	0,90
2,37	2,37	0,00	0,00	272384	26500	10,28	0,90
2,27	2,30	-0,03	-0,01	272384	29008	9,39	0,89
1,88	1,81	0,07	0,04	272384	22576	12,07	0,92
2,55	2,75	-0,19	-0,08	272384	20642	13,20	0,92
2,43	2,39	0,03	0,01	272384	22776	11,96	0,92
2,01	2,10	-0,09	-0,05	272384	24744	11,01	0,91
2,70	2,53	0,17	0,06	272384	20580	13,24	0,92
1,90	1,83	0,06	0,03	272384	25626	10,63	0,91
2,34	2,23	0,11	0,05	272384	20090	13,56	0,93
2,02	1,96	0,06	0,03	272384	23378	11,65	0,91
1,94	1,87	0,07	0,04	272384	21366	12,75	0,92
1,91	2,08	-0,18	-0,09	272384	24624	11,06	0,91
2,65	2,75	-0,10	-0,04	272384	27238	10,00	0,90
1,89	2,06	-0,16	-0,09	272384	23130	11,78	0,92
2,13	2,13	-0,01	0,00	272384	19788	13,77	0,93
2,65	2,56	0,09	0,04	272384	23368	11,66	0,91
2,30	2,28	0,02	0,01	272384	27868	9,77	0,90
1,90	2,09	-0,19	-0,10	272384	24942	10,92	0,91
2,08	2,04	0,04	0,02	272384	25490	10,69	0,91
1,60	1,61	-0,01	0,00	272384	24352	11,19	0,91
1,74	1,92	-0,18	-0,10	272384	26446	10,30	0,90
2,71	2,93	-0,22	-0,08	272394	24008	11,35	0,91
2,33	3,10	-0,78	-0,33	272394	23882	11,41	0,91
1,89	2,03	-0,14	-0,07	272394	23698	11,49	0,91
1,79	1,71	0,08	0,05	272394	20616	13,21	0,92
1,81	1,89	-0,08	-0,04	272394	24472	11,13	0,91
1,57	1,52	0,06	0,04	272394	23368	11,66	0,91
2,33	2,43	-0,10	-0,04	272394	16712	16,30	0,94
2,18	2,57	-0,39	-0,18	272394	23536	11,57	0,91
1,54	1,70	-0,16	-0,11	272394	24906	10,94	0,91
1,58	1,69	-0,11	-0,07	272394	26874	10,14	0,90
1,71	1,57	0,15	0,08	272394	28480	9,56	0,90
1,49	1,53	-0,03	-0,02	272394	24910	10,94	0,91
2,12	2,49	-0,37	-0,17	272394	25262	10,78	0,91
2,16	2,08	0,08	0,04	272394	20286	13,43	0,93
1,69	1,91	-0,22	-0,13	272394	22732	11,98	0,92
1,66	1,87	-0,22	-0,13	272394	17870	15,24	0,93
2,08	1,98	0,10	0,05	272394	25710	10,59	0,91
1,29	1,38	-0,09	-0,07	272394	25134	10,84	0,91
1,53	1,53	0,00	0,00	272394	24784	10,99	0,91
1,42	1,77	-0,35	-0,24	272394	26904	10,12	0,90
1,29	1,25	0,04	0,03	272394	22872	11,91	0,92
1,66	1,63	0,03	0,02	272394	25278	10,78	0,91
2,58	2,58	0,00	0,00	272394	25380	10,73	0,91
1,61	1,64	-0,03	-0,02	272394	21274	12,80	0,92
1,48	1,38	0,09	0,06	272394	22752	11,97	0,92
1,62	1,48	0,15	0,09	272394	23248	11,72	0,91
1,87	1,90	-0,03	-0,01	272394	25118	10,84	0,91
1,46	1,47	-0,01	-0,01	272394	24474	11,13	0,91
1,62	1,43	0,19	0,12	272394	23858	11,42	0,91

1,08	1,09	-0,01	-0,01	272394	22630	12,04	0,92
1,09	1,06	0,03	0,02	272394	18304	14,88	0,93
0,84	0,88	-0,05	-0,05	272394	20686	13,17	0,92
1,44	1,42	0,02	0,01	272394	21092	12,91	0,92
1,94	2,06	-0,11	-0,06	272394	25988	10,48	0,90
1,46	1,44	0,02	0,01	272394	26560	10,26	0,90
1,03	1,09	-0,06	-0,06	272394	29008	9,39	0,89
1,60	1,56	0,03	0,02	272394	22576	12,07	0,92
1,67	1,64	0,04	0,02	272394	25898	10,52	0,90
1,07	1,01	0,06	0,06	272394	20642	13,20	0,92
1,42	1,45	-0,03	-0,02	272394	22776	11,96	0,92
0,64	0,60	0,03	0,05	272394	24744	11,01	0,91
1,25	1,28	-0,02	-0,02	272394	16434	16,58	0,94
1,52	1,66	-0,14	-0,09	272394	20580	13,24	0,92
1,40	1,30	0,10	0,07	272394	25626	10,63	0,91
0,90	1,03	-0,14	-0,15	272394	20090	13,56	0,93
1,93	2,04	-0,11	-0,06	272394	23378	11,65	0,91
2,19	2,36	-0,17	-0,08	272394	21366	12,75	0,92
1,37	1,28	0,09	0,06	272394	24624	11,06	0,91
1,21	1,20	0,01	0,01	272394	27238	10,00	0,90
0,85	1,12	-0,27	-0,32	272394	23130	11,78	0,92
0,89	0,82	0,07	0,08	272394	19778	13,77	0,93
1,07	1,00	0,07	0,07	272394	23368	11,66	0,91
1,41	1,74	-0,33	-0,24	272394	27868	9,77	0,90
1,73	2,00	-0,28	-0,16	272394	24492	11,12	0,91
1,23	1,14	0,09	0,07	272394	24942	10,92	0,91
1,26	1,27	-0,01	-0,01	272394	25490	10,69	0,91
1,36	1,55	-0,20	-0,14	272394	24352	11,19	0,91
1,44	1,50	-0,06	-0,04	272394	26446	10,30	0,90
0,80	0,99	-0,19	-0,24	272394	20876	13,05	0,92
0,72	0,76	-0,04	-0,05	272394	25200	10,81	0,91
0,30	0,35	-0,05	-0,15	272394	19276	14,13	0,93
0,48	0,48	0,01	0,01	272394	20792	13,10	0,92
0,73	0,79	-0,06	-0,08	272394	22310	12,21	0,92
0,76	0,74	0,02	0,02	272394	22006	12,38	0,92
0,99	1,05	-0,05	-0,05	272394	23726	11,48	0,91
1,22	1,18	0,04	0,04	272394	25570	10,65	0,91
0,71	0,71	0,00	0,00	272394	27004	10,09	0,90
0,71	0,70	0,01	0,02	272394	23546	11,57	0,91
0,86	0,90	-0,05	-0,05	272394	22888	11,90	0,92
0,59	0,56	0,04	0,07	272394	22382	12,17	0,92
0,70	1,75	-1,05	-1,50	272394	21500	12,67	0,92
0,51	0,43	0,08	0,16	272394	21666	12,57	0,92
0,69	0,79	-0,09	-0,13	272394	23884	11,40	0,91
0,89	0,75	0,15	0,16	272394	21844	12,47	0,92
0,34	0,45	-0,11	-0,33	272394	23416	11,63	0,91
0,74	0,82	-0,08	-0,11	272394	23326	11,68	0,91
0,81	0,84	-0,03	-0,04	272394	20108	13,55	0,93
1,08	1,19	-0,11	-0,10	272394	21030	12,95	0,92
0,90	0,81	0,09	0,10	272394	13660	19,94	0,95
0,92	0,81	0,11	0,12	272394	23212	11,74	0,91
0,71	0,65	0,06	0,08	272394	22388	12,17	0,92
0,71	0,75	-0,05	-0,06	272394	21238	12,83	0,92
0,69	0,63	0,06	0,09	272394	19256	14,15	0,93
0,58	0,46	0,12	0,20	272394	23092	11,80	0,92
0,64	0,59	0,06	0,09	272394	23092	11,80	0,92

0,75	0,76	-0,01	-0,01	272394	22116	12,32	0,92
0,63	0,70	-0,07	-0,11	272394	23958	11,37	0,91
0,92	0,88	0,03	0,04	272394	23055	11,81	0,92

APÊNDICE C

Estudo da Compressão em Imagens Cardíacas de Medicina Nuclear
Universidade Estadual de Campinas - Faculdade de Engenharia Elétrica
Depto. de Engenharia Biomédica
Dissertação de Mestrado

Avaliação Visual das Imagens Processadas (análise dos parâmetros qualitativos)

ASSINALAR APENAS UM ÍTEM EM CADA PERGUNTA
(Faça sua análise de maneira mais global possível)

Imagem número _____

A) Responda aos ítens referentes aos parâmetros funcionais mais importantes:

1) Tamanho da câmara do VE:

1 ( ) normal 2 ( ) aumentada 3 ( ) diminuída 4( ) hipertrófico

2) Motilidade global da câmara VE:

1 ( ) normal 2 ( ) atrasado 3 ( ) discinético 4 ( ) acinético 5 ( ) outros

especifique:_____

3) Análise global da fase da Câmara VE:

1 ( ) normal 2 ( ) em oposição 3 ( ) atrasado

B) Responda aos ítens referentes aos aspectos de qualidade das imagens:

4) Não considerando a qualidade fotográfica, este exame, de maneira global, apresenta uma qualidade técnica de processamento:

1 ( ) ruim 2 ( ) satisfatória 3 ( ) boa 4 ( ) ótima

5) Este exame é:

1 ( ) original 2 ( ) comprimido 3 ( ) indistinguível

6) Você teria segurança em laudar um exame nestas condições:

1 ( ) sim 2 ( ) não

Se não, especifique:

E) Caso necessite, faça comentários no espaço abaixo:

Referências Bibliográficas

[1] EISBERG, R.M. **Fundamentos da Física Moderna.** Ed.Guanabara Dois, Rio de Janeiro, 1979.

[2] BRONZINO, J.D. **Biomedical Engineering annd Instrumentation: Basics Concepts and Applications.** PWS Publishers, Boston, 1986.

[3] SOUZA, F.G.P. de. **Métodos Universais de Compressão de Dados.** Dissertação de Mestrado, IMECC - UNICAMP, Campinas, Dezembro de 1991.

[4] BERNIER, LONGAN & WELLS editores. **Nuclear Medicine Technology an Techiniques.** The C.V. Mosby Company, St. Louis, 1981.

[5] SORENSON, J.A. & PHELPS, M.E. **Physics in Nuclear Medicine.** W.B. Saunders Co., Philadelphia, 1987.

[6] ENGLISH, R.J. & BROW, S.E. **SPECT - Single Photon Emission Computed Tomography: A Primer**. The Society of Nuclear Medicine, Inc. 2ª ed., 1990.

[7] KAPLAN, I. **Física Nuclear.** Ed. Guanabara Dois, Rio de Janeiro, 3ª ed.,1983.

[8] REBELO, M.S.; FURUIE, S.S.; MORA, L. Compressão de Imagens em Medicina Nuclear in: **Anais do I Forum Nacional de Ciência e Tecnologia em Saúde**, 1992. p. 313- 315.

[9] MOUNTCASTLE N.B. **Fisiologia Médica.** Guanabara Kooggan, Rio de Janeiro, 1982.

[10] LERNER, B.R. **Introdução ao Estudo da Fisiologia Humana**. Edart- São Paulo, São Paulo, 7ª ed., 1982.

[11] WILLIAN, F. G. **Fisiologia Médica**. Atheneu Ed. São Paulo S.A., São Paulo, 3ª ed., 1977.

[12] **Introduction to Nuclear Cardiology.** Du Pont Pharma, 3ª ed., 1993.

[13] WILLIANS, L.D. **Nuclear Medical Physics.** CRC Pres, Inc. Boca Raton, Flórida, 1987.

[14] REBELO, M.F.S. **Uma Análise da Qualidade de Imagens Tomográficas do Miocárdio por Emissão de Fótons**. Dissertação de Mestrado; IF-USP, São Paulo. Dezembro de 89.

[15] RUSS, John C. **The Image Processing - Hand book**. CRC Press, Flórida, 1992.

[16] GONZALEZ , R.C. ; WINTZ, P. **Digital Image Processing**. Addison - Wesley Publishing Company, Inc., 2ª ed., 1987.

[17] **Controle de Qualidade** - Publicação da Agência Internacional Energia Atômica- IAEA.

[18] ROLLO, F.D. **Nuclear Medicine Physics, Instrumentation and Agents.** The C.V. Mosby Company, St. Louis, 1977.

[19] LEOTTA, D.F. & KIM, Y. Requirements for Picture Archiving and Communications. **IEEE Engineering in Medicine and Biology**, 12(1): 62-69, Março de 1993.

[20] GOTTIEB, C.C. & GOTTIEB, L.R. **Data Types and Structures.** Prentice - Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1979.

[21] FANO, R.M. **Transmission of Information.** M.I.T. Press, Cambridge, Março de 1949.

[22] HUFFMAN, David A. A Method for the Construction of Minimium - Redundancy Codes. **Proceedings of the I.R.E.**, 40 (9): 1098-1101.Setembro de 1952.

[23] LELEWER, D.A. & HIRSCHBERG, D.S. Data Compression. **ACM Computing Surveys**, 19 (3): 261-296, Setembro de 1987, p. 261-296.

[24] ZIV, J. & LEMPEL, A. A Universal Algorith for Sequential Data Compression. **IEEE Transactions on Information Theory**, IT 23 (3): 337-343, Maio de 1977.

[25] SHANNON, C.E. A Mathematical Theory of Communication. **Bell Sys. Tech. Journal,** Julho de 1948. p. 398-403.

[26] ELIAS, P. Universal Code Word Sets and Representations of the Integens. **IEEE Transactions on Informations Theory**, IT -21(2): 194-203, Março, 1975.

[27] ABRAMSON, N. **Teoria de la Informacíon y Codificacíon.** Madrid, Ed. Paraninfo, 2º ed, 1969.

[28] RISSANEN, J. J. Generalized Kraft Inequality and Arithetic Coding. **IBM Journal Research and Development**, 20: 198-203, Maio de 1976.

29] RUBIN, F. Arithmetic Stream Coding Using Fixed Precision Regists. **IEEE Transactions on Information Theory**, IT 25 (6): 672-675, Novembro de 1979.

30] WITTEN, I.H.; MEAL, R. M., CLEARY, J.G. Arithmetic Coding for Data Compression. **Communications of the ACM**, 30 (6): 520-540, Julho de 1987.

31] KUNT, M. & JOHNSEN, O. **Block Coding of Graphics: A Tutorial Review.** Proceeding of the IEEE, vol. 68, nº 7, jul. 1980.

32] NELSON, M. **The Data Compression Book.** M & T Publishing, Inc., San Mateo, Califórnia, 1992.

33] WALLACE, G.K. The JPEG Still Picture Compression Standard. **Communications of the ACM,** vol. 34(4): 31-40, Abril de 1991.

34] JAIN, A.K. Image Data Compression: A Review. **Proceedings of the IEEE.** 69(3): 349-389. Março de 1981.

35] CHIARIGLIONE, L. The Development of an Integrated Audiovisual Coding Standard: MPEG. **Proceeding of the IEEE**, 83 (2): 151-157, fevereiro de 1995.

36] SHLIEN, S. Guide to MPEG-I Audio Stardard. **IEEE Transactions on Broadcasting**, 40 (4): 206-218, Dezembro de 1994, p. 206-218.

37] MAUTH, R. MPEG in Motion. **Byte International**, Março de 1995, p.5-6.

38] FISHER, Y.; ROGOVIN, D. ; SHEN T.P. **A Comparasion of Fractal Methods With DCT and Wavelets.** Capturado na rede Internet (http://inls.ucsd.edu/y/fractals).

39] FRAGHEN, Y. Fractal Image Compression. **Notas de curso do SIGGRAPH'92.** Capturado na rede Internet (http://inls.ucsd.edu/y/fractals)

40] GELFAND, M.J. ; THOMAS, S.R. **Effective Use of Computers in Nuclear Medicine.** Mc Graw Hill Book Co., Cincinatti, 1988.

41] REBELO, M.S.; FURUIE, S.S.; MUNHOZ, A.C.L; MOURA, L.; MELO, C.P.Assessment of a Lossy Image Compression Tecnique Applied to Cardiac Images in Nuclear Medicine. in: **Anais do Computers in Cardiology,** 1993, p. 827-830.

[42] KARSON, Tom K. et alii. Digital Compression of Echocardiografic Images: It viable in: **Anais do Computers in Cardiology,** 1993, p. 831-834.

[43] COSMAR, P.C.; GRAY, R.M.; OLSHEN, R.A. Evaluating Quality of Compressed Medical Images: SNR, Subjective Rating and Diagnostic Accuracy. **Proceeding of the IEEE**, 82(6): 919-932, Junho de 1994.

[44] MACMAHON, H. et alii. Data Compression: Effect on Diagnostic Accuracy in Digital Chest Radiography. **Radiology,** 178: 175-179, 1991.

[45] ERICKSON, J.J. & ROLLO, F.D. **Digital of Nuclear Medicine.** J.B. Lippincontt Co. Philadelphia, 1983.

[46] STORER, J.A. **Data Compression - Methods and Theory**, Computer Science Press; Rockville, Maryland, 1988.

[47] FANO, R.M. **Transmission of Information: A Statistical Theory of Communications**. The M.I.T. Press, Cambridge, Mass., 1961.

[48] WELCH, T.A. A Techique for High-Performance Data Compression. **Computer**, Junho de 1984, p. 8-19.

[49] HAMMING, R.W. **Coding an Information Theory.** Prentice - Hall, Inc., Eglewood Cliffs, New Jersey, 1980.

[50] VILLASENOR, J.D. Alternatives to the Discrete Cosine Transform for Irreversible Tomographic Image Compression. **IEEE Transactions on Medical Imaging,** 12(4): 803-811, Dezembro de 1993.

[51] LO, S.C. & HUANG, H.K. Compression of Radiological Images with 512, 1,024 and 2,048 Matrices. **Radiology**, 161 (2): 519-525, 1986.

[52] LO, S.C. & HUANG, H.K. Radiological Image Compression: Full Frame Bit-allocation Technique. **Radiology,** 155(3): 811-817, 1985.

Dedicatória

À minha esposa Ana Victória, com todo o meu carinho, por acreditar e incentivar-me a cada dia.

Um grande beijo

Agradecimentos

Ao meu orientador Dr. Lincoln Moura por acreditar em meu potencial e no término deste trabalho.

Ao Dr. José Cláudio Meneghetti por permitir a minha ausência do Serviço de Radioisótopos no período letivo.

A todos os meus colegas do Serviço de Radioisótopos do InCor, Adicléia; Agda; Edemar; Eliana; Ernane; Gerson; Iris, Ivone; Marco; Rubens e Silvana, que possibilitaram o meu deslocamento para a UNICAMP.

Ao Rubens Abe pelas discussões e sugestões sobre este trabalho.

A Marina Rebelo pelo grande auxílio na utilização do algoritimo compressor.

Ao Luís Cláudio Parzianello pelas férteis discussões e sugestões que foram implementadas.

Ao Nivaldo Bertozzo, um grande abraço.

A Dália Ballas pelo auxílio na interpretação dos dados e modelos estatísticos empregados neste trabalho.

Ao Paulo Alcocer pelo auxílio na utilização dos *softwares* de compressão de imagens dinâmicas.

A Dra. Carla Regina Falino e ao Dr. Marcelo Tatit pela análise das imagens e preenchimento dos questionários.

A minha família por sempre propiciar o meu prosseguimento na vida acadêmica.

A todos aqueles que, de alguma maneira, contribuíram para a conclusão deste trabalho.

RESUMO

As técnicas de compressão de imagens tem como objetivo reduzir o volume de dados a serem armazenados ou transmitidos em sistemas digitais. A utilização de técnicas de compressão com perdas merece ser investigada, uma vez que as mesmas apresentam altas taxas de compressão, ainda que alterando o conteúdo de informação das imagens.

Este trabalho estuda o efeito de aplicação da compressão com perdas em imagens cardíacas de medicina nuclear e a avalia a possibilidade de utilização dessas imagens no diagnóstico clínico. Foram estudadas 120 imagens, de pacientes normais e portadores de patologias cardíacas, que foram comprimidas/descomprimidas pela técnica da transformada discreta do cosseno (DCT). A taxa de compressão média foi da ordem de 11:1. Os efeitos da técnica de compressão no cômputo de parâmetros qualitativos e quantitativos dessa modalidade diagnóstica foram submetidos a análise estatística. Adicionalmente, os parâmetros qualitativos de interesse clínico foram analisados por dois especialistas médicos com experiência na observação desse tipo de estudo. Os resultados mostram que a compressão utilizada é adequada para análise visual e para a extração de parâmetros que não requeiram grande suavidade temporal. Entretanto, para o cômputo das imagens funcionais de amplitude e fase, a técnica utilizada mostrou-se inadequada, recomendando-se, então, a utilização de tolerâncias menores, e portanto, menores taxas de compressão.

ABSTRACT

Image compression techniques have been used as a mean to reducing the amount of data to be stored or transmitted in digital systems. The use of lossy image compression techniques is worth investigation, since those techniques lead to high compression rates, though they modify the information content of original images.

In this work, we assess the effect of applying a lossy image compression technique to nuclear medicine images of the heart and evaluate the suitability of using compressed images for diagnosis.

A set of 120 blood pool images from normal and abnormal patients was submitted to compression and decompression using the Discrete Cosine Transform (DCT). The average compression rate was 11:1. The effects of DCT compression on the estimation of qualitative and quantitative clinical parameters was submitted to statistical analysis. Additionally, clinical parameters of subjective analysis were assessed by two skilled clinicians. Results show that DCT compression is suitable for visual analysis and for extracting parameters which do not require great accuracy as far as the time axis is concerned. For computing functional images (amplitude and phase) DCT seems to be unsuitable, at least for the thresholds used in this work. Therefore, it is recommended that lower thresholds (and thus lower compression rates) be used if functional images are to be computed.

Índice

Capítulo 1 - Introdução

Conceitos Gerais de Compressão 1
Imagens de Medicina Nuclear 3
Objetivo e Conteúdo do Trabalho 4

Capítulo 2 - O Coração

Fisiologia e Circulação 7
Ciclo Cardíaco 8
Atividade Elétrica 9
Função Ventricular 10

Capítulo 3 - Formação de Imagens em Medicina Nuclear

Breve Histórico 12
Aquisição de Imagens 14
Caracterização das Imagens de Medicina Nuclear 17

Capítulo 4 - Compressão de Imagens

PACS 20
Compressão 21
Conceitos de Redundância 22
Descrição Sumária de Alguns Métodos de Compressão
Sem Perdas 28
Com Perdas 33

Capítulo 5 - Materiais e Métodos

O Exame da Ventriculografia Radionuclídica 42
O Algoritmo Compressor 50
Grupo de Estudo 54
Análise das Imagens 55
Análise dos Parâmetros Quantitativos 55
Análise dos Parâmetros Qualitativos 56

Capítulo 6 - Resultados e Discussões

Análise Qualitativa Visual 57
Resultados da DCT 59
Entropia 60
Parâmetros Quantitativos 61
Fração de Ejeção 61
Taxa de Enchimento 63

Taxa de Esvaziamento 66
Diferença Inter-Operadores 68
Análise Estatística com os Especialistas Médicos 70
Problemas Encontrados 72
Perspectivas Futuras 75

Capítulo 7 - Conclusões 78

Apêndice A

Exemplos de Alguns Métodos de Compressão Sem Perdas 83

Apêndice B

Tabela com os valores dos parâmetros calculados nos dois tipos de imagens 94

Apêndice C

Questionário Utilizado na Interpretação dos Especialistas Médicos 102

Bibliografia 103

CAPÍTULO 1

O emprego de imagens como recurso para auxílio diagnóstico de patologias e anormalidades em orgãos ou estruturas nas mais diversas especialidades médicas resulta da necessidade que se têm de observar e analisar a complexidade do corpo humano.

Entre as técnicas mais empregadas para a obtenção dessas imagens estão a radiológica, a ressonância magnética, a radioisotópica, a ultrassonográfica e a termográfica.

Historicamente, os primeiros estudos que utilizaram imagens datam do final do século XIX com a descoberta do raio X por Roentgen [1], que obteve as primeiras radiografias. Já no século XX, na década de 70, a utilização do raio X sofreu um grande avanço com o advento da tomografia computadorizada, que é hoje largamente empregada.

No iníco da década de 50 iniciou-se a produção de elementos radioativos em aceleradores (isótopos), que podiam ser utilizados em seres vivo, sendo realizados os primeiros estudos funcionais, que são a base da medicina nuclear.

Sistemas que utilizam ondas mecânicas (ultra-som) e campos magnéticos (MRI, *magnetic resonance imaging*, do original em inglês), tiveram seu emprego mais difundido na década de 80, sendo que as imagens de MRI só puderam ser utilizadas nos EUA após a aprovação do FDA[1] em 1982 [2].

Para a formação de imagens através das modalidades acima descritas, necessita-se a utilização de um sistema computacional acoplado aos equipamentos responsáveis pela formação das imagens. Esse sistema computacional promove a geração das imagens na forma digital e estas serão objeto de estudo deste trabalho.

Nas últimas duas décadas, a utilização de imagens na medicina teve uma grande expansão, podendo isto ser creditado à qualidade das imagens, ao número de informações obtidas e ao fato deste recurso requerer poucos procedimentos intervencionistas.

Com o emprego cada vez maior dos sistemas computacionais nos equipamentos eletromédicos, a aquisição e o processamento digital de imagens

---

[1] FDA: *Foods and Drugs Administration.*

tornaram-se de grande utilidade em medicina, por resultar em diagnóstico mais preciso, o que possibilita avaliar a extensão das patologias, bem como a eficácia das condutas terapêuticas adotadas.

1.1) Compressão de Imagens Digitais

O emprego crescente das imagens como metodologia diagnóstica acarreta em grande volume de informação, exigindo que os sistemas computacionais possuam grande capacidade de armazenamento e grande velocidade de transmissão de dados. Um recurso utilizado para facilitar o processamento e a transmissão desses dados, diminuindo o tamanho dos arquivos e aumentando a velocidade de transmissão, são as chamada técnicas de compressão de dados.

A compressão diminui os custos de armazenamento e comunicação. Caso um arquivo de dados seja comprimido em 50% do seu tamanho original, dobra-se a capacidade de armazenamento ou duplica-se a velocidade de transmissão [3].

Um parâmetro importante para se avaliar o desempenho dos métodos de compressão é a taxa de compressão, que pode ser dada pela seguinte relação: $T = A_C / Ao$, onde T é a taxa de compressão, A_C é o número de *bits* necessários para representar o arquivo comprimido e Ao é o número de *bits* necessários para representar o arquivo original.

As técnicas de compressão estão divididas em dois grupos: compressão sem perdas e com perdas, sendo que para ambos os grupos deve ser realizada uma descompressão para a recuperação da informação inicial.

No caso de compressão sem perdas (*lossless*), a informação contida no objeto de estudo é recuperada integralmente após a descompressão. No segundo caso, de compressão com perdas, ou irreversível (*lossy*), há perda de informação original durante o processo, ou seja, há uma alteração da informação inicial, sendo este recuperado de forma aproximada.

O processo de compressão pode ser representado esquematicamente como mostra a figura 1.1.

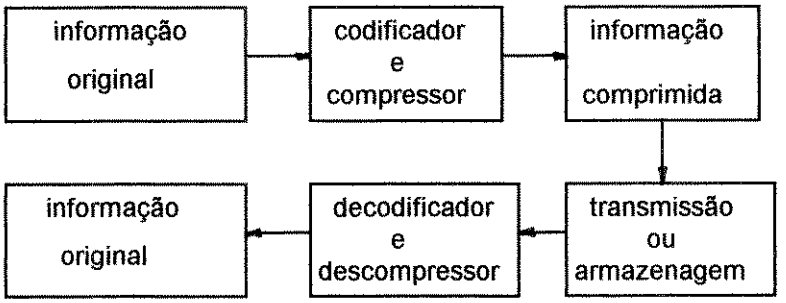


Figura 1.1: Diagrama em blocos representando a compressão e posterior descompressão de informações para transmissão ou armazenagem.

Os métodos de compressão teoricamente se baseiam no conceito de redundância, ou seja, o objeto de estudo apresenta características que se repetem ao longo de sua extensão. Assim, os métodos de compressão identificam essas redundâncias, eliminado-as ou reduzindo-as, realizando então, a compressão.

1.2) Imagens de Medicina Nuclear

Os exames de medicina nuclear por emissão de fótons são realizados com o objetivo de avaliar a função de orgãos ou estruturas. Isso é feito através da administração de material radioativo, que é previamente associado a um fármaco, tornando-se um radiofármaco. Os radiofármacos são escolhidos por sua propriedade de se fixarem ou serem absorvidos preferencialmente pelo órgão ou estrutura de interesse. Para cada tipo de exame a ser realizado existe um radiofármaco específico e a administração ao paciente é feita por via endovenosa (e.v.) (mais comum), oral ou respiratória [4].

Como há uma maciça captação do material administrado pelo órgão de interesse, tem-se a condição de se obter uma imagem através da detecção e do mapeamento da radiação emitida por ele, o que é feito pela câmara de cintilação [5].

O material radioativo deve ser administrado em quantidade suficiente para que se possa detectar um número de fótons necessário para a formação da imagem, garantindo uma mínima densidade de informação[2]. Este é um fator que

[2] Será entendido aqui por densidade de informação o número de fótons/pixel.

influencia a relação sinal-ruído, que tende a ser baixa nas imagens de medicina nuclear [5].

Devido a essa condição e somando-se o processo de decaimento dos isótopos utilizados, há um erro introduzido no valor dos *pixels* da imagem que segue a estatística de Poisson [6].

Deve ser observada ainda a dose de radiação absorvida pelo paciente, fazendo com que a atividade ministrada seja a menor possível. Para garantir esta condição, utilizam-se nuclídeos emissores de radiação gama que possuam curta meia-vida física e biológica [7].

1.3) Objetivo e Conteúdo do Trabalho

Este trabalho utiliza um método de compressão com perdas em imagens digitais cardíacas de medicina nuclear, visto que se trata de uma classe de imagens que apresenta muita redundância e baixa relação sinal/ruído, além de ser um método capaz de aliar altas taxas de compressão à fidelidade, de forma que as imagens ao passarem pelo processo de compressão/descompressão mantenham qualidade e possam ser utilizadas em diagnóstico [8].

A qualidade das imagens descomprimidas é avaliada de forma qualitativa (análise visual) e quantitativa (parâmetros funcionais extraídos das imagens).

No capítulo 2 é feita uma breve descrição da fisiologia do coração, abordando aspectos da sua função como bomba e da relação entre as atividades elétrica e mecânica. O capítulo 3 aborda a formação de imagens de Medicina Nuclear, havendo um detalhamento para a ventriculografia radionuclídica.

O capítulo 4 trata das técnicas e conceitos que estão envolvidos em vários algoritmos de compressão, bem como os conceitos teóricos de redundância, explicando porque se pode reduzir o tamanho do arquivo das imagens. São ainda apresentadas as idéias que norteiam os sistemas de arquivamento e comunicação digital de imagens.

A metodologia empregada neste trabalho, desde a aquisição das imagens, o seu processamento e a compressão/descompressão é apresentada no capítulo 5. Os resultados obtidos para as imagens originais e descomprimidas, nos seus parâmetros qualitativos e quantitavos e a discussão sobre eles, serão apresentados no capítulo 6.

No capítulo 7 é feita a avaliação e discussão dos resultados obtidos, juntamente com as conclusões e considerações finais. No final do trabalho, encontram-se as referências bibliográficas.

Todos os experimentos realizados neste trabalho foram desenvolvidos no do Serviço de Radioisótopos - Instituto do Coração - Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo.

Capítulo 2

O CORAÇÃO

O coração é o principal orgão do sistema circulatório e tem como função bombear o sangue através de uma rede de vasos que percorre todo o corpo até os diversos orgãos e tecidos. Ele é constituído, principalmente, por tecido muscular e se localiza na cavidade toráxica em uma região denominada mediastino, posicionando-se imediatamente acima do diafragma e ao fim do esterno.

O tecido muscular do coração é composto por três camadas distintas. A mais importante é a camada interna constituída por tecido muscular chamado de miocárdio e é responsável pela função de contratilidade do coração. Revestindo o miocárdio existem duas camadas membranosas, uma recobrindo a cavidade interna denominada de endocárdio e outra externa chamada de epicárdio. Há o revestimento externo do coração por uma outra camada membranosa chamada de pericárdio. A nutrição destes tecidos cardíacos é feita pelas artérias coronárias (esquerda e direita) que são vasos provenientes da aorta.

Este conjunto de tecidos forma as quatro cavidades cardíacas, sendo que a espessura da parede que constitui essas cavidades é diferente em cada uma delas. Para fins didáticos, o coração pode ser dividido em duas partes: direita e esquerda. Nas duas partes encontram-se duas cavidades superiores, os átrios e duas inferiores, os ventrículos [9].

A única comunicação existente é entre os átrios e os ventrículos, sendo que o fluxo sanguíneo que percorre essas câmaras é regulado pelas válvulas que se encontram entre elas.

Para uma visualização da morfolgia das cavidades cardíacas, pode ser realizado um corte transversal no coração, o que está representado na figura 2.1 (a).

Neste trabalho, o objeto de estudo são as imagens provenientes da ventriculografia radionuclídica, que é um exame que se destina a avaliar a função ventricular do coração através da verificação volumétrica das cavidades cardíacas. A figura 2.1 (b) mostra essas cavidades e a correspondência delas com a morfologia apresentada na figura anterior. Deve-se ressaltar aqui, que a

imagem cintilográfica mostrada é feita em um plano e, portanto, não há a aplicação do corte transversal.

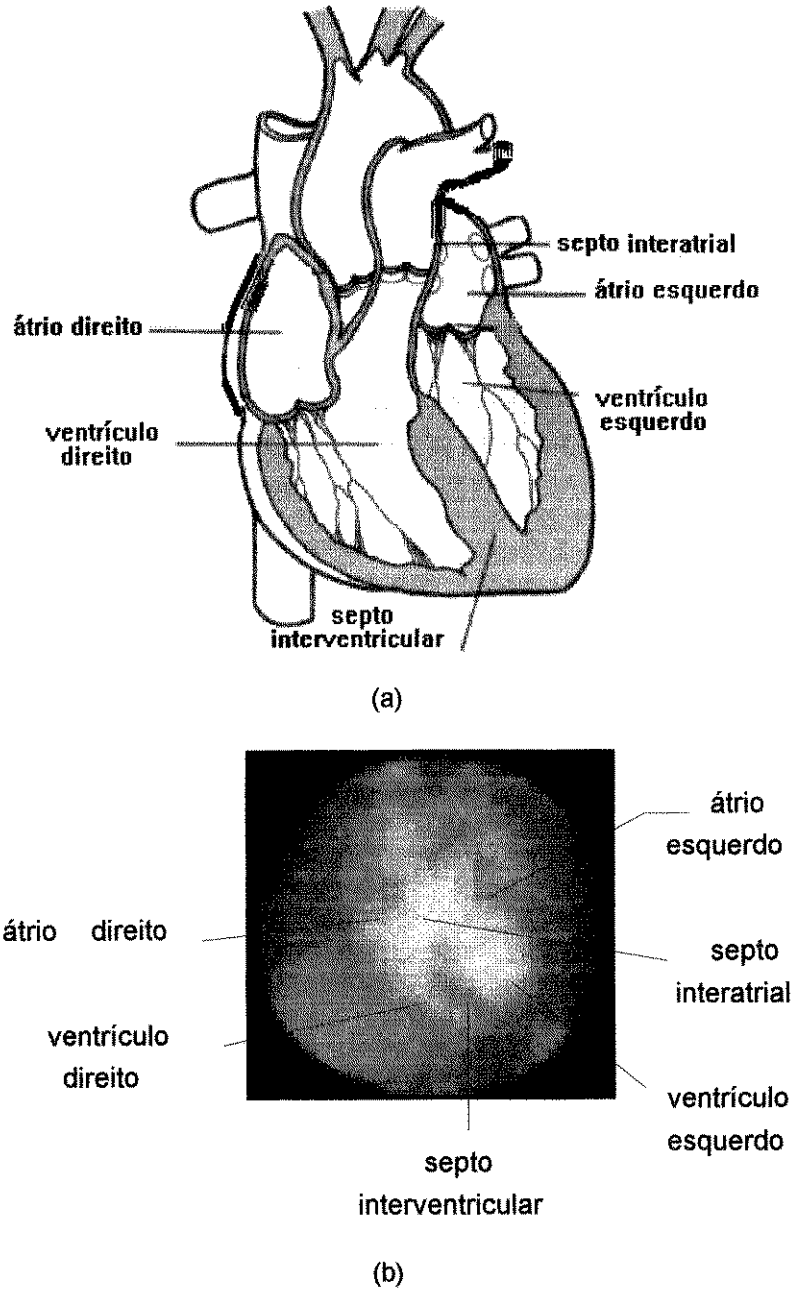


Figura 2.1: Representação da morfologia das câmaras cardíacas através de um corte transversal (a) e na imagem cintilográfica (b). Extraído de [12].

2.1) Fisiologia e Circulação

Na comunicação átrio-ventricular da metade direita do coração está a válvula tricúspide e na metade esquerda tem-se a válvula mitral. Essas válvulas

abrem-se em direção aos ventrículos durante a contração atrial, fechando-se em seguida impedindo o refluxo do sangue. No átrio direito chegam as veias cavas, superior e inferior, e no átrio esquerdo quatro veias pulmonares. Do ventrículo direito sai a artéria pulmonar e do ventrículo esquerdo a artéria aorta.

Quando o coração realiza uma contração, o sangue é ejetado com pressão para o interior dos vasos do sistema circulatório, realizando com isso a entrega de nutrientes e oxigênio (O_2) e retirando resíduos e excreções celulares, como o gás carbônico (CO_2) e uréia [10].

O sangue proveniente de todo corpo contendo os metabólitos provenientes da atividade celular de todo o corpo e pobre em oxigênio (venoso), chega ao átrio direito através das veias cavas. A partir daí, ele passa para a cavidade ventricular direita, de onde é bombeado para as artérias pulmonares em direção aos pulmões. Após a oxigenação nos pulmões o sangue (arterial) retorna ao coração pelas veias pulmonares atingindo o átrio esquerdo. Esta parte da circulação é conhecida como circulação pulmonar ou pequena circulação.

Estando o átrio esquerdo preenchido, ele se contrai ejetando o sangue através da válvula mitral para o ventrículo esquerdo. Este, por sua vez, bombeia o sangue pela válvula aórtica para a artéria aorta, que por meio de suas ramificações atinge todo o corpo. A esta circulação dá-se o nome de circulação sistêmica ou grande circulação. A partir daí, o sangue retorna venoso ao coração pelas redes sistêmicas atingindo as veias cavas e repetindo-se novamente o ciclo.

2.2) Ciclo Cardíaco

O ciclo cardíaco é a ocorrência de várias fases, sendo composto pela atividade mecânica de fenômenos sucessivos, fazendo com que se repitam até a fase inicial. As fases mais importantes são a sístole (contração) e a diástole (relaxamento ou distensão), tanto ventriculares como atriais.

Cada ciclo ocorre a partir da sístole atrial, quando o sangue é ejetado dos átrios para os ventrículos que se encontram em diástole. Isso ocorre para que não haja um aumento de pressão dentro das cavidades e o sangue possa preenchê-las sem dificuldades.

2.3) Atividade Elétrica

Para que ocorra todo o processo acima descrito é necessário que as cavidades cardíacas se movimentem de maneira seqüencial e ordenada. Para que isto ocorra, é necessária a presença de cargas elétricas que estimulem as fibras musculares, fazendo com que elas se excitem e se movimentem e o coração tenha o seu funcionamento plenamente satisfatório [11].

O coração possui o nodo sino-atrial, o nodo átrio-ventricular, o feixe de His, com seus ramos direito e esquerdo, e as fibras de Purkinje, que são estruturas específicas para a condução da atividade elétrica para as diversas regiões cardíacas.

A seguir, é feita uma breve descrição do caminho percorrido pela atividade elétrica o que provoca a despolarização e conseqüentemente a movimentação dessas regiões, o que é mostrado na figura 2.2.

A atividade elétrica é gerada no nodo sino-atrial atravessando o miocárdio atrial e atingindo o nodo átrio-ventricular (a) que possui a capacidade de rapidamente retardar a condução para os ventrículos, possibilitando o seu enchimento. A seguir, a condução segue pelos ventrículos, iniciando pela parte superior do septo (b), atingindo o feixe de His (direito e esquerdo), percorrendo todo o septo (c), passando pelas fibras de Purkinje, deslocando até a porção apical do ventrículo (d) e, finalmente, atingindo a região basal posterior e o cone pulmonar (e), o que garante uma contração efetiva e maciça dos ventrículos.

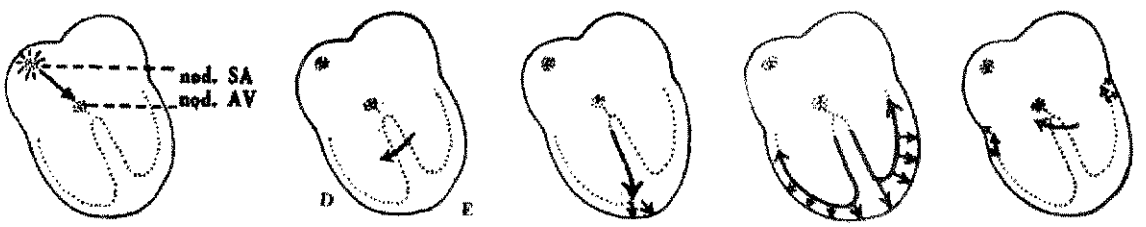


Figura 2.2: Esquema da despolarização elétrica no coração. Extraído de [11].

Pode-se fazer a monitoração da atividade elétrica do coração durante o ciclo cardíaco. O registro dessa atividade é conhecido como eletrocardiograma (ECG) que é de grande valia para o uso clínico, servindo na interpretação e avaliação da atividade do coração.

O ECG pode ainda, ser sincronizado com imagens cintilográficas para visualização da movimentação das câmaras cardícas. Esse procedimento é conhecido como ventriculografia radionuclídica, também conhecida como *gated blood pool study* (cintilografia sincronizada das câmaras cardícas, do original em inglês). Este estudo, assim realizado, também pode ser utilizado para avaliar a função ventricular cardíaca e que será objeto de estudo deste trabalho. Um detalhamento da metodologia da sua aquisição será feito no capítulo 5.

2.4) Função Ventricular

O desempenho da contratilidade do coração pode ser avaliado através do volume de sangue que o coração lança na circulação em cada um de seus batimentos e a forma como eles ocorrem. Este desempenho é determinante no estudo da função ventricular [12].

A avaliação da função ventricular é um fator fundamental no diagnóstico de doenças cardíacas, pois com ela são calculados parâmetros funcionais como a fração de ejeção [12] e as taxas de enchimento e esvaziamento.

Esses parâmetros funcionais também serão objetos de estudo e análise deste trabalho, sendo descrita, oportunamente, a maneira pela qual eles são obtidos.

Capítulo 3

Formação de Imagens de Medicina Nuclear

Nas últimas três décadas houve uma grande expansão de métodos diagnósticos que empregam fenômenos físicos para se obter informações qualitativas e quantitativas das diversas estruturas e orgãos do corpo humano. Muitos desses métodos avaliam essas estruturas através de imagens.

Em medicina nuclear as imagens são geradas a partir da utilização de fármaco previamente associado (marcado) com material radioativo emissor de radiação gama, formando os radiofármacos. Esses radiofármacos são administrados em um paciente e apresentam uma biodistribuição preferencial no orgão ou estrutura alvo.

Com o auxílio de um detector de radiação e um sistema eletrônico ajustado para esse fim, obtém-se imagens analógicas ou digitais do orgão-alvo. A radiação detectada é proveniente do elemento radioativo que se encontra dentro do paciente. Assim, pode-se considerar que o paciente é a fonte de emissão radioativa, consistindo, portanto, em uma técnica diferente da empregada nas imagens de raio-X. Imagens que são formadas por esta técnica são conhecidas como imagens de emissão [13].

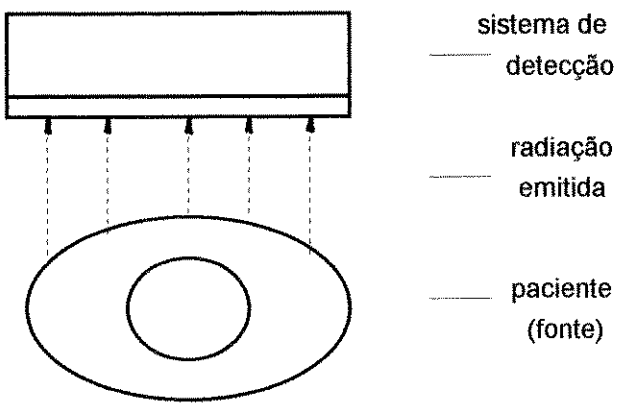


Figura 3.1: Esquema ilustrando a detecção da radiação proveniente de maneira perpendicular à superfície do detector e que realmente contribui para a formação de imagem.

3.1) Breve Histórico

As imagens com radionuclídeos foram inicialmente conseguidas em meados da década de 1950, através de equipamentos conhecidos como mapeadores retilíneos que possuiam detectores à cintilação acoplados a colimadores. Este conjunto realizava movimentos retilíneos (longitudinais e transversais) e as informações obtidas pelo conjunto detector eram transmitidas através de um sistema pantográfico a uma impressora. Esses equipamentos utilizavam para a detecção da radiação cristais de Tungstato de Cálcio e Iodeto de Sódio dopados com Tálio [5].

Posteriormente, Anger em 1964 estendeu esse conceito de detecção para equipamentos que utilizavam vários tubos fotomultiplicadores (PMT, *photomultiplyer tube,* do orginal em inglês) acoplados a um cristal de maior área do que a dos mapeadores, sendo que os sinais elétricos gerados pelos PMT são enviados a um circuito analógico, capaz de determinar corretamente a posição do evento ocorrido. Este equipamento é conhecido como gama câmara, câmara à cintilação ou câmara Anger [6].

A partir dessa data, desenvolveram-se os cristais de NaI(Tl) com grande área e pequena espessura, ideal para a utilização com isótopos que emitem radiação de baixa energia (60 - 150 KeV) como o ^{99m}Tc, ^{123}I e o ^{201}Tl. Nessa faixa de energia, o cristal apresenta alta sensibilidade, passando rapidamente para baixa sensibilidade em altas energias (300 - 400 KeV) devido a uma menor interação da radiação com o cristal [5].

3.2) Equipamentos Atuais

A gama câmara, com o decorrer do tempo, sofreu muitos aperfeiçoamentos, especialmente na parte eletro-eletrônica, chegando a ter mais de um detector (2 ou 3). Contudo, a maior evolução ocorreu nos PMT, fornecendo aos aparelhos melhor qualidade de resposta à radiação incidente. Também foram desenvolvidos colimadores especiais para a realização de diferentes tipos de exames, havendo também um grande impulso na utilização de sistemas computadorizados desenvolvidos especialmente para este fim.

Foram desenvolvidos, na década de 80, equipamentos que utilizavam *multicrystal scanners* em formato anular, onde cada cristal é individualmente acoplado a um PMT. Os radiofármacos utilizados nesses sistemas realizam emissões de dois fótons antiparalelos de 511 KeV cada (um e+ e um e-, princípio da anticoncidência) [7]. Com essa técnica consegue-se fazer uma varredura angular e através de métodos de reconstrução que utilizam as projeções realizadas, obtém-se imagens tomográficas. A este sistema de

detecção denomina-se PET (*positron emission tomography*, do original em inglês).

3.3) Câmaras à Cintilação

As câmaras à cintilação utilizadas para a obtenção de imagens em Medicina Nuclear podem gerar imagens estáticas, dinâmicas ou tomográficas. O princípio de funcionamento deste tipo de equipamento será descrito a seguir.

A radiação gama proveniente de um órgão-fonte emerge em todas as direções e somente uma pequena fração possui a direção perpendicular à face do detector, havendo uma seleção realizada através de um colimador. Desta forma, a radiação ao atravessar o colimador produz as cintilações no cristal de NaI(Tl) de grande diâmetro (28 - 41 cm) e pequena espessura (0,64 - 1,25 cm).

A figura 3.2 mostra, através de um diagrama de blocos, uma câmara à cintilação, sendo que os principais pontos desse diagrama são explicados em seguida.

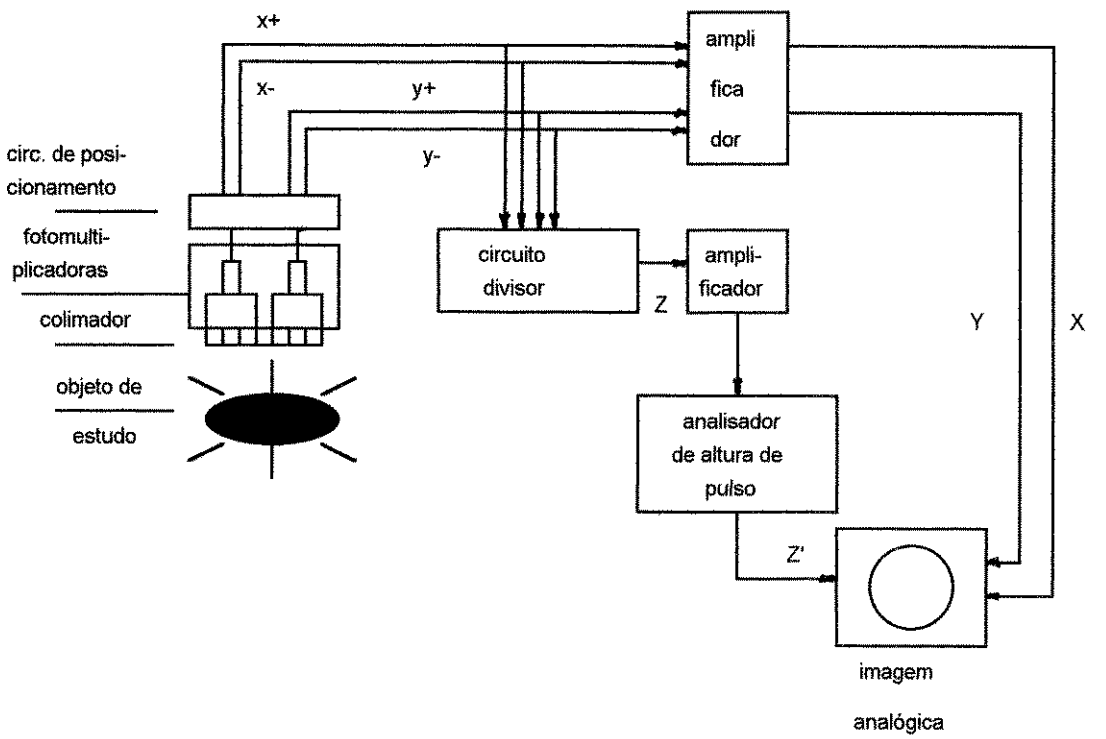


Figura 3.2: Diagrama de blocos representando uma câmara à cintilação

As cintilações são produzidas em todas as direções e são detectadas por um conjunto de PMTs que converte a luz em pulsos elétricos. Esses pulsos, X^+;

X^-; Y^+ e Y^-, alimentam uma matriz de resistores que os combinam, formando o que se conhece como pulsos de posicionamento X e Y, que determinam com exatidão o local do evento que deu origem à cintilação. Esses dois pulsos são aplicados às placas de deflexão de um tubo de raios catódicos (CRT, *cathodic ray tube*, do original em inglês) para a formação de uma imagem analógica.

Os pulsos de posicionamento devem ser normalizados (ajustados) em um circuito divisor que utiliza um pulso Z de energia, pulso este obtido pela soma dos pulsos de todos os PMT. Este ajuste se faz necessário para que a amplitude do pulso seja proporcional à energia do fóton incidente no cristal.

O pulso Z de energia passa pelo analisador de altura de pulso, que gera a saída de um pulso Z'. Este pulso surge somente quando o pulso Z tem amplitude correspondente à energia do fóton selecionado, rejeitando um grande número de pulsos que são devidos ao espalhamento Compton e à radiação de fundo [5].

Os pulsos Z' são utilizados para dar o *flash* de luz sobre a tela do CRT, na posição correspondente à cintilação ocorrida no cristal. Se for exposto um filme radiográfico por um determinado tempo à luz dos *flashes* ocorridos no CRT, será obtida uma imagem representando a distribuição radioativa do radiofármaco no órgão de interesse e sobre o qual a câmara está posicionada, sendo que as áreas mais expostas do filme representam uma maior atividade radioativa. A imagem assim formada é conhecida por analógica.

Quando há a utilização de um sistema computacional para a formação da imagem, é realizada a digitalização e quantização do sinal analógico proveniente da câmara, sendo então obtida uma imagem digital [6].

3.4) Aquisição de Imagens

Como já foi mencionado anteriormente, as imagens de Medicina Nuclear são imagens de emissão formadas através da administração de um radiofármaco ao órgão-alvo. A radiação emitida por este órgão será detectada pela câmara à cintilação que se encontra próxima à superfície do paciente e posicionada na região do órgão de interesse. As imagens assim obtidas caracterizam a biodistribuição do radiofármaco no órgão, podendo essas imagens serem de quatro tipos: estáticas, dinâmicas, ventriculografia radionuclídica (*gated blood pool study*) e tomográficas.

No Instituto do Coração (InCor) do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina - USP (São Paulo), são realizados diversos tipos de exames de Medicina Nuclear que serão apresentados nos ítens 3.4.1 à 3.4.5, bem como algumas características dos protocolos de aquisição utilizados nesta instituição e que são representativos destes tipos de exame.

3.4.1) Alguns Parâmetros de Aquisição para Imagens Cintilográficas

Para a realização de um exame em Medicina Nuclear é necessário que se estabeleçam alguns parâmetros para a formação e, conseqüentemente, a obtenção da imagem.
Alguns desses parâmetros mais relevantes são:
- número de contagens: é estabelecido um determinado número de cintilações a ser verificado pelo detector para a formação da imagem. Quando um contador atingir o valor estabelecido a imagem estará formada.
- tempo: aplica-se da mesma maneira que o número de contagens, contudo a condição a ser satisfeita é o tempo estabelecido.
- matriz de aquisição: para a formação das imagens digitais deve-se escolher uma matriz na qual será formada. Essa matriz pode ser, 32x32; 64x64; 128x128; 256x256 ou 512x512 *pixels*, dependendo do estudo a ser realizado.
- resolução de profundidade: é a profundidade de cada *pixel* da matriz, onde a imagem será formada e que pode ser de duas maneiras:
$\rightarrow 2^{16}$ contagens/*pixel*
$\rightarrow 2^{8}$ contagens/*pixel*

Esses valores indicam o máximo de contagens que cada *pixel* pode possuir, ou seja, em Medicina Nuclear uma imagem pode possuir, no máximo, em cada *pixel* da matriz que a compõem 256 ou 65536 contagens.

3.4.2) Imagens Estáticas

Após receber a dose do radiofármaco o paciente é colocado sob o detector da câmara à cintilação durante um intervalo de tempo típico de aproximadamente 8 à 10 minutos, tempo este necessário para que se forme uma imagem no CRT com boa densidade de informação.

Para a formação da imagem digital deverá ser satisfeita uma das condições pré-estabelecidas no protocolo de aquisição estabelecido no início

do exame. Estas condições podem ser o tempo de aquisição ou o número de contagens detectadas.

3.4.3) Imagens Dinâmicas

As imagens dinâmicas são obtidas através da inclusão do fator temporal nas imagens estáticas, ou seja, são imagens estáticas formadas em série em um curto intervalo de tempo durante um certo período.

3.4.4) Imagens de Ventriculografia Radioisotópica (*Gated Blood Pool Study*)

Neste tipo de aquisição se pretende obter imagens funcionais do ciclo cardíaco, pela sincronização da aquisição das imagens com a atividade mecânica, mostrada pelo eletrocardiograma (ECG).

O ECG proveniente do paciente é enviado ao computador que divide o intervalo entre duas ondas R consecutivas (intervalo R-R) em um certo número de quadros (16, 32 ou 64). O intervalo R-R corresponde ao ciclo cardíaco, ou seja, compreende a fase de relaxamento (diástole) do músculo cardíaco e outra a fase de contração (sístole) deste músculo.

Esta forma de aquisição será detalhada a frente, uma vez que é de interesse particular para o estudo proposto neste trabalho.

3.4.5) Imagens Tomográficas

O processo de formação das imagens tomográficas é semelhante ao das imagens planas. Contudo, o detector realiza uma rotação ao redor do paciente durante a aquisição. Durante um intervalo de tempo, serão adquiridas várias imagens planas (32, 64 ou 128) de acordo com o protocolo de aquisição. O modo de rotação do detector pode ser contínuo ou passo a passo (*step by step*). No primeiro caso, as aquisições são feitas durante uma rotação contínua do detector e no segundo o detector fica estático durante um certo intervalo de tempo ($t < 1$ minuto), no qual a imagem é adquirida, deslocando-se para uma próxima posição ao término deste tempo. Realizando a aquisição desta maneira, um mesmo ponto do objeto de estudo é observado em ângulos diferentes. Para que se consiga uma visualização global deste ponto é

necessário uma etapa complementar que consiste na reconstrução tomográfica [14], [15].

3.5) Caracterização das Imagens de Medicina Nuclear

As imagens de Medicina Nuclear apresentam características próprias como ruído tipo Poisson, baixa relação sinal/ruído, atenuação do fóton, entre outras. Isto se deve ao processo de formação da imagem envolver desde o tipo de material utilizado até as características do equipamento empregado.

3.5.1) Ruído

Por ruído entende-se uma perturbação que aparece de forma indesejavél em uma imagem. Em imagens de Medicina Nuclear os ruídos podem ter origem na radiação de fundo (*background*), no espalhamento da radiação ao interagir com a matéria e, principalmente, na flutuação estatística da medida radioativa, que é devida a um processo intrínseco do decaimento radioativo introduzindo um erro nos eventos detectados. Este erro está associado diretamente à freqüência de distribuição dos valores das contagens detectadas, que segue a distribuição de Poisson [6], [16].

A qualidade das imagens de Medicina Nuclear é dependente do número de emissões radioativas detectadas pela câmara à cintilação (taxa de contagem), ou em outras palavras, as imagens dependem da dose administrada do radiofármaco ao paciente, que deve ser a menor possível. Se o radiofármaco não for administrado com uma atividade suficiente para a formação da imagem, o número de eventos detectados será pequeno, o que resultará em uma baixa relação sinal/ruído.

3.5.2) Atenuação e Espalhamento

Para serem detectados os fótons originados a partir dos órgãos internos do paciente atravessam diferentes tecidos e estruturas do corpo. Quando isto acontece, tem-se três situações diferentes na detecção:
1) fótons que não sofrem nenhum desvio na trajetória original ou perda de energia;

2) fótons que sofrem mudança de trajetória e perda de energia devido ao espalhamento Compton [4], [6], mas são, ainda assim detectados.
3) fótons que interagem com tecidos e estruturas dentro do corpo e acabam, por efeito fotoelétrico, perdendo toda a sua energia e portanto não são detectados.

Devido a essas interações, ocorre o fenômeno da atenuação [6], [7], que diminui a radiação efetivamente detectada, ou seja, a taxa de contagem será menor, pois existe uma perda da energia dos fótons.

A atenuação depende do material a ser atravessado pela radiação, sendo que após atravessar o meio atenuante a energia do fóton detectado, será menor [6]. O efeito Compton faz com que um evento radioativo seja localizado em uma posição diferente daquela que foi originado, provocando borramento e diminuição na resolução da imagem obtida. As considerações acima, são de extrema relevância quando são realizados exames em pacientes obesos.

3.5.3) Artefatos

Um outro fator que pode contribuir para a degradação da imagem são os artefatos, consistindo em informações que não são provenientes do objeto de estudo e que podem ser geradas durante o processo de formação da imagem. Esses artefatos podem ter origem no *background*, ruído, movimentação do paciente ou ainda defeito/falha do equipamento [6].

Para a aquisição de uma boa imagem há a necessidade da imobilidade do paciente durante todo o tempo de duração do exame. Na aquisição tomográfica isto é fundamental, sendo a movimentação do paciente a causa mais comum de artefatos [5].

Apesar da imobilidade do paciente, alguns órgãos possuem movimentos próprios como o coração e os pulmões, o que contribui para o aparecimento de artefatos provocando, por exemplo, borramento na imagem.

3.5.4) Controle de Qualidade dos Equipamentos

Para a realização de exames de Medicina Nuclear que resultem em imagens confiáveis, é necessário que os equipamenos estejam em condições plenas e ideais de funcionamento, para que não sejam observados defeitos ou artefatos nas imagens de aquisição. Para tal, é necessária uma manutenção

preventiva constante que requer a verificação de uma série de parâmetros de calibração. A definição desses parâmetros e as respectivas determinações podem ser observadas em [4], [5] , [17] e [18].

Capítulo 4

Compressão de Imagens

A utilização de imagens é um recurso importante no diagnóstico médico, fornecendo com maior e melhor precisão informações da estrutura ou órgão de interesse. Quase a totalidade dos equipamentos eletromédicos (US, CT, MRI e MN) utilizam sistemas computacionais para a obtenção de imagens a partir de sinais digitais.

Com a grande utilização desses sistemas e com o aumento do número de exames realizados, o volume de informações geradas é bastante expressivo, e requer uma grande capacidade de armazenamento dos computadores. Como os sinais são transmitidos, processados, lidos e armazenados, tem-se um desafio ao se tratar com tal volume de informação.

Exemplificando, para um hospital público brasileiro de grande porte como o Instituto do Coração em São Paulo (InCor) são geradas cerca 10 mil imagens/mês nas diversas modalidades de exames na área de Radiologia (excluindo fluoroscopia). A tabela 4.1 abaixo apresenta a resolução típica empregada na aquisição de cada um dos exames nas diversas especialidades e a quantidade de memória computacional necessária para a sua realização.

Tipo de Exame	Resolução Empregada	Profundidade Típica (byte)	Número Total de MBytes por Exame
Raio-X	1024x1024	2	2
CT	512x512	2	0,5
MRI	512x512	2	0,5
Ultrasom	512x512	1	0,26
Gated (Med.Nuc.)	64x64	2	0,26
Cateterismo (1s)	1024x1024x30	2	62

Tabela 4.1: Resolução típica de exames realizados pela Divisão de Diagnóstico por Imagem do Instituto do Coração (InCor) - São Paulo.

4.1) PACS

Como foi mostrado no ítem anterior o volume de informações a serem processadas e armazenadas é muito grande, tornando-se necessário otimizar

os sistemas de arquivamento médico digital, bem como a transmissão de dados envolvida neste processo.

Desde o início dos anos 80, tem-se discutido os sistemas de arquivamento digital e as suas padronizações, sendo que em 1985 a ACR-NEMA (*American College of Radioligy-National Eletrical Manufactures Association*) propôs um padrão para a conectividade dos equipamentos de diferentes fabricantes. Desde então, tem surgido outros padrões como a da ISO (*International Standards Organization*) para nortear e difundir os sistemas de forma mais abrangente.

Os sistemas de arquivos digitais de imagens são conhecidos como PACS (*Picture Archiving and Communications Systems*) e consistem em uma alternativa de sistematização dos arquivos médicos, possibilitando que a distribuição e o manuseio das imagens que são tradicionalmente realizados através de filmes ou papéis, sejam realizadas de modo digital, permitindo um acesso mais rápido aos resultados de exames, bem como a possibilidade de uso da mesma informação em vários lugares simultaneamente [19].

Esses sistemas tem o objetivo de proporcionar uma maior eficiência e menor relação custo-benefício para a realização dos exames clínicos.

As imagens observadas através de um sistema PACS oferecem vantagens sobre as imagens observadas em filmes, visto que, as imagens digitais eliminam o filme, o processo a ele associado, bem como os custos dos materiais empregados para esse fim. Os PACS dispõem de meios ópticos e magnéticos de alta densidade que possuem grande capacidade de armazenamento, proporcionando um acesso rápido e seguro.

4.2) Compressão

Para um sistema tipo PACS o volume de informações é um desafio. O custo de armazenagem e transmissão dos dados é proporcional à quantidade de informação que se deseja disponibilizar.

Dentro deste contexto, técnicas que permitem a redução eficiente da quantidade de informação em imagens poderiam ser utilizadas tanto para aumentar a capacidade de armazenamento, quanto para reduzir o tempo de transmissão de cada imagem.

Essas técnicas, chamadas técnicas de compressão, podem ser divididas em técnicas que não apresentam perda da informação e outras que apresentam perdas com algum nível de tolerância.

As técnicas sem perdas apresentam métodos ditos universais e as técnicas com perdas apresentam os métodos conhecidos como semânticos. Pode-se citar no primeiro caso, alguns métodos como Huffman, Shannon-Fano e LZW e no segundo caso métodos como Fourier e Cosseno, entre outros [3].

Os métodos semânticos são utilizados para fins específicos, como imagens. Na construção desses métodos podem ser utilizadas codificações por diferenças, onde os elementos a serem comprimidos possuem uma diferença entre si e são representados por diferenças em relação ao valor do dado anterior. Podem ser utilizadas, também, a codificação do tipo *run-length,* onde os elementos que compõe a informação, ao se repetirem, são substituídos por um código que representa um contador e o valor.

Já os métodos universais são constituídos na ausência do conhecimento prévio do dado a ser comprimido. O arquivo original é visto como uma sequência de *bits* e os métodos devem verificar qual a relação existente entre os dados, permitindo assim a compressão. Em ambos os casos, muitos dos métodos são *on-line*, o que permite que a compressão se realize simultaneamente com a descompressão, o que se torna muito útil em comunicação.

4.3) Conceitos de Redundância

A idéia primitiva de redundância [3] leva a se pensar em repetição de padrões de algum dado ou objeto dentro de um determinado contexto. A compressão de dados se torna possível devido à redundância de informações que estes apresentam. Em imagens, pode-se ter repetições dos valores dos *pixels*, como o fundo (*background)* de uma imagem de Medicina Nuclear ou Raio-X. Em textos as repetições de letras ou expressões em maior ou menor quantidade como a letra a ou a letra k, respectivamente, ou ainda em agrupamentos de caracteres como de, da ou nha.

Para um valor de *pixel* ou cadeia de *pixels* em uma imagem, ou ainda, uma letra ou palavra de um texto, pode ser associado um código que representa o valor do *pixel* ou a natureza da letra.

No caso de um alfabeto possuir 256 símbolos (letras, pontuação, acentos,...) serão necessários $\log_2 256 = 8$ dígitos binários (*bits*) para representar cada símbolo. Uma imagem digital binária em uma matriz 4x4 serão necessários 16 dígitos binários para representá-la. Em ambos os casos, se houver muita redundância com altas frequências de repetição, o número de códigos necessários para representar a informação será menor.

Para determinados casos, as redundâncias podem ocorrer por um certo período para depois aparecerem de modo esporádico ou ao acaso. Esta situação ocorre com frequência em textos e isto caracteriza uma redundância local chamada de localidade de referência [3]. Dessa forma, a compressão se torna possível com base na redundância de informações que os elementos a serem analisados possuem. Assim, os métodos empregados na compressão devem encontrar ou analisar as características e a natureza das redundâncias e retirá-las, sendo a eficiência de um método medida, em parte, através do tempo gasto para efetuar o processo de compressão e descompressão. O parâmetro mais importante na avaliação dos métodos de compressão é a taxa de compressão que ele propicia e será posteriormente descrita.

A descrição acima é um conceito intuitivo de redundância. Para melhor caracterizá-la será introduzida uma conceituação mais formal.

4.3.1) Conceito Formal de Redundância

i) Fontes de Dados

Nota: Para um melhor entendimento, dos exemplos aqui utilizados, as fontes de dados serão os caracteres (alfabeto).

A fonte de dados é a base de geração dos textos, como os diferentes alfabetos e o sistema decimal.

Definição: Seja A um conjunto de elementos do alfabeto na forma $A = \{ s_1,..., s_k \}$, onde $K \geq 1$. Uma fonte é um processo que produz caracteres de A em seqüência. É considerada de 1^a ordem caso exista probabilidades independentes $p_i,..., p_k$ para cada um dos elementos de A, cuja soma total vale 1, sendo que um caracter s_i com probabilidade p_i é escolhido para transmissão.

Por não fazer parte do escopo deste trabalho não serão utilizadas fontes de ordens superiores, ou seja, utilizar-se-ão apenas fontes de 1ª ordem.

ii) Outras Fontes de 1ª Ordem

a) fonte da constante n-ésima

Para um alfabeto-fonte que possua tamanho $K \geq 1$, apenas um caracter é sempre escolhido como o próximo caracter a ser transmitido.

b) fonte randomizada n-ésima

Para um alfabeto-fonte que possua tamanho $K \geq 1$, o próximo caracter a ser transmitido é escolhido aleatoriamente de forma independente, ou seja,

$$p_i = 1/K \; ; \; 1 \leq i \leq K.$$

iii) Fontes Markovianas

Quando um símbolo é gerado dentro de uma determinada fonte e para tal são utilizados símbolos gerados anteriormente, diz-se que a fonte de dados é do tipo markoviana. Dessa forma, uma fonte markoviana de K-ésima ordem é aquela em que a ocorrência de um símbolo s depende da ocorrência dos K símbolos anteriores.

iv) Medida da Informação

Uma determinada fonte pode possuir redundância de informação, podendo determinar qual a quantidade de informação que a fonte apresenta e representá-la em dígitos binários (*bits*), que são unidades de informação, por definição.

Definição: A medida da auto-informação (I) para um símbolo s_i e que possui probabilidade p_i é dada por:

$$I = \log_2 \frac{1}{p_i} \qquad \text{(eq.4.1)}$$

A unidadade de informação é o *bit* que possui apenas dois estados, normalmente associados aos valores 0 e 1, ou não e sim.

Da expressão acima, se um determinado símbolo aparece com grande freqüência a sua medida de auto-informação tenderá a ser nula. Por outro lado, se o símbolo possui pequena redundância, ou seja, se raramente ele ocorre, a sua medida de auto-informação será grande, sendo então necessário um grande número de *bits* para representá-lo.

Dessa forma, pode-se concluir que quanto mais redundante for o símbolo, menor é a quantidade de informação que ele contém. Pode-se ainda encontrar a medida de informação da fonte de dados tomando-se a medida de informação de cada símbolo da fonte

v) Entropia

A entropia é a medida do grau de variabilidade de uma fonte de dados, ou ainda, a medida do conteúdo da informação que uma fonte de dados possui. Ao se fazer a compressão de um arquivo-fonte deve-se preservar a quantidade de informações do arquivo original e representá-lo na menor quantidade de bits/símbolo. Dessa forma, a entropia é tomada como parâmetro para determinação de eficiência dos métodos de compressão.

Definição: A entropia de uma fonte de dados A possuindo os elementos A= $\{s_1,...,s_k\}$, onde $k \geq 1$ e que possuem probabilidade $p_j,...,p_k$ é dada por:

$$H(fonte) = \sum_{i=1}^{k} pi \log 2 \frac{1}{pi} \qquad \text{(eq.4.2)}$$

Esta expressão foi originalmente descrita por Shannon em seu trabalho pioneiro sobre a teoria da comunicação em 1948, e pode ser reescrita na seguinte forma:

$$H(fonte) = -\sum_{i=1}^{k} pi \log 2 pi \qquad \text{(eq.4.3)}$$

Em uma imagem, o conjunto-fonte (valor dos *pixels*) pode apresentar *pixels* com valores bastante semelhantes, ou até mesmo iguais, onde a entropia deve representar o mínimo de informação necessária para a representação da imagem [16].

vi) Comprimento Médio de Código

Seja A um conjunto de elementos-fonte A= $\{s_1,...,s_k\}$, onde k≥ 1 e B o conjunto de códigos de cada um dos elementos. Para um dado elemento s_i com probabilidade p_{si}, tem-se um comprimento de código l_{si} que o representa. Pode-se escrever o comprimento médio de código, como sendo:

$$\overline{C} = \sum p_{s_i} . l_{s_i} \qquad \text{(eq.4.4)}$$

Observa-se que o comprimento de código representa o total de informação contida em um conjunto-fonte, levando em consideração a probabilidade e o tamanho de cada elemento que o compõe.

vii) Redundância

Após os conceitos anteriormente citados pode-se, finalmente, introduzir o conceito formal de redundância, como sendo a diferença entre o valor do comprimento médio de código e a entropia. Dessa forma, pode-se escrever:

$$R = \overline{C} - H, \text{ onde } 0 \leq R \leq 1 \qquad \text{(eq.4.5)}$$

Da expressão acima, pode-se concluir que quando a redundância tende a zero, os valores da entropia e do comprimento médio de código são muito próximos.

4.4) Árvores Binárias

Será introduzido aqui, de maneira suscinta, o conceito de árvore binária, pois ele será importante para o entendimento de alguns métodos de compressão que serão apresentados posteriormente.

Definição: Uma árvore consiste em um diagrama formado por retas e círculos e que possui, pelo menos, dois vértices (ramos) e um círculo (nó ou folha).

Ex:

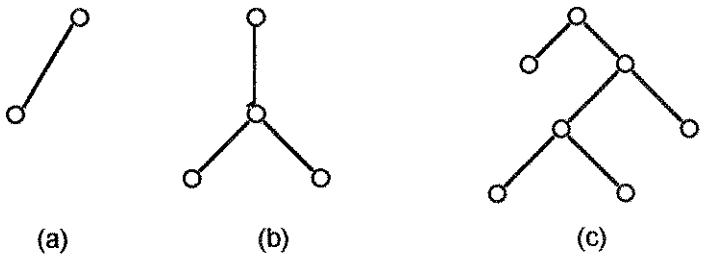


Figura 4.1: Diagramas de três modelos de árvores

Esses diagramas são bastantes úteis para a representação de códigos que estejam associados a uma representação de um dado ou elemento, como em Gottieb [20].

Para que a compressão de um determinado conjunto de dados seja realizada usando-se árvores binárias, é necessário que ele esteja descrito em códigos binários. Ao representar esses códigos através de árvores, percebe-se o quanto é simples visualizá-los ou mesmo interpretá-los.

Como são utilizados códigos binários em sua construção, a árvore é denominada de árvore binária, onde em cada vértice tem-se o valor 0 ou 1.

Por definição, aos ramos esquerdos de uma árvore binária associa-se o valor 0 e nos ramos direitos o valor 1. As folhas estarão associadas ao símbolo-fonte.

Assim, para codificar um símbolo basta colocar os *bits* que se encontram no caminho da raiz até a folha onde está o símbolo. Devido a essa simplicidade os algoritmos de compressão que utilizam essa técnica fazem a codificação/decodificação com bastante rapidez.

Inicialmente essas idéias foram mostradas por R.M.Fano em 1949 [21] e por Huffman em seu clássico trabalho de 1952 [22].

A seguir é mostrado um exemplo de árvore de prefixo binária e a árvore a ela associada.

mensagem	código binário
a	000
b	001
c	010
d	011
e	111

Tabela 4.2: Exemplo de uma árvore binária

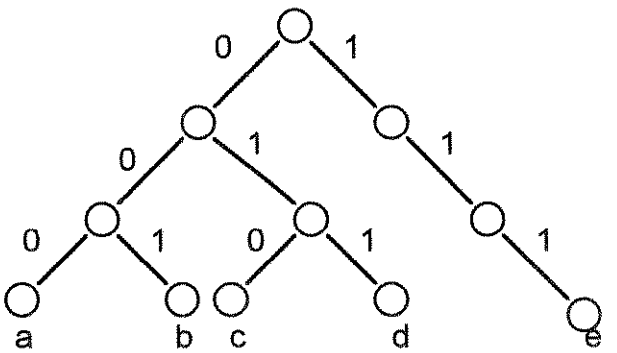


Figura 4.2: Representação da árvore para a mensagem *abcde*.

4.5) Métodos de Compressão

Como foi mencionado anteriormente, tem-se duas classes de métodos de compressão: métodos com perda e sem perda. Será feita aqui uma breve descrição de alguns métodos pertencentes a essas duas classes, sendo que posteriormente, um dos métodos da compressão com perdas será utilizado para compressão das imagens de Medicina Nuclear. Uma discussão mais abrangente de vários métodos de compressão pode ser encontrada em [23].

4.5.1) Métodos de Compressão Sem Perdas

Os métodos que serão aqui apresentados são aqueles que, historicamente, são bastante representativos.

i) LZW

O método apresentado por Lempel e Ziv [24] representou um avanço nos métodos clássicos de codificação que até então consistiam, em sua maioria, de um mapa de conjunto de códigos baseado no conhecimento dos conjuntos de mensagens-fonte; letras, palavras ou símbolos.

Refere-se aqui, novamente, à compressão de palavras como fonte de dados para facilitar o entendimento e também por ser o trabalho original de Lempel e Ziv descrito nessa forma.

Descrição:

Trata-se de um método universal de compressão que se fundamenta em promover a modelagem e codificação em conjunto, identificando e removendo os diferentes tipos de redundâncias.

A modelagem e codificação baseiam-se em substituir os símbolos repetidos que se sucedem na mensagem da fonte de dados por códigos únicos que irão compor um dicionário de dados (tabela). Esses códigos devem ter comprimentos menores ou iguais aos símbolos que eles representam.

Esse método apresenta a vantagem da tabela de códigos não necessitar ser guardada no arquivo comprimido, pois ele mesmo possibilita que ela seja reconstituída.

A tabela de códigos é constituída inicialmente por todos os símbolos isolados possíveis. Todas as letras do alfabeto serão utilizadas como códigos-fonte Com esses dados a tabela passa a conter sequências de valores ou símbolos que são encontrados na fonte.

A sequência de valores ou símbolos é obtida através de uma subsequência que está codificada na tabela, à qual um elemento adicionado corresponde à uma nova sequência.

Ao se realizar a varredura na fonte, os valores dos dados são analisados sequencialmente e na sequência mais longa que houver na tabela é atribuído um código. A cada sequência de dados codificada adiciona-se o próximo valor lido, formando uma nova subsequência na tabela. Dessa forma, existe um único código para cada sequência de dados lidos. Por ser de fácil tratamento, cada dado na tabela é representado por um prefixo e um caracter de comprimento.

Durante a descompressão a tabela de dados é construída a medida que o arquivo comprimido vai sendo lido e cada código é traduzido pela tabela de códigos em código de prefixos e comprimento de dados.

Um outro fator limitante está na relação do tempo de busca e verificação dos códigos existentes, pois com o aumento sucessivo de código, o arquivo passa a ter uma tabela muito longa ou possuir códigos muito longo, resultando em maior tempo para verificação. Além disso, pode ocorrer que o tamanho da tabela fique maior que o tamanho do arquivo original devendo-se colocar um limite máximo para a entrada de códigos. Os demais valores ao serem lidos não serão codificados, sendo guardados apenas os códigos já existentes.

Um ponto de destaque deste método é a sua simplicidade, baseada no reconhecimento de diversas cadeias de dados, o que leva a sua universalidade e ao seu propósito final que é a sua compressão.

ii) Método de Huffman

O método foi criado por David A. Huffman em 1952 [22], objetivando os códigos de mínima redundância definidos anteriormente por Shannon [25] e que foram chamados de códigos de prefixo ótimos.

Aos códigos de prefixo estão associados os comprimentos médios da mensagem que são números inteiros de *bits*.

Descrição:

O algoritmo de Huffman baseia-se na construção de uma árvore de prefixo de uma fonte de dados, cujos símbolos possuem determinadas probabilidades de ocorrências aos quais são atribuídos pesos. Estes por sua vez são colocados nas folhas da árvore, ou seja, os pesos representam a probabilidade associada aos símbolos da fonte. Aos símbolos com maior probabilidade de ocorrência são associados códigos menores.

O procedimento para construção da árvore é bastante simples. Ela é construída de maneira de baixo para cima (*bottom-up*), começando com as folhas interligando-as sucessivamente até atingir a raiz.

Cada símbolo da fonte de dados é colocado ordenadamente em uma folha (nodo), sendo que posteriormente todas folhas são conectadas de acordo

com a forma de uma árvore binária. Cada nodo possui um peso que é a frequência ou a probabilidade de ocorrência do símbolo.

Etapas de construção da árvore:

1) Quaisquer dois nodos com o menor peso são localizados e retirados.

2) Um novo nodo (nodo-filho) é acrescentado para os nodos retirados (nodos-pai) e a soma do peso deles é atribuído ao novo nodo.

3) Esse nodo-filho é conectado a árvore e dois outros nodos de menor valor são retirados.

4) A cada um dos nodos a serem retirados atribui-se o valor zero *bit* ao de maior frequência e valor 1 *bit* ao de menor frequência.

5) Repetem-se as etapas 2 e 3 até que exista apenas um único valor na árvore (raiz).

iii) Método de Shannon-Fano

O método foi idealizado separadamente por C.E.Shannon em 1949 [25] e por R.M.Fano também em 1949 [21], sendo de construção simples, mas consistindo em uma primeira solução para o problema da compressão de dados envolvendo códigos de redundância mínima. Os conceitos envolvidos aqui são bastante semelhantes ao método de Huffman, contudo utilizam uma árvore do tipo de cima para baixo (*top-bottom*).

Descrição:

Seja uma fonte (lista) de dados A= $\{s_i,..., s_k\}$, onde $k \geq 1$, que possua símbolos com determinadas probabilidades de ocorrência $(p_i,..., p_k\}$, e a cada uma dessas probabilidades são atribuídos pesos, buscando-se associar códigos menores a símbolos de menor frequência e códigos maiores para símbolos de maior frequência de ocorrer. Para a construção da árvore, tem-se as seguintes etapas.

1) Divide-se a fonte-lista de dados em dois grupos de maneira que os símbolos sejam arranjados em ordem decrescente do valor dos pesos.

2) Somam-se os pesos de cada um dos símbolos em cada uma das sublistas, sendo que a soma delas deve resultar em uma diferença mínima entre ambas. Isto significa que as listas devem ter pesos aproximadamente iguais.

3) Cada símbolo da primeira sublista recebe o valor 0 *bit* como primeiro dígito de código e na segunda sublista os códigos serão inicializados pelo valor 1*bit*.

4) Cada uma dessas sublistas é novamente dividida dando origem a novas duas sub-listas (nodos-filhos).

5) Repete-se este processo de subdivisão até que se obtenha uma sublista unitária.

iv) Método de Codificação Aritmética

O método de codificação aritmética foi idealizado por P.Elias [26] e apresentado por N. Abramson em 1963 [27]. Aperfeiçoamentos e técnicas de implementação foram sugeridas inicialmente por Rissaren em 1976 [28] e Rubin em 1979 [29], tendo vários outros autores que se seguem na generalização e na implementação computacional [30].

Descrição:

Este método consiste em representar os símbolos de uma fonte de valores compreendidos entre 0 e 1 e que correspondem a probabilidade de cada símbolo ocorrer. Como se trata de um intervalo fixo, a cada novo símbolo inserido diminui o intervalo entre ele e seus vizinhos. Portanto para representar o novo símbolo que é obtido necessita-se de um número maior de dígitos o que aumenta o número de *bits*. Devido a essa alocação dos símbolos dentro do intervalo, o método assume uma característica probabilística.

Um aspecto positivo do método artimético é que os algoritmos de compressão e descompressão podem ser efetuados *on-line*. Um segundo aspecto é a não necessidade de representar os símbolos por um valor inteiro de

bits, o que é resultado de não se envolver somente os códigos individuais dos símbolos.

Os métodos descritos até aqui podem ser estendidos a imagens, bastando para isso assumir o conjunto-fonte como sendo os valores dos *pixels*.

4.5.2) Métodos de Compressão com Perdas

Existem alguns métodos que produzem altas taxas de compressão gerando uma modificação nos dados. Esses métodos são conhecidos como compressão com perdas (*lossy compression*). Para textos esses métodos não podem ser estendidos com facilidade, pois a informação que o conjunto-fonte contém não pode ser alterada, portanto serão descritos métodos cuja fonte de dados são imagens, pois se trata de uma fonte onde esses métodos encontram grande aplicação.

Dentro desse grupo de métodos encontra-se a compressão por blocos (*block coding*); compressão adaptativa (*adaptive coding*) e a compressão JPEG[3] . Os métodos de compressão por blocos e adaptativo terão uma breve descrição, sendo que o método JPEG será mais detalhado, por ser sua metodologia semelhante a que foi empregada neste trabalho.

i) Compressão por Blocos

Uma imagem pode ser descrita como sendo uma sequência de mensagens. Essas mensagens são constituídas por grupos contínuos de *pixels* em blocos de dimensões nxm , onde n e m são números de *pixels* no eixo x e y, respectivamente.

A formação desses blocos ocorre devido a características semelhantes ou de similaridade que os *pixels* apresentem e, a partir daí, recebem códigos de acordo com a probabilidade de ocorrência , sendo usados para isso códigos pequenos para blocos muito freqüentes e códigos maiores para blocos com menor frequência.

Abaixo, está descrito um exemplo de compressão por blocos para uma imagem binária.

---

[3] JPEG: É a abreviatura de Joint Photographic Expert Group.

Seja uma imagem com dois níveis de cinza formada com blocos retangulares de nxm *pixels*. Cada *pixel* possui valor 1 para o preto e valor 0 para o branco, onde o total de arranjos possíveis é dado por $2^{n.m}$, formando os códigos da mensagem.

A partir desses códigos, podem ser empregados outros métodos de compressão para se obter taxas de compressão mais altas, sendo o método de Huffman o mais comumente utilizado para esse fim.

Contudo, para imagens que apresentem blocos maiores do que dimensões 3x3, o método de Huffman se torna praticamente impraticável, pois seriam obtidas árvores com um grande número de elementos, dificultando a sua construção.

O comprimento médio de código pode ser dado pela expressão:

$$\overline{C} = P(0;n,m) + (1+n,m)[1 - P(0;n,m)]$$
$$\overline{C} = n.m[1 - P(0;n,m)] + 1 \qquad \text{(eq. 4.6)}$$

;onde P (0; n,m) é a probabilidade da existência de um bloco todo branco.

Os conceitos acima podem ser generalizados para imagens utilizando níveis de cinza. Dessa forma, a quantização é feita através de um número finito de níveis, geralmente 256, o que gera uma apresentação de 8 *bits* por *pixel*.

Se for isolado o j-ésimo *bit* de cada *pixel* da imagem, será obtida uma amostra com dois níveis de cinza, chamado de plano do bit e portanto a imagem será descrita por um conjunto de 8 planos de bit. Cada plano do bit será composto por blocos retangulares justapostos de tamanho nxm, onde esses blocos são descritos para o código de compressão.

O comprimento médio da mensagem pode ser dado por:

$$\overline{C} = P(0;n,m) + 2P(1;n,m) + (2+n.m)[1 - P(0;n,m) - P(1;n,m)]$$
$$\overline{C} = n.m[1 - P(0;n,m) - P(1;n,m)] + 2 - P(0;n,m) \qquad \text{(eq. 4.7)}$$

; onde P (0; n,m) e P (1; n,m) são as probabilidades de n.m blocos ser em zero e n.m blocos ser em um, respectiavemente, e a taxa de compressão é dada por:

$$T = \frac{nxm}{C} \qquad \text{(eq. 4.8)}$$

Maiores detalhes das expressões matemáticas descritas acima e de referências sobre este tipo de compressão podem ser encontrados em Kunt [31].

ii) Compressão Adaptativa

Este método se baseia em informações extraídas após uma verificação nos valores dos *pixels* da imagem. Essa verificação consiste em avaliar o número de *pixels* que apresentam o mesmo valor.

A título de exemplo, consideremos uma imagem com 256 níveis de cinza e dimensões nxm que apresente pelo menos 10 *pixels* com valores entre 45 e 50. A partir, dessa informação pode-se determinar a chance de ocorrência de outros *pixels* com esses valores pertencer a esse intervalo. Dessa forma, o método ao avaliar o valor de um determinado *pixel* pode predizer com alta probabilidade se o próximo *pixel* pertence ou não a esse intervalo. A compressão é feita tomando-se por base o cálculo da entropia de maneira semelhante ao método aritmético. Contudo, para garantir que o valor predito pertença ao intervalo, pode ser usada uma escala com intervalos menores.

Exemplos de compressão adaptativa e maiores detalhes podem ser encontrados em Nelson [32].

iii) JPEG

Este método foi criado inicialmente por dois grandes grupos que regem os padrões internacionais de sistemas e métodos computacionais, CCITT e ISO. Esses grupos normatizam as técnicas de compressão de imagens do tipo níveis de cinza e também de imagens coloridas, englobando processos de compressão com e sem perdas, sendo então criado o padrão JPEG.

Assim, JPEG tem sido uma proposta para o desenvolvimento de um algoritmo que possa ter uma utilização ampla em imagens que apresentem uma escala de tons de cinza de qualquer origem.

Ressalta-se aqui que, o JPEG e o algoritmo compressor utilizado neste trabalho são bastante semelhantes em várias etapas.

Alguns critérios devem ser observados para a utilização do JPEG, tais como:

a) Ter o compromisso entre a taxa de compressão e a qualidade da imagem, de forma que, sob o aspecto visual, elas possam ser utilizadas em interpretações.

b) Ser aplicável a todo tipo de imagem digital que possua tons de cinza, não sendo, portanto, específico de uma determinada classe.

c) Ter um tratamento computacional compatível com os equipamentos disponíveis no mercado.

d) No processo de quantização, pelo menos quatro modos diferentes:

- compressão seqüencial
- compressão progressiva
- compressão sem perdas
- compressão hierárquica

A sua metodologia para a compressão sem perdas consiste, basicamente, em três passos: Transformada de Fourier, quantização e compressão/descompressão.

Esta seqüência de etapas pode ser melhor entendida através do diagrama de blocos apresentado na figura 4.3.

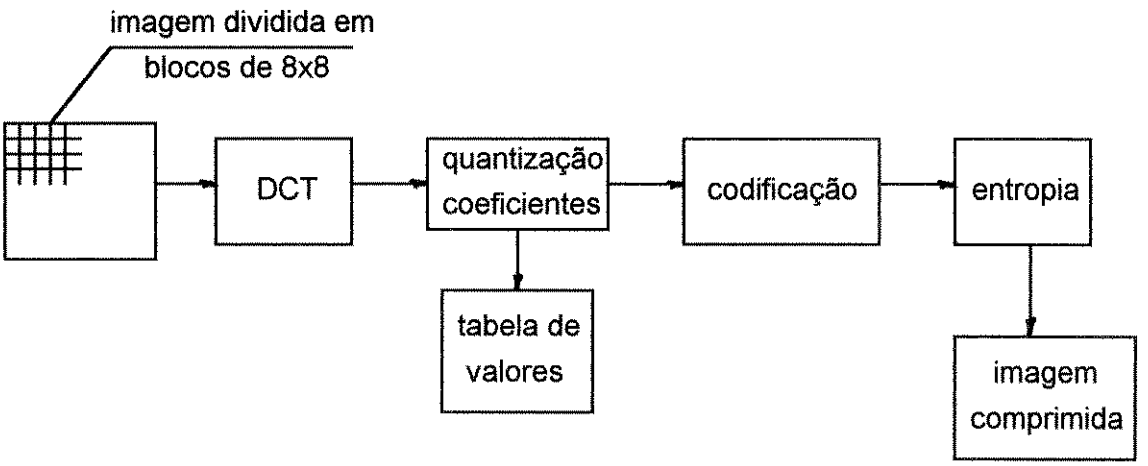


Figura 4.3: Diagrama de blocos representando a compressão pelo método JPEG.

.Aplicação daTransformada

O primeiro passo é a utilização da transformada discreta de cosseno (DCT, do original em inglês *Discrete Cosine Transform*), a qual pertence a uma classe de funções ortogonais bem conhecidas, como a transformada discreta de Fourier (DFT, do original em inglês *Discrete Fourier Transform*).

Essa transformação é realizada para mudar o tratamento dos dados de entrada, ou seja, faz-se uma mudança do domínio espacial para o domínio de freqüências, para se obter uma discretização dos valores dos elementos de imagem.

Os valores a serem discretizados são aqueles onde uma imagem é representada sob a forma de uma matriz de dimensões nxm, e em cada posição dessa matriz tem-se um *pixel* com um valor associado

Para realizar a DCT, inicialmente faz-se uma repartição da imagem em blocos de dimensões n'xn', para que sejam observadas características de similaridade e em cada bloco será aplicada a DCT [32].

Após a aplicação da DCT, é gerada uma nova matriz de nxm com novos valores que representam as freqüências espaciais, onde o valor que se encontra na posição 0,0 é chamado de coeficiente DC e os demais de coeficientes AC. O coeficiente DC representa uma média de todos os valores da matriz original, sendo de uma ordem de grandeza superior aos demais dessa matriz.

Em Nelson [32] e Wallace [33] encontra-se uma ampla discussão sobre a aplicação da DCT neste tipo de compressão e em Nelson [32] há sugestões de implementação.

.Quantização dos Coeficientes

Inicialmente os *pixels* da matriz que contém a imagem original apresenta valores discretos, e portanto pertencente ao conjunto de números naturais (N^2). Com a aplicação da transformada (DCT), a matriz resultante apresenta valores tipo ponto flutuante, ou seja, números reais que pertençam ao R^2 e portanto necessitam mais espaço para serem armazenados do que a original. Assim, há a necessidade de reduzir o número de *bits* ocupados. Isto sendo realizado, há um descarte das informações que não são visualmente significantes.

Essa redução consiste em diminuir a precisão dos valores da tabela, bem como representá-la por apenas números inteiros. Essa metodologia é chamada de quantização e novamente utiliza-se uma matriz para efetuá-la.

Para cada elemento da matriz da DCT existe um valor correspondente na matriz de quantização geradora de número inteiros, p.ex., 0 - 255. Esses valores indicam qual o tamanho dos passos (*step size*) que vão ser utilizados para representar os novos valores inteiros. Com isso, alguns valores são eliminados e outros desprezados (assumidos como zero), devendo-se considerar que este procedimento afetará a qualidade da imagem.

Em Jain [34] tem-se um longo tratamento sobre os conceitos de quantização, bem como várias metodologias para realizá-las e respectivas aplicabilidades.

.Compressão

A etapa do processo de compressão está dividida em três fases. A primeira fase muda o coeficiente DC (valor que se encontra na posicão 0,0 na matriz de transformada) de um valor absoluto para um valor relativo. A seguir, os valores são arrumados em uma seqüência *zig-zag*, de forma que os valores de baixa freqüência antecedam os valores de alta freqüência. Finalmente, os dados são comprimidos por dois mecanismos (a escolher) que são entropia e *run length enconding - RLE.*

iv) Para realizar a descompressão aplica-se a esses valores a transformada inversa (IDCT) reconstituindo-se os nxn valores da base de dados.

v) As transformadas que são aplicadas no processo podem ser escritas na forma:

$$F(i,j) = \frac{1}{\sqrt{2N}} C(i)C(j) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) * \left[\frac{(2x+1)i\pi}{2N}\right] \cos\left[\frac{(2y+1)j\pi}{2N}\right]; \qquad \text{(eq 4.9)}$$

$$f(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2N}} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} C(i)C(j)F(i,j) * \cos\left[\frac{(2x+1)i\pi}{2N}\right] \cos\left[\frac{(2y+1)j\pi}{2N}\right]; \qquad \text{(eq.4.10)}$$

onde:

$C(i)=C(j)=\frac{1}{\sqrt{2}}$, se i ou j for igual à zero;

C(i)=C(j)=1, se i ou j forem diferentes de zero

Limitações do Método:

Algumas considerações sobre este método podem ser ditas, como as diferenças visuais entre a imagem original e comprimida.

É verificada a modificação visual da imagem devido a presença de um borramento, originado do truncamento ocorrido e ao modo de codificação dos coeficientes. Também é observado um reticulado na imagem comprimida, que é devido a divisão por blocos e a aplicação da transformada nesses blocos. Com estas alterações, em relação aos padrões iniciais da imagem original, a imagem comprimida pode ter a sua aplicação restrita.

No tocante ao tratamento computacional empregado, os equipamentos devem possuir adequado *hardware* para cálculos matemáticos, pois são realizadas muitas operações matemáticas de grande monta.

Algumas das soluções da DCT ou de sua inversa podem apresentar equações transcedentais que são de difícil solução, embora seja possível aplicar uma solução numérica e obtém-se valores aproximados, o que pode levar a uma diferença visual significante entre as duas imagens.

iv) MPEG

O MPEG (Grupo de Especialistas em Imagens em Movimento (do original em inglês, *Motion Picture Expert Group*), reunido em 1988, desenvolveu padrões de representação codificadas de movimento e áudio associado a imagens. A aplicação desses padrões são o armazenamento e posteriormente a recuperação parcial dessas informações [35] e [36].

A diferença fundamental entre o JPEG e o MPEG é que o segundo utiliza a teoria do movimento compensado dos blocos preditos (MCP, do original em inglês *block-based motion compensated prediction*), que consiste em um método geral para análise de imagens em movimento.

Uma outra diferença importante é que o MPEG tem sido aplicado em situações específicas, ou seja, em imagens que possuam profundidade de 8 *bits* e um modo de varredura (sequencial). Brilho e contraste são parcialmente codificados em tabelas. Assim, o campo de utilização fica sendo mais restrito.

O tratamento das informações no domínio espacial é muito semelhante ao JPEG. Os dados das imagens são codificados em blocos 8x8, onde são aplicadas DCT bi-dimensionais., o que resulta em 63 coeficientes AC que são mapeados por uma varredura zig-zag para uma verificação dos coeficientes que podem ser assumidos como valor zero. Os coeficientes restantes são quantizados, codificados e finalmente a eles são atribuídos símbolos de comprimento variável baseados na metodologia de Huffman.

Como se percebe, a base deste padrão é a codificação no domínio de freqüências, onde é feita uma análise separada por bandas dos padrões de áudio e vídeo [35].

Aplicações cotidianas como televisão, teleconferências, *video-games*, bem como especificações técnicas de quais tipos de equipamentos geram este padrão podem ser observadas em [37].

v) Fractais

A compressão por fractais é baseada na repetição do mesmo objeto de estudo (imagem) por muitas vezes e em uma escala cada vez menor. Considerando que as reduções são realizadas muitas vezes, tem-se que estabelecer um limite no processo. Este limite é conhecido como ponto de convergência e ocorre quando a imagem não apresenta alteração em relação a redução anterior [38]. Quando este limiar é atingido obtém-se ao que é chamada de imagem fixa (*fixed image*), que é um *fractal*.

Um fractal também pode ser denominado como triângulo de Sierpinski [36] e define todas as transformações que ocorreram sobre a imagem.

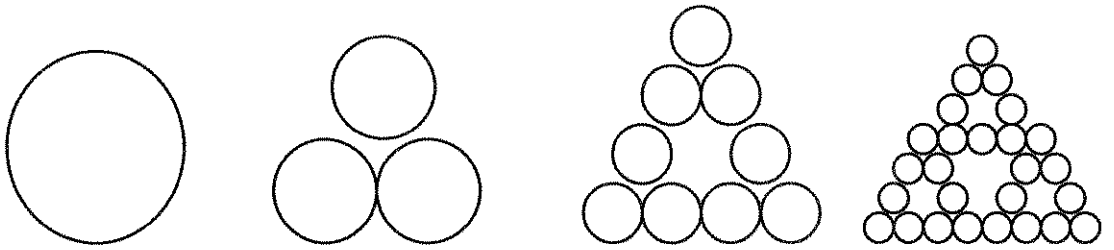


Figura 4.4: Representação esquemática do processo de redução da imagem.

O conjunto das transformações utilizadas para obtenção de um fractal é definido como configuração e, se for bem conhecida, pode reproduzir a imagem original.

Essas transformações consistem em operações de aumentar, diminuir, girar, escalonar e fazer translações no objeto de estudo e são conhecidas como *affine transformations*.

As informações que devem ser armazenadas em memória computacional são aquelas referentes apenas as transformações aplicadas e não as do objeto final, pois elas são em menor quantidade [39].

Maiores detalhes teóricos e formulações matemáticas podem ser observadas em [39]. Sugestões de implementações e comparações com outros métodos de compressão com perdas, como JPEG e *Wavelets* pode ser obervados em [38].

Capítulo 5

Materiais e Métodos

Este capítulo se destina a descrever como foi realizada a aquisição, o processamento e a análise das imagens. Será feita também uma descrição suscinta de cada uma das etapas do algoritmo compressor e a apresentação dos resultados.

5.1) O Exame da Ventriculografia Radionuclídica (*Gated Blood Pool Study*)

As diversas patologias ou anormalidades que podem acometer o coração fazem com que o seu sincronismo seja afetado ou mesmo que a sua função como bomba fique com sua capacidade limitada. Assim, pode-se realizar estudos como a ventriculografia radionuclídica, também conhecida como *gated blood pool study*, para se avaliar a atividade cardíaca. Este exame é uma modalidade de imagem dentro da Medicina Nuclear que visa avaliar a função ventricular, fornecendo para tanto, parâmetros qualitativos e quantitativos do ciclo cardíaco. Dentre esses parâmetros pode-se ressaltar a fração de ejeção, a cinética (análise de amplitude das paredes cardíacas) e o sincronismo de movimentação das diversas regiões do coração (análise de fase) [11].

Para a formação das imagens utiliza-se a marcação de hemácias. Essa marcação é obtida através da utilização de um fármaco contendo 10mg de pirofosfato e 2 mg de cloreto estanoso e que se apresenta em uma forma liofilizada, estéril e apirogênica, sendo reconstituído com solução fisiológica. Após a reconstituição, é administrado de maneira e.v. no paciente, fazendo com que as células vermelhas do sangue sofram oxi-redução. O tempo necessário para que esta reação ocorra é de aproximadamente 20 minutos. Após este tempo, administra-se também de maneira e.v., o radionuclídeo ^{99m}Tc na dose de 740 MBq (20 mCi). Este elemento é um emissor gama puro que libera fótons de 140 KeV de energia e possui meia-vida física de seis horas. O elemento radioativo irá se fixar nas células que sofreram a oxi-redução, tornando o sangue radioativo, e portanto, passível de detecção através do sistema cintilográfico. Essa técnica de marcação de células é denominada de marcação *in vivo* [4].

5.1.1) Aquisição

A aquisição deste tipo de imagem se realiza através do sincronismo do ECG proveniente do paciente com as imagens cintilográficas. O sinal captado pela monitorização eletrocardiografica é enviado ao computador que está acoplado a câmara de cintilação. Este, por sua vez, divide o intervalo entre duas ondas R consecutivas (intervalo R-R) em 32 quadros, como mostra a figura 5.1. O intervalo R-R corresponde a um ciclo cardíaco completo, ou seja, monitorando-se toda a atividade cardíaca que ocorre entre as fases de diástole e sístole.

O objetivo de dividir o intervalo R-R em quadros é de reproduzir de maneira mais precisa possível a variação volumétrica das câmaras cardíacas, que é estabelecida pela mudança de contagens detectadas pelo sistema no decorrer do tempo.

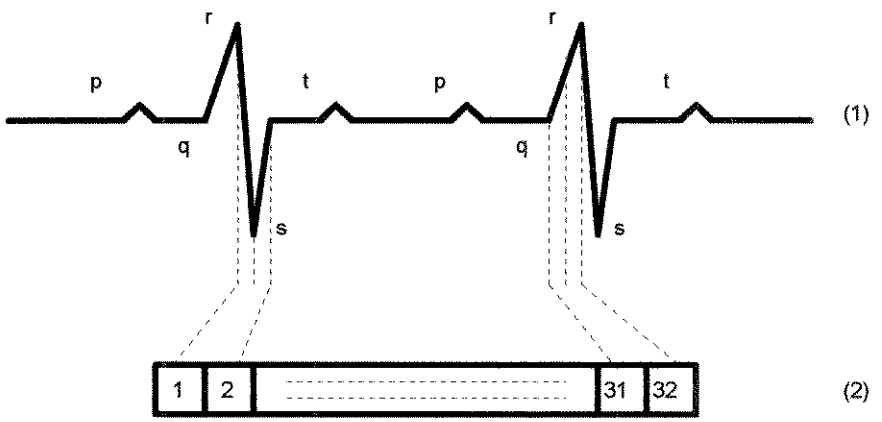


Figura 5.1: Representação esquemática da correspondência eletromecânica do ciclo cardíaco. (1) ECG e (2) Divisões do ciclo cardíaco nos 32 quadros.

Para cada um dos intervalos R-R tem-se um conjunto de imagens cintilográficas associado e para cada novo intervalo verificado tem-se a formação de novos quadros que serão alocados em suas respectivas posições, fazendo com que haja uma somatória de contagens detectadas em cada um deles, formando as imagens finais, por acúmulo de contagens.

Deve-se ressaltar aqui, que não se trata de uma metodologia 3D, mas sim de uma aquisição bi-dimensional que possui estruturas contribuintes em profundidade.

i) Método de Aquisição:

Após a marcação das hemácias são realizadas duas aquisições diferentes com o paciente em repouso na posição supina, sob a câmara de cintilação, como mostra a figura 5.2. A primeira aquisição é realizada com o detector em posição oblíqua anterior esquerda (OAE), onde tenta-se obter uma imagem plana do coração que possua a melhor separação ventricular e de menor contribuição atrial. Nesta posição é observada a movimentação das regiões septal, apical e lateral. A segunda aquisição a ser feita é com o detector na posição anterior (AP), onde se pode observar as paredes inferior e anterior do coração.

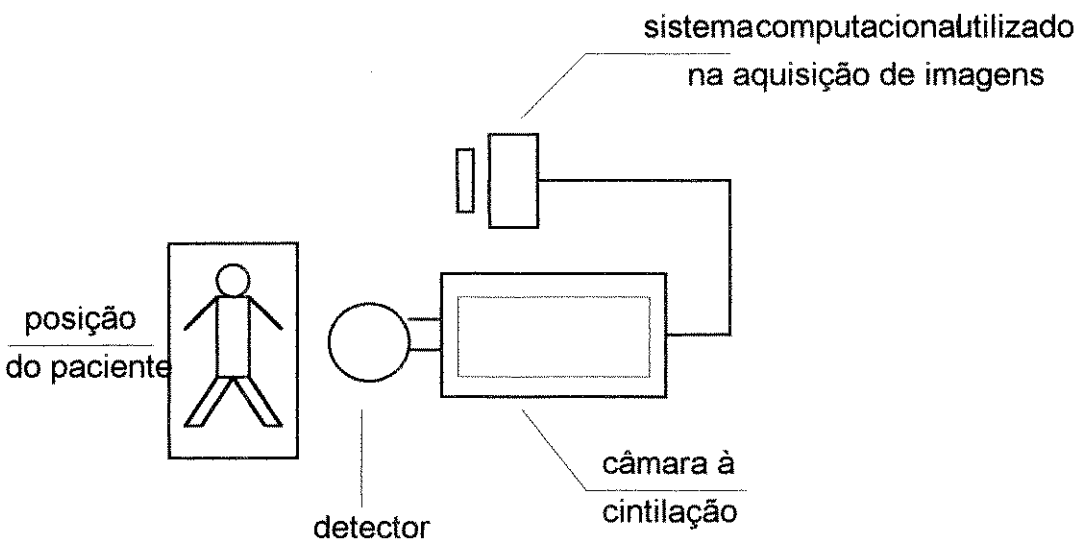


Figura 5.2: Esquema ilustrando a posição relativa do paciente para a aquisição do estudo cintilográfico

A aquisição das imagens cintilográficas se inicia com a determinação automática da frequência cardíaca média do paciente em estudo. Isto é feito tomando-se os cinco primeiros ciclos cardíacos monitorados, sendo então, determinado um intervalo de aceitação dos eventos de ± 5% do valor médio calculado do intervalo R-R. Dessa forma, os batimentos que não possuirem valores que satisfaçam o intervalo de aceitação não serão considerados.

É utilizado o modo de aquisição *forward-backward by thirds* (ou *merged*) [40], que consiste em fazer a divisão do intervalo R-R em três partes, sendo as duas primeiras no modo de aquisição *forward*, ou seja, os quadros são armazenados a partir do início de uma onda R (primeiro quadro) em sentido ao último, sendo o término no início de uma nova onda R e na terceira parte do intervalo a aquisição é feita no modo *backward*, que consiste em armazenar os batimentos a partir do 32° quadro em sentido ao primeiro quadro, o que resulta em um ciclo cardíaco composto por 22 quadros de aquisição *forward* e 10 quadros de aquisição *backward*. Este modo de aquisição composto é utilizado visando diminuir problemas que acontecem quando são utilizados os métodos *forward* ou *backward* isoladamente, ou seja, quando batimentos que pertencem ao intervalo de aceitação são muito curtos ou muito longos, geram problemas de baixa contagem nos primeiros quadros ou nos últimos quadros [40]. As imagens assim adquiridas, possuem uma alta resolução temporal, com valores típicos da ordem de 20 milisegundos.

As imagens obtidas totalizam 10 milhões de contagens nos 32 quadros, ,ou seja, cada um dos quadros tem em torno de 300 mil contagens, número condizente com uma boa densidade de informação. Cada quadro da sequência é adquirido em matriz de 64x64 *pixels* e com 16 *bits* de profundidade. A figura 5.3 apresenta uma seqüência típica do ciclo cardíaco obtido com esta metodologia nesta modalidade de imagem . Por uma questão de simplificação os 32 quadros foram somados dois a dois estando, portanto, representados aqui apenas 16 quadros.

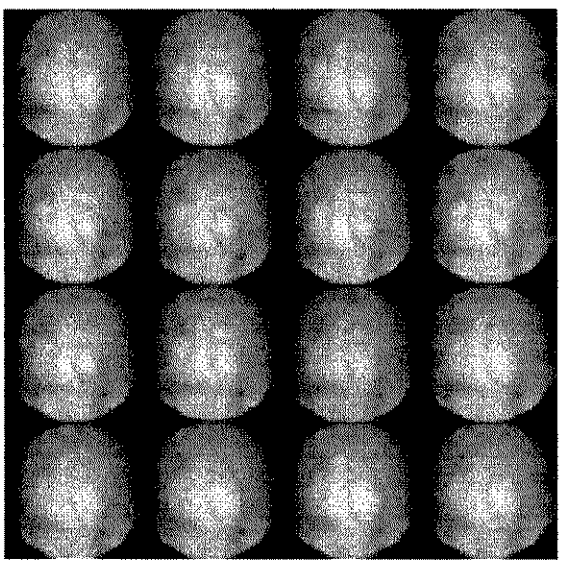


Figura 5.3: Exemplo típico de uma aquisição do ciclo cardíaco por meio da ventriculografia radionuclídica

O equipamento utilizado para a realização deste tipo de estudo foi uma câmara de cintilação Siemens, modelo LEM+, com colimador de uso geral (LEAP), acoplada ao sistema computacional MaxDelta-Siemens cujo processador é o MicroVax 3300, para armazenamento e processamento das imagens. Este equipamento se encontra no Serviço de Radioisótopos da Divisão de Diagnóstico por Imagem do Instituto do Coração - HCFMUSP e é utilizado na rotina clínica.

5.1.2) Processamento

Após a aquisição, realiza-se o processamento das imagens obtidas através de *software* que acompanha o equipamento. Este procedimento é feito com o objetivo de se extrair informações (parâmetros) morfológicas e funcionais da atividade cardíaca. Uma boa estimativa desses parâmetros é feita através de uma metodologia computacional, que emprega a aplicação de filtros espaciais e transformadas de Fourier [16].

Inicialmente é aplicada uma máscara de convolução através de um filtro espacial de média ponderada de nove pontos com valores 1; 2; 1; 2; 4; 2; 1; 2; 1, numa tentativa de se obter uma melhoria visual na qualidade das imagens, possibiltando uma melhor visualização na separação entre as estruturas que a compõem. Também é aplicado um filtro temporal de média entre três imagens com pesos 1; 2; 1, para diminuir possíveis diferenças entre as imagens. Após esse procedimento, é traçada manualmente uma **região de interesse** ("ROI"), por um operador com experiência na área, nas imagens de sístole e diástole. Na realização deste traçado são observadas as separações ventriculares e atriais, para que não haja contribuição de outras estruturas na determinação das contagens dentro dos "ROIs".

A correta determinação desses contornos é um fator preponderante na precisão do cálculo dos valores quantitativos, que são os parâmetros funcionais a serem determinados.

Através deste procedimento, tem-se a variação de contagens entre as imagens que compõe o ciclo cardíaco e ,com isso, pode-se obter os valores dos diversos parâmetros quantitativos da função ventricular. Entre esses parâmetros está a curva de volume ventricular, que representa a variação de contagens dentro dos "ROIs" nos 32 quadros, conforme ilustração apresentada na figura 5.4.

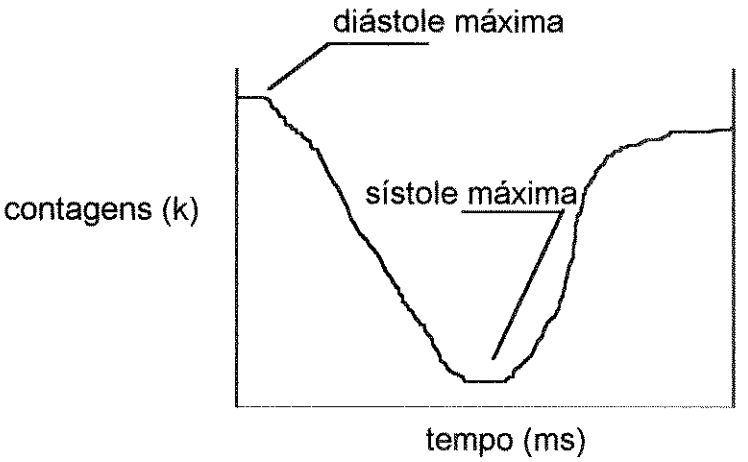


Figura 5.4: Exemplo típico de curva de volume ventricular

Outro parâmetro de grande relevância é a fração de ejeção ventricular global (FEV), que é determinada através da diferença das contagens verificadas nos "ROIs" de diástole máxima e sístole máxima, sendo descontado o valor da radiação de fundo ou *background* (BKG). O *background* pode ser definido como as emissões radioativas provenientes e detectadas por órgãos e/ou estruturas diferentes daquela do estudo em questão e que se encontram próxima a esta. O valor do BKG é determinado através de um "ROI" desenhado próximo à parede livre do ventrículo que se quer determinar a fração de ejeção. A determinação do BKG visa normalizar as contagens da região de interesse baseadas em valores de estruturas que se disponham próximas ao coração [40].

A diferença entre as áreas de interesse representa a variação volumétrica das câmaras cardíacas. A expressão para a determinação da FEV é dada por:

$$FEV = \frac{Dmáx - Smáx}{Dmáx} x100\% \qquad \text{(eq 5.1)}$$

onde:

Dmáx= número de contagens na "ROI" da imagem de diástole máxima descontado BKG.

$S_{máx}$= número de contagens na "ROI" da imagem de sístole máxima descontado o BKG.

A fração de ejeção também pode ser calculada de uma maneira regionalizada onde o coração é considerado, idealmente, em uma forma elipsoidal e dividido em nove regiões. Cada uma delas tenta representar porções das paredes do músculo cardíaco. A forma de cálculo dos valores para cada região se faz de maneira análoga à fração de ejeção global.

A partir dos valores que compõem a curva de volume ventricular pode-se calcular as taxas de enchimento e esvaziamento, que são as derivadas máximas nos instantes em que o ventrículo se encontra na diástole e sístole máxima, representando máxima capacidade de enchimento e esvaziamento do coração, respectivamente. O valor dessa derivada é calculada através das diferenças entre um determinado ponto contido na curva de volume ventricular e o seu vizinho seguinte.

As expressões matemáticas para o cálculo das taxas de enchimento e esvaziamento são dados por:

$$txench = \frac{Dermáx}{Dmáx} \qquad \text{(eq 5.2)} \qquad\qquad txesv = \frac{Dermín}{Dmáx} \qquad \text{(eq 5.3)}$$

onde:
Dmáx = foi definida acima;
Dermáx = derivada máxima da curva de volume ventricular
Dermín = derivada mínima da curva de volume ventricular

A figura 5.5 representa esquematicamente os pontos de determinação desses dois parâmetros na curva de volume ventricular, bem como a curva da derivada dos pontos que compõem a curva de volume ventricular.

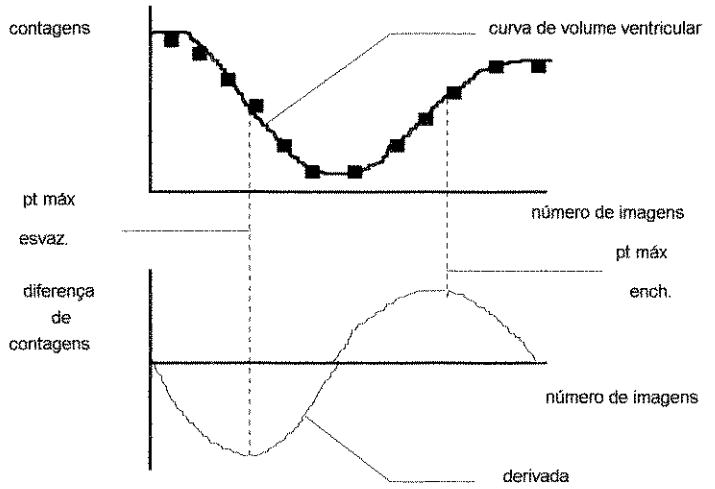


Figura 5.5: Representação gráfica dos pontos que representam a taxa de enchimento e esvaziamento na curva de volume ventricular.

Parâmetros qualitativos da função ventricular cardíaca também podem ser obtidos através da ventriculografia radioisotópica, ao analisar o comportamento da movimentação das paredes das câmaras ventriculares. Esta análise consiste em avaliar quando e quanto as paredes estão se movimentando durante o ciclo cardíaco, sendo feita com o auxílio das figuras de fase e amplitude, que são obtidas através do cálculo da série de Fourier em sua primeira harmônica, gerando uma imagem em escalas de cor. Cada cor representa uma etapa temporal da movimentação cardíaca. A apresentação dessas imagens também pode ser feita em tons de cinza.

Todas as etapas do processamento acima descrito foram realizadas com as imagens originais, sendo que as imagens comprimidas sofreram o mesmo tipo de processamento, a menos da etapa do filtro espacial, pois o algoritmo empregado neste trabalho, ao fazer a quantização dos coeficientes, elimina as informações provenientes de alta freqüência e,portanto, se comporta como um filtro passa-baixa [15]. Dispensa-se assim, a aplicação da máscara de convolução espacial para suavização das imagens.

5.2) O Algoritmo Compressor

Foi utilizado o método da transformada discreta dos cossenos (DCT), que objetiva eliminar as informações redundantes através da transformação do domínio espacial para o domínio de freqüências, podendo então evidenciar as redundâncias contidas na imagem. A DCT descreve os dados originais como uma somatória de funções cosseno, que é uma classe de funções ortogonais bem conhecida.

Após a aplicação da DCT na imagem, os dados resultantes formam uma matriz de coeficientes que correspondem às amplitudes dos cossenos em cada uma das freqüências presentes na imagem.

Imagens médicas, especialmente as de Medicina Nuclear, apresentam muitas regiões de homogeneidade, o que permite afirmar que nessas regiões são encontrados *pixels* de valores muito próximos e, por apresentarem tal semelhança, podem ser retirados ou representados de maneira reduzida, diminuindo assim o tamanho da informação original.

Quando da aplicação da transformada de Fourier em uma imagem, o resultado dela é uma matriz de coeficientes que corresponde a amplitude dos cossenos de todas as frequências presentes na imagem. Entretanto, muitos dos componentes espectrais que apresentam um ordem alta são pequenos, podendo ser codificados em poucos *bits*. Se para a representação da imagem forem considerados todos esses coeficientes, não há compressão. Para que haja compressão alguns desses coeficientes devem ser desprezados. Portanto, nesta etapa do algoritmo há perda da informação original.

Um possível critério a ser adotado para desprezar os coeficientes é a aplicação de um limiar de corte, que no presente caso é um valor percentual do cálculo da energia média.

A energia média pode ser definida por:

$$em = \frac{\sqrt{\sum_{1}^{n} |pixel|^2}}{n} \qquad \text{(eq 5.4)}$$

onde:

em = energia média

n = número de *pixels* da imagem

pixel = valor de cada um dos elementos de imagem

Outros valores de limiar de corte não foram estudados, visto que a experiência do InCor nesta área e a literatura (44) mostram que 30% da energia média é o máximo aceitável para interpretação clínica visual.

O algoritmo de compressão foi desenvolvido e implementado utilizando-se linguagem C em um computador VAX 6420 e atua isoladamente em cada um dos 32 quadros da imagem de ventriculografia. As etapas do algoritmo serão descritas, a seguir, de maneira simplificada .

5.2.1) Aplicação do Algoritmo

Inicialmente é retirado o cabeçalho do conjunto das 32 imagens e aplica-se sobre cada uma delas a DCT. Cada *pixel,* de cada imagem, conterá, o valor do coeficiente associado da transformada, apresentando-se em valores do tipo ponto flutuante.

O valores em ponto flutuante usam o formato IEEE (*Insitute of Eletrical and Eletronics Engineers*), onde os valores com precisão simples podem ter 4 bytes.

A partir do valor dos coeficientes calcula-se o valor da energia média da imagem e do valor encontrado aplica-se o limiar de corte. Os coeficientes que apresentarem valores inferiores ao resultado obtido serão modificados e considerados zero.

De uma forma geral, os valores considerados como zero correspondem a elementos da imagem que apresentam freqüências altas e podem ser associados ao ruído intrínsico da imagem.

Assim, o algoritmo atua como um filtro passa-baixas, o que produz um efeito de suavização na imagem.

5.2.2) Quantização dos Coeficientes

Os coeficientes que apresentam valores acima do limiar de corte são quantificados em uma tabela, de maneira que ocorra uma redução dos *bits* necessários para representá-los, mantendo-se também uma precisão suficiente para que se consiga obter uma imagem com qualidade adequada para posterior análise.

A quantificação é realizada através de uma correspondência entre os coeficientes da transformada que se apresentam em valores reais (representados em até 4 *bytes* no compilador utilizado) e os valores da tabela que, no presente caso, são valores discretos podendo representar até 2^{12} valores que requerem até 12 *bits* para sua representação. Devido a esta redução do número de valores que irão fazer parte da quantização há perda adicional da informação original.

Apenas os valores não considerados como zero serão utilizados na formação do arquivo comprimido. Por este motivo, somente esses valores contribuirão para a formação da tabela.

O intervalo de discretização entre os valores é calculado pelo algoritmo, tomando-se como base o valor máximo, mínimo dos coeficientes, e o número de coeficientes que a imagem possui.

A figura 5.6 é uma representação esquemática da etapa de quantização dos coefientes e a determinação dos intervalos para a construção da tabela.

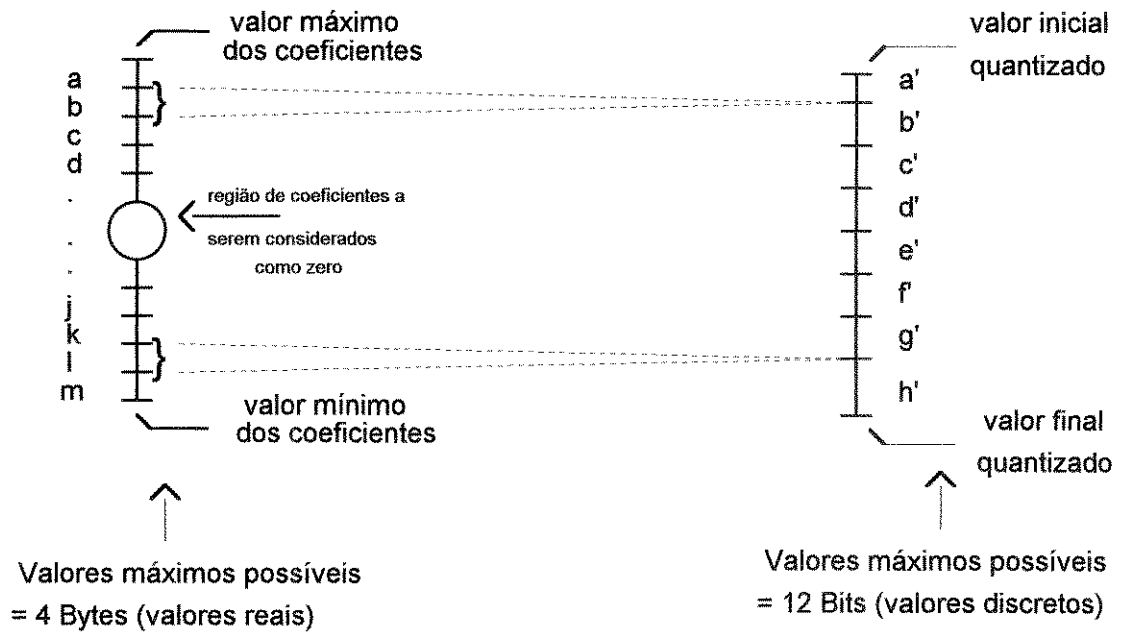


Figura 5.6:Conversão dos coeficientes da matriz em elementos da tabela de valores discretos.

5.2.3) Alocação dos Novos Coeficientes

A posição dos coeficientes não considerados como zero é codificada através da técnica de *quadtree* [16], que consiste em partilhar uma imagem,

seguindo critérios de homogeneidade, em quatro quadrantes. Cada um deles é novamente dividido em quatro e assim sucessivamente até o nível do *pixel*. Para cada uma das divisões que ocorre é associado um código, que informa quantas divisões ocorreram e qual o quadrante ele se encontra. Dessa forma, código final informa com precisão a posição dos *pixels*.

Para um melhor entendimento desta metodologia, a figura 5.7 mostra a representação da divisão de uma imagem hipotética de dimensões 8x8 e os valores que são associados a cada *pixel* para a sua correta localização.

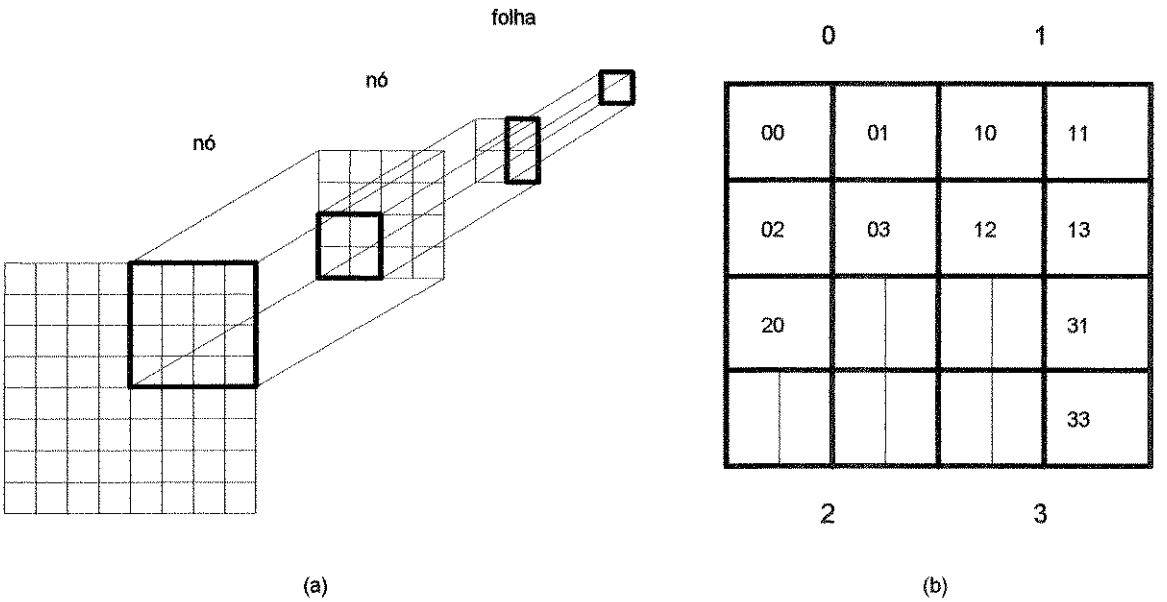


Fig 5.7: Esquema representando a partição da imagem até nível de *pixel* (a) e a codificação de cada *pixel* dentro da imagem (b).

5.2.4) Arquivo Comprimido

Após todas essas etapas, obtém-se, para cada *pixel* que compõe cada uma das 32 imagens, informações a respeito de sua posição e valor (intensidade). É criado um pequeno cabeçalho que contém informações sobre a posição dos *pixels*, do valor dos coeficientes na tabela e o intervalo entre eles, os limites inferiores e superiores da tabela de discretização, o valor da energia média, o limiar de corte e o número de linhas e colunas da imagem. Com essas informações, não é necessário armazenar a tabela de coeficientes. Para cada

coeficiente armazenado são necessários 18 *bits* para armazenar as informações de posição e valor.

5.2.5) Descompressão

Para que seja realizada a descompressão e se obtenha a imagem final, o algoritmo a realiza imediata e automaticamente ao final da compressão de cada imagem. A sua base de dados são os códigos armazenados no arquivo comprimido.

Com as informações desse arquivo, reconstrói-se inicialemente a tabela dos valores dos coeficientes, obtendo-se os valores de cada *pixel* da imagem final.

São descomprimidas as 32 imagens com matriz de 64x64 elementos e na imagem final coloca-se o novo cabeçalho no formato Siemens para que as imagens sejam reprocessadas no sistema MaxDelta/Siemens.

5.3) Grupo de Estudo

As imagens utilizadas neste trabalho foram obtidas pela ventriculografia radionuclídica, em um total de 120 estudos. O grupo de imagens está classificado com base nos valores de **fração de ejeção do ventrículo esquerdo** (FEVE) e está distribuído da seguinte maneira:

- grupo normal: 27 estudos de função ventricular esquerda normal $\Rightarrow$ FEVE $\geq$ 55%;
- grupo discreto: 31 estudos de função ventricular esquerda deprimida em grau discreto $\Rightarrow$ 45% $\leq$FEVE $<$ 55%;
- grupo moderado: 31 estudos de função ventricular esquerda deprimida em grau moderado $\Rightarrow$ 35% $\leq$FEVE $<$ 45%;
- grupo severo: 31 estudos de função ventricular esquerda deprimida em grau acentuado $\Rightarrow$ FEVE $<$35%.

Os intervalos de exclusão são de uso clínico corrente no Serviço de Radioisótopos do Instituto do Coração (InCor) e por uma questão de simplicidade no tratamento dos grupos, eles serão citados apenas como grupo normal, discreto, moderado e severo.

A escolha das imagens de estudo foi feita após as imagens serem processadas convencionalmente no sistema MaxDelta-Siemens, fotografadas em filme e analisados os seus parâmetros funcionais. Após essa escolha, as imagens foram submetidas ao algoritmo compressor/descompressor no computador VAX 6420, sendo posteriormente reprocessadas no sistema MaxDelta/Siemens, novamente fotografadas nas mesmas condições das imagens originais e avaliadas as informações cardíacas quantitativas.

5.4) Análise das Imagens

Será descrito nos próximos ítens a maneira da qual as imagens foram analisadas e os resultados obtidos através dessa análise.

5.4.1) Análise dos Parâmetros Quantitativos

Os parâmetros quantitativos calculados a partir do conjunto total de imagens (240) foi submetido a uma análise estatística. Ressalta-se aqui, que foi realizada apenas este tipo de análise sobre o conjunto amostral, não sendo feito testes com figuras de mérito, como habitualmente é descrito em trabalhos na literatura [41], [42], [43].

Esta opção foi feita, por se tratar de imagens onde essas figuras já foram abordadas e, portanto, possuem os seus valores determinados, como em Rebelo [41]. No presente trabalho, deu-se uma ênfase maior aos aspectos associados ao diagnóstico clínico, ou seja, preocupou-se mais com a qualidade visual das imagens.

A análise estatística empregada neste trabalho consiste na técnica de análise de variância com medidas repetidas (análise de perfis) , sendo utilizada para estudar os parâmetros funcionais quantitativos (fração de ejeção, taxas de enchimento e esvaziamento) em função do tipo da imagem (original ou comprimida), do grupo (normal, discreto, moderado e severo) e tamanho do arquivo (variação percentual do número de bytes da imagem comprimida em relação à imagem original). Todos os parâmetros funcionais quantitativos foram medidos na mesma imagem, da mesma maneira e nas duas situações distintas: imagem original e após a compressão/descompressão. Sendo assim, esta variável caracterizou as medidas repetidas na mesma imagem.

O perfil de médias de cada grupo é definido pelas médias dos parâmetros funcionais quantitativos em cada estado da imagem. Três são as hipóteses a serem testadas com relação a estes perfis de médias:

H01: Os perfis médios dos quatro grupos são paralelos;

H02: Os perfis médios são coincidentes;

H03: Os perfis médios são paralelos ao eixo x, isto é, não existe diferença entre as médias nos dois estados da imagem.

Vale a pena ressaltar que as hipóteses H02 e H03 somente poderão ser testadas, caso não se rejeite a hipótese H01, ou seja, caso exista paralelismo entre as retas. No caso de rejeição do paralelismo entre as retas, a hipótese H02 deverá ser testada através de contrates, para cada estado separadamente. Além disso, a hipótese H03 também será testada, através de contrastes, para cada grupo separadamente.

5.4.2) Análise dos Parâmetros Qualitativos (Análise Visual)

Para que fossem observadas as possíveis alterações após a compressão/descompressão nos parâmetros qualitativos das imagens, como imagens de amplitude, fase e sequência do ciclo cardíaco e por tratar-se de uma análise subjetiva e pessoal, todas as imagens foram analisadas por dois observadores médicos com experiência na área. As respostas desses observadores foram apontadas em questionário único para cada imagem e que foi preenchido no momento da análise. Este questionário procurava abranger de maneira global os aspectos mais significativos das observações.

A análise das respostas dos questionários respondidos pelos observadores médicos foram estudadas através de tabelas de contingências e porcentagens de concordância entre os observadores e/ou entre os dois tipos de imagens.

A análise clínica foi feita individualmente e de forma isolada, sendo que as imagens foram apresentadas uma a uma e de maneira aleatória, sem nenhum conhecimento prévio por parte dos observadores sobre a diferença existente entre elas.

Capítulo 6

Resultados e Discussões

As imagens de estudo ao serem analisadas formam um conjunto de 240 imagens (120 originais e 120 comprimidas). Para este conjunto de imagens, foram analisados os parâmetros quantitativos e qualitativos, discutidos no capítulo anterior. Os resultados desta análise são apresentados a seguir.

6.1) Análise Qualitativa Visual

Neste ítem serão abordadas as primeiras impressões observadas, de maneira visual, sobre as diferenças entre as imagens originais e comprimidas.

6.1.1) Efeito da Suavização

Verificou-se que ocorre uma suavização nas imagens após a aplicação do algoritmo de compressão/descompressão. Deve-se observar, entretanto, que as imagens utilizadas habitualmente no diagnóstico clínico, tanto para a análise visual quanto para a extração dos parâmetros quantitativos, não são da seqüência originalmete adquirida, mas sim a seqüência que sofreu filtragem espacial e temporal, conforme descrito no item 5.1.2.

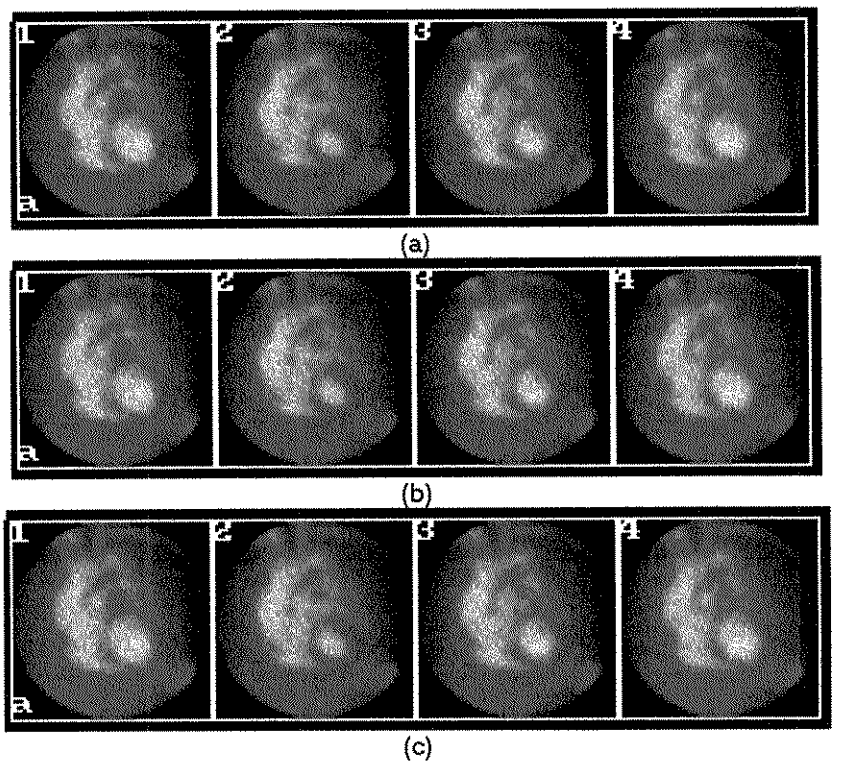


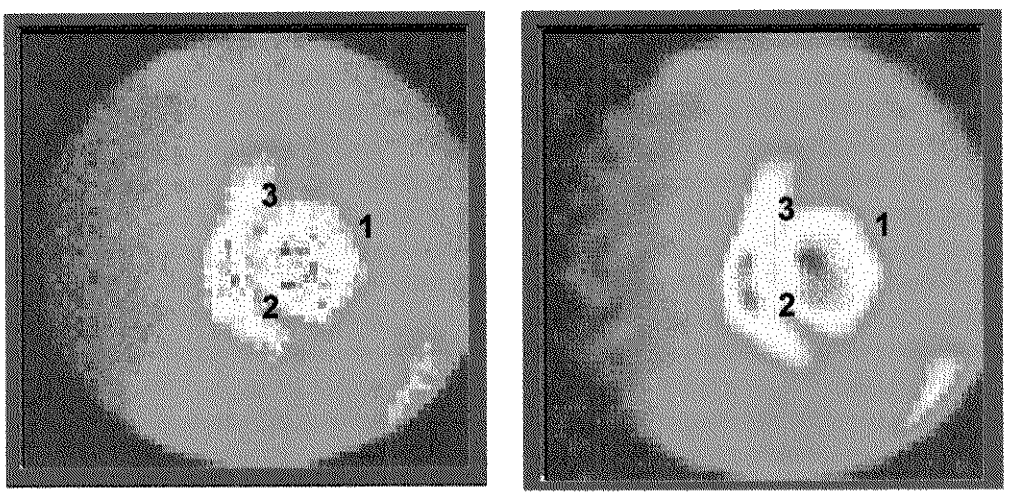
Figura 6.1: Efeito da suavização: Imagem sem nenhum processamento (a), aplicação de uma máscara de convolução de média ponderada de nove pontos (b) e aplicação da DCT com limiar de corte de 30% da energia média (c).

Na figura 6.1, mostra-se o efeito dos dois tipos de processamento em relção a imagem aquirida. Observa-se que, embora os efeitos locais de cada um deles sejam distintos, as características dos objetos que compõem as imagens são mantidas. Isto será abordado mais detalhadamente no item a seguir.

Vale a pena lembrar que o procedimento utilizado experimentalmente constitui em não aplicar o filtro espacial de nove pontos nas imagens de compressão/descompressão.

6.1.2) Morfologia do Coração

Como foi mostrado na figura 6.1, há uma mudança no aspecto visual das imagens nas duas modalidades, sem alterar a morfologia do coração, ou seja, considerando que a seqüência de imagens (b) seja habitualmente utilizada, a aplicação da DCT na seqüência (c) não altera excessivamente as diversas regiões do coração, como pode ser verificado nos locais assinalados na figura 6.2: parede livre (1), separação intra-ventricular (2) e separação intra-atrial (3), além de preservar o tamanho das câmaras cardíacas. Dessa forma, procedimentos posteriores que venham a utilizar esta imagem, como, por exemplo, a determinação das regiões de interesse (ROI) pelo operador manual para o cálculo da fração de ejeção, não ficam prejudicados.



(a) (b)

Figura 6.2: Comparação das regiões cardíacas na imagem filtrada pelo filtro de média ponderada de nove pontos (a) e pela aplicação da DCT com limiar de corte de 30% da energia média (b).

Na figura 6.3 apresenta-se o desenho de um ROI, determinado manualmente em uma imagem original representativa a diástole ventricular cardíaca.

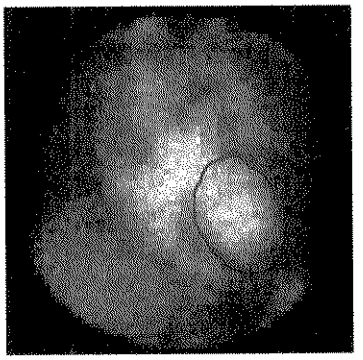


Figura 6.3: Representação esquemática de uma região de interesse (ROI).

6.2) Resultados da DCT

O tempo para efetuar a compressão variou de 2 a 3 segundos por imagem, ou seja, para um estudo completo de 32 imagens, o tempo requerido foi de aproximadamente 3 minutos. Para a descompressão foi gasto 1 segundo por imagem. Assim, para se descomprimir um estudo completo é necessário pouco mais de um minuto.

A taxa de compressão obtida variou de 8,6:1 a 19,6:1, sendo que os valores médios são da ordem de 11:1, incluindo cabeçalho. Apesar de todas as imagens apresentarem sempre o mesmo formato e possuirem o mesmo cabeçalho, esta flutuação de valores da taxa de compressão se deve ao número de coeficientes necessários para codificar a imagem. O número de coeficientes codificados está diretamente associado aos valores dos *pixels* da imagem.

Os valores médios da taxa de compressão com os respectivos desvios padrões podem ser observados no gráfico apresentado na figura 6.4.

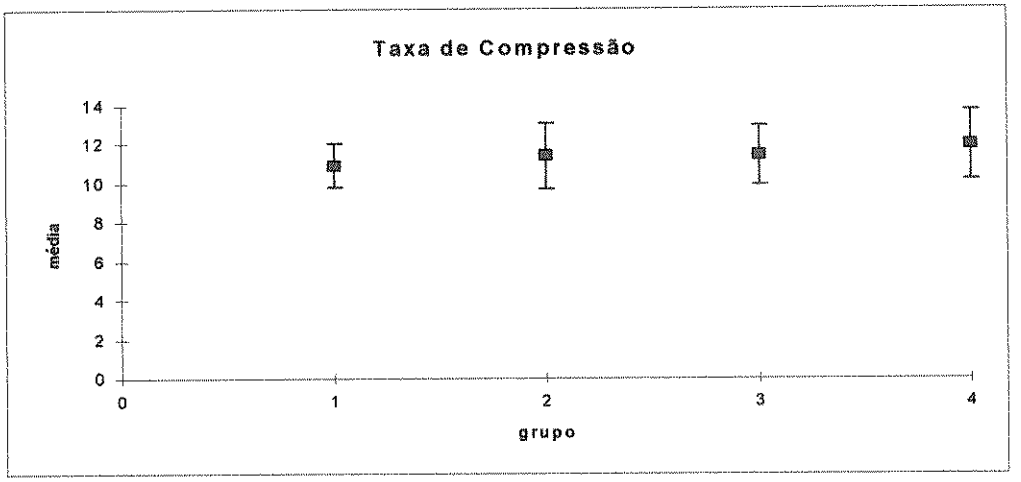


Figura 6.4: Análise gráfica da taxa de compressão nos diferentes grupos de estudo.

Na figura acima entende-se por grupo 1 = normal, grupo 2 = discreto, grupo 3 = moderado e grupo 4 =severo.

Dos valores acima, nota-se que com a diminuição da fração de ejeção a taxa de compressão aumenta. Isto se deve ao fato de pacientes que apresentam uma baixa fração de ejeção, possuirem uma área cardíaca aumentada, o que representa mais elementos de imagem com valores semelhantes e portanto maior redundância. A tabela que representa esses valores se encontra no apêndice B.

Também foi feita uma análise sobre o comportamento dos valores dos *pixels* que se encontram na área cardíaca nas imagens antes e depois da compressão. Nessa análise foram observados dez casos de cada grupo de pacientes, realizando-se uma varredura em todos os *pixels* da imagem e verificou-se que a diferença entre os valores antes e após a compresssão foi menor que 3%, independente do grupo observado.

6.2.1) Entropia

O valor da entropia foi calculado sobre o estudo como um todo, ou seja, foram examinadas todas as imagens que formam a seqüência da ventriculografia radionuclídica. Analisaram-se todos os casos que compõem cada um dos grupos de estudo, tanto nas imagens originais quanto nas imagens descomprimidas, perfazendo um total de 240 observações.

Os resultados são apresentados no gráfico mostrado na figura 6.5, onde está mostrado o valor médio para cada grupo.

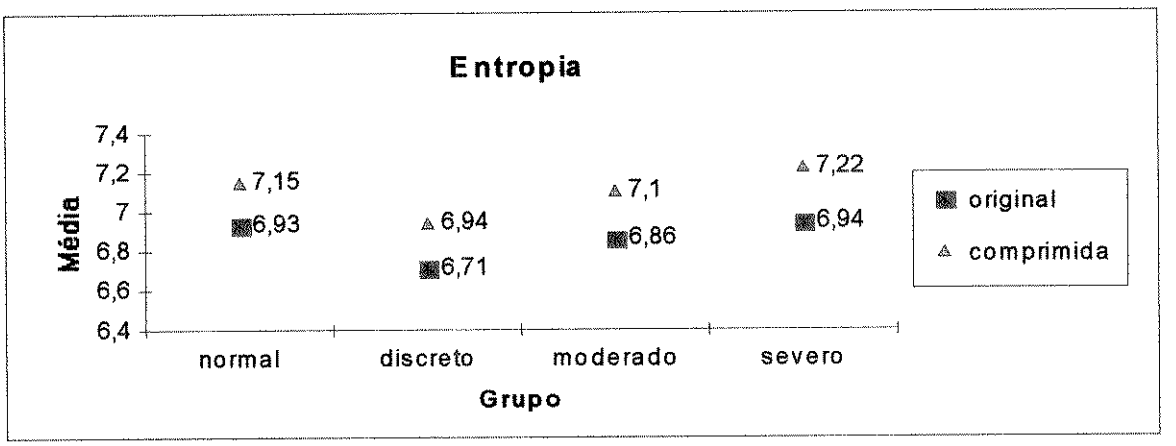


Figura 6.5: Gráfico mostrando os valores de entropia nos diversos grupos de estudo, nos dois tipos de imagens.

Ao contrário do que seria esperado, verifica-se valores maiores de entropia na imagem descomprimida do que na imagem original, uma vez que com a aplicação do algoritmo compressor, supostamente foram retirados dados de alta freqüência da imagem original.

Para um melhor entendimento, faremos uma analogia com a Física da Termodinâmica, onde em um determinado sistema que tem grande desordem de seus elementos, possui um valor alto de sua entropia. Se forem retirados os elementos que provocam a maior desordem (alta freqüência em imagens), o valor da entropia será menor.

Em imagens, a retirada desses elementos que provocam a desordem pode ser feita com a aplicação de um filtro em freqüência. Neste trabalho foi feita a utilização de um valor fixo do limiar de corte da energia média e que possui um comportamento de um filtro ideal. Contudo, devido a esse comportamento, surgem algumas pequenas estruturas na imagem, fora da área cardíaca, de baixa intensidade, mas de alta freqüência e que elevam o valor da entropia.

6.3) Parâmetros Quantitativos

Os resultados dos parâmetros quantitativos obtidos a partir das imagens de estudo estão apresentados abaixo. Na análise de todos os resultados é considerado o nível de 5% (p=0,005) para que as hipóteses testadas sejam rejeitadas.

6.3.1) Fração de Ejeção

A análise da fração de ejeção não demonstrou evidências para a rejeição da hipótese de paralelismo (H01) entre os perfis médios (p=0,4954), indicando que não há efeito de interação entre tipo da imagem (original e descomprimida) e grupo. Em outras palavras, os valores desse parâmetro nos dois tipos de imagens são semelhantes e graficamente as retas são paralelas entre si.

Com relação ao tipo da imagem, não foram encontradas evidências de diferenças de fração de ejeção entre as imagens originais e descomprimidas (p=0,6947).

Com o intuito de verificar se havia superposição das retas, aplicou-se a hipótese de coincidência entre as retas e ao ser testada mostrou um resultado altamente significante (p=0,0001), indicando que a compressão não altera a classificação dos grupos quanto à fração de ejeção.

A tabela 6.3 mostra as estatísticas descritivas da fração de ejeção e a figura 6.6 apresenta a variação deste parâmetro para os quatro grupos nos dois tipos de imagem (original e descomprimida).

	Original		Descomprimida	
grupo	**média**	**desv.padrão**	**média**	**desv.padrão**
normal	62,56	4,85	62,30	5,14
discreto	49,81	3,18	50,13	3,15
moderado	37,03	4,64	37,13	5,74
severo	20,81	5,31	21,23	5,48

Tabela 6.1: Médias dos valores de fração de ejeção e os respectivos desvios padrão para as imagens originais e comprimiadas dentro de cada grupo.

Observa-se um comportamento semelhante entre os grupos, apresentando um paralelismo quase que total. Não há cruzamento entre as retas, indicando que os para os valores que compõem os grupos de estudo existe um comportamento de paralelismo. As imagens originais pertencentes a um determinado grupo após a compressão, em média, não alteram sua classificação.

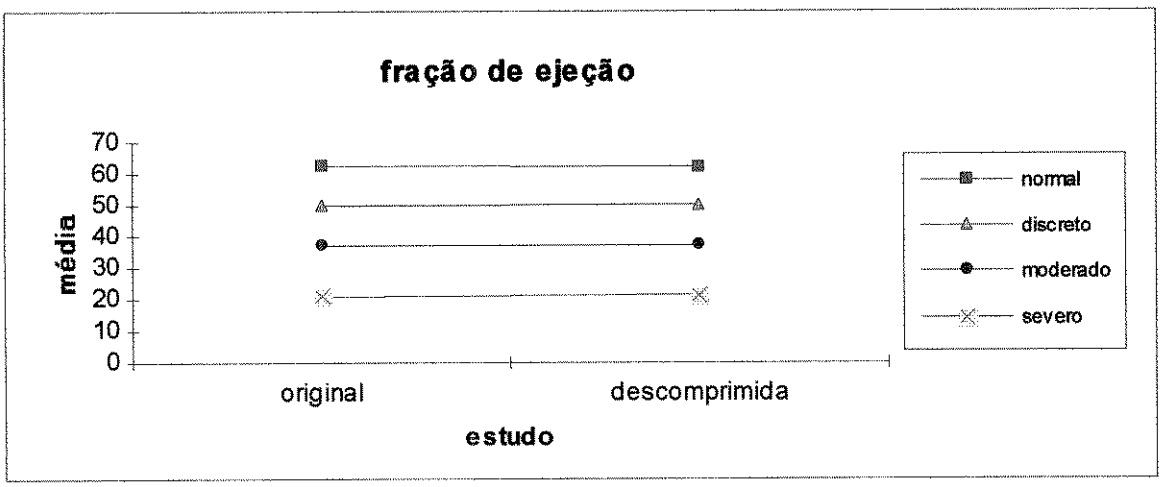


Figura 6.6: Análise de perfis. Observar o comportamento paralelo das retas entre os grupos.

Para quantificar as diferenças dos parâmetros quantitativos nos dois tipos de imagens foi criada a variável delta (erro relativo %), que é calculada seguindo a expressão abaixo:

$$\Delta\% = \frac{FEVE_o - FEVE_c}{FEVE_o} x100\% \qquad \text{(eq. 6.1)}$$

onde:
FEVEo = fração de ejeção de ventrículo esquerdo na imagem original;
FEVEc= fração de ejeção de ventrículo esquerdo na imagem descomprimida.

A distribuição dos valores calculados para esta variável estão representados no histograma abaixo (figura 6.7).

Esta variável, quando aplicada ao parâmetro fração de ejeção, apresenta uma distribuição centrada em zero, seguindo um padrão normal, não havendo tendência para qualquer lado, o que significa dizer que as diferenças sobre este parâmetro, que foram verificadas nos dois tipos de imagens se distribuem uniformemente sobre todas as imagens estudados. A variação verificada foi -7% a 5%, indicando uma diferença muito pequena entre a fração de ejeção dos estados original e descomprimido da imagem.

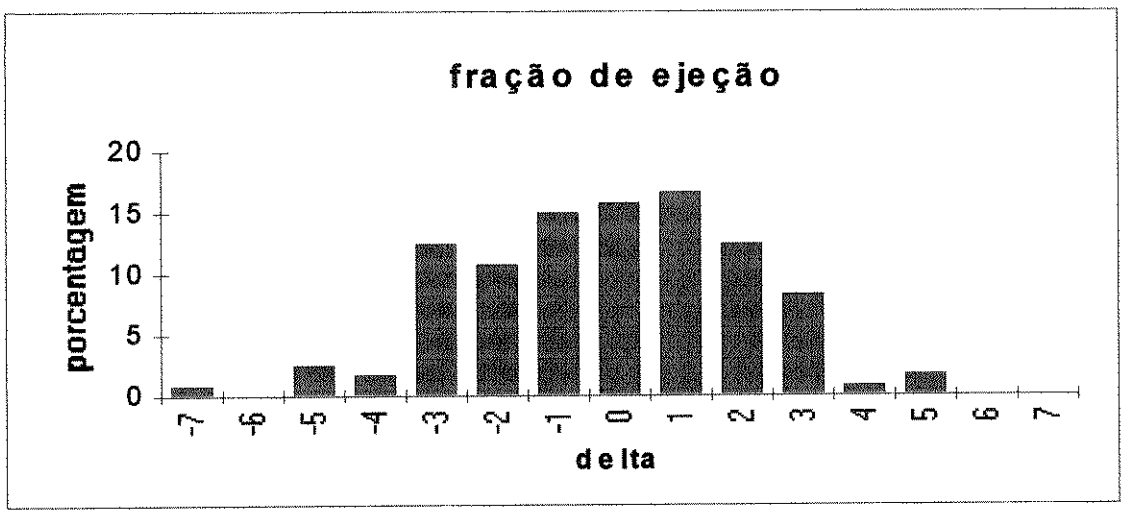


Figura 6.7: Histograma dos valores de fração de ejeção.

6.3.2) Taxa de Enchimento

A análise da taxa de enchimento demonstrou que a média deste parâmetro não segue um comportamento semelhante ao da fração de ejeção, visto que as hipóteses de paralelismo entre os perfis médios foi rejeitada (p=0,0419), indicando que há efeito de interação entre a natureza da imagem e o grupo.

Assim, foram verificados todos os valores de taxa de enchimento e observou-se que dois valores do grupo discreto (caso 39: ench. original =2,87 e

comp.= 3,33; caso 42: ench. original =2,26 e comp.=3,65) e um do grupo normal (caso 27: ench. original =3,79 e comp.= 2,47) apresentavam valores muito acima dos demais, tanto nas imagens originais como nas descomprimidas, mostrando que houve algum problema no cômputo desse parâmetro. O problema em questão está relacionado ao método de cálculo da taxa de enchimento e será objeto de discussão posterior.

Os valores absurdos de taxa de enchimento foram retirados da análise de perfis. A hipótese de paralelismo entre os perfis médios não resultou em diferença significativa (p=0,0853). O nível descritivo da hipótese de coincidência entre as retas foi significante (p<0,0001) e na análise do tipo da imagem, não foram encontradas evidências de diferenças entre as imagens originais e descomprimidas (p=0,3884).

A tabela 6.2 mostra os valores médios da taxa de enchimento e os respectivos desvios padrões para cada um dos grupos.

	Original		**Descomprimida**	
grupo	**média**	**desv. padrão**	**média**	**desv.padrão**
normal	1,67	0,57	1,61	0,42
discreto	1,89	0,50	1,99	0,64
moderado	1,05	0,30	1,07	0,34
severo	0,62	0,19	0,64	0,19

Tabela 6.2: Valores das taxas de enchimento e os respectivos desvios padrões para cada um dos grupos e estados da imagem.

Foi utilizada novamente a função delta para quantificar o erro relativo percentual entre os dois tipos de imagem. Da sua distribuição, observa-se que ela segue um padrão normal, centrada em zero, ou seja, novamente tem-se que os erros se distribuem uniformemente sobre os casos estudados. A diferença entre os valores da taxa de enchimento nas imagens originais e descomprimidas é pequena e varia de -1,4% a 1,3%, mostrando que as diferenças entre os valores calculados nos dois tipos de imagens é pequena, como pode ser observado no histograma da figura.6.8.

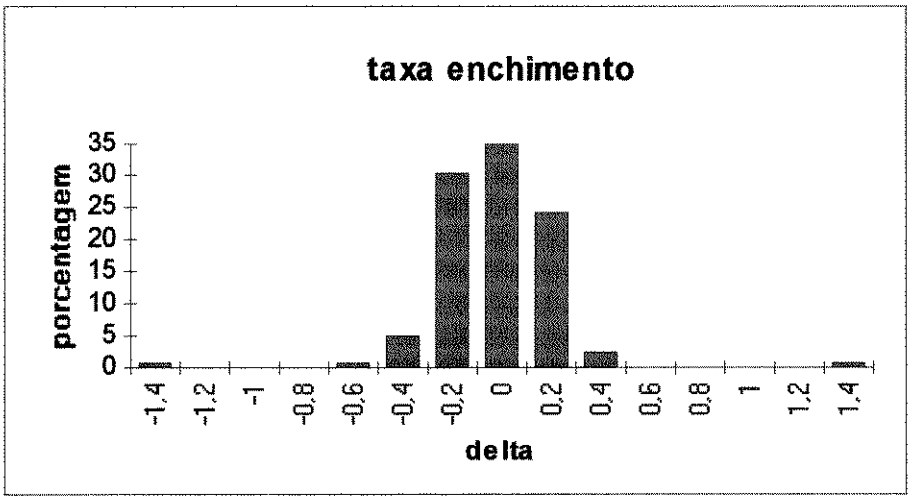


Figura 6.8: Histograma representando a distribuição do erro relativo percentual para os valores da taxa de enchimento nas imagens originais e descomprimidas.

Embora os valores médios da taxa de enchimento sejam semelhantes entre as imagens originais e descomprimidas, observa-se que o grupo discreto apresenta valores superiores ao do grupo normal. Mesmo com a retirada dos casos problemáticos desta análise, observa-se ainda que há a presença de outros casos que apesar de não possuirem valores absurdos elevam, em muito, o valor da média. Uma discussão posterior se faz necessária, para analisar a metodologia empregada na determinação deste parâmetro.

Realizando-se uma análise com a exclusão desses casos, é feita uma nova representação gráfica (figura 6.9) mostrando novamente um paralelismo entre as retas, excetuando-se o grupo discreto.

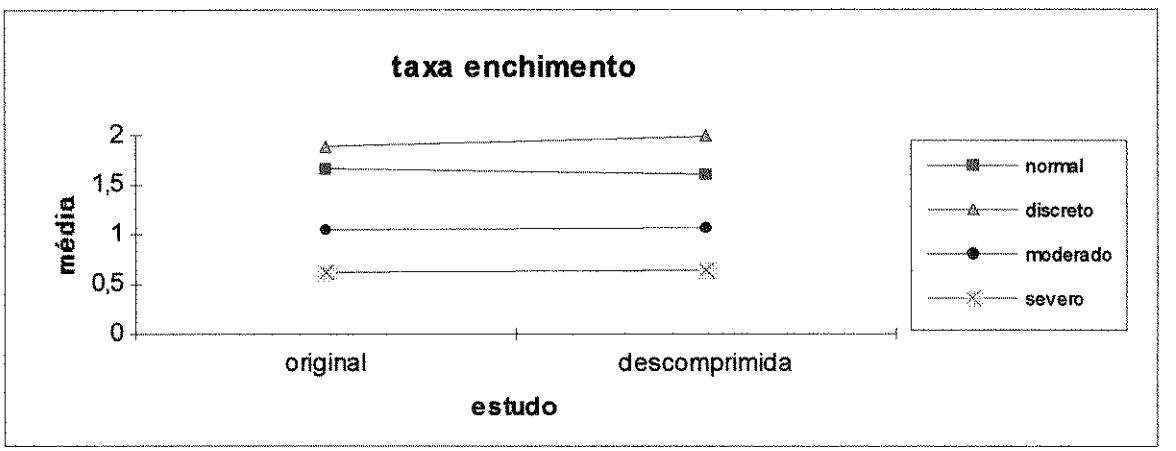


Figura 6.9: Análise de perfis: Observa-se o paralelismo entre três grupos com exceção do grupo discreto.

6.3.3) Taxa de Esvaziamento

A análise das taxas de esvaziamento demonstrou que há evidências para ser rejeitada a hipótese de paralelismo entre as retas (p=0,0384), indicando que há efeito de interação entre natureza da imagem (original ou descomprimida) e grupo.

Dessa maneira, foram realizadas análises com cada um dos grupos isoladamente e verificou-se que todos os grupos, a menos do grupo discreto apresentam paralelismo entre si (p=0,7075).

Quando se analisa o estado da imagem não foram encontradas evidências de diferenças entre as imagens originais e descomprimidas (p=0,3160) nos grupos normal, discreto e severo. Também foi testada a hipótese de coincidência entre as retas, resultando em valores significantes (p=0,0001) mostrando que os grupos são diferentes quanto à taxa de esvaziamento. Para o grupo discreto o efeito da natureza da imagem é significante (p= 0,0001).

A tabela 6.3 mostra as estatísticas descritivas da taxa de esvaziamento para cada um dos grupos.

	Original		**Descomprimida**	
grupo	**média**	**desv.padrão**	**média**	**desv.padrão**
normal	2,13	0,30	2,13	0,31
discreto	1,87	0,41	2,02	0,57
moderado	1,35	0,35	1,38	0,39
severo	0,75	0,20	0,78	0,27

Tabela 6.3: Valores médios de taxa de esvaziamento e os seus respectivos desvios padrões para cada um dos grupos de estudo

A figura 6.10 abaixo apresenta a análise gráfica dos perfis médios para cada um dos grupos de estudo, mostrando que os valores antes e após a compressão são muito semelhantes, com exceção, novamente, do grupo discreto. Aqui também foram retirados, pelo mesmo motivo, os casos que apresentavam problemas na determinação da taxa de enchimento.

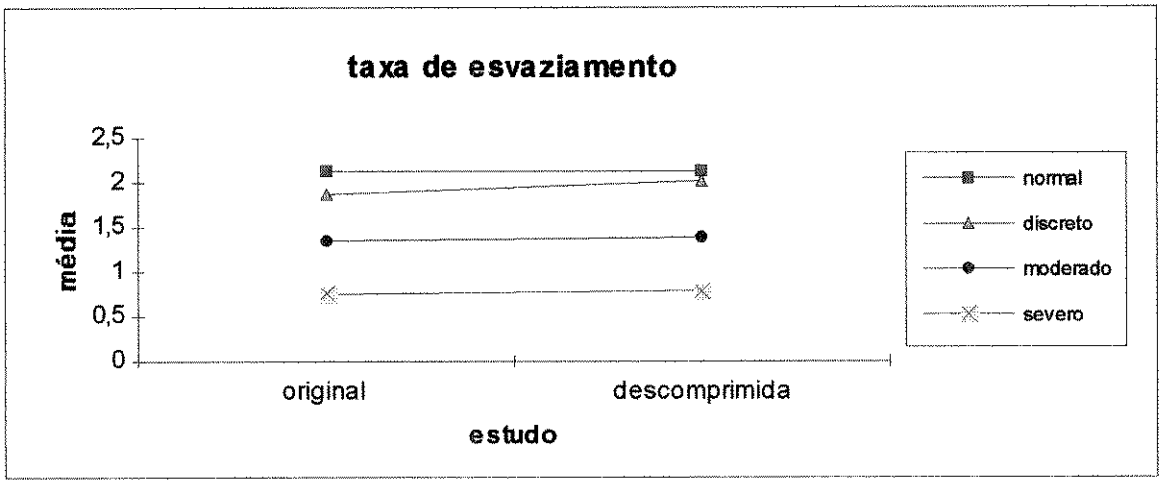


Figura 6.10: Análise de perfis para a taxa de esvaziamento. Observa-se que há um paralelismo entre os grupos, com uma pequena elevação dos valores das imagens descomprimidas no grupo discreto.

Foi também aqui anotado o erro percentual médio através da função delta, que varia em um intervalo de -1,5% a 0,5%, mostrando que o erro cometido entre os valores das duas imagens é pequeno, como está repesentado na figura 6.11. O histograma possui uma leve tendência de deslocamento à esquerda, mostrando que os valores calculados nas imagens descomprimidas podem apresentar valores menores que o das imagens originais, ou seja podem estar sendo subestimados.

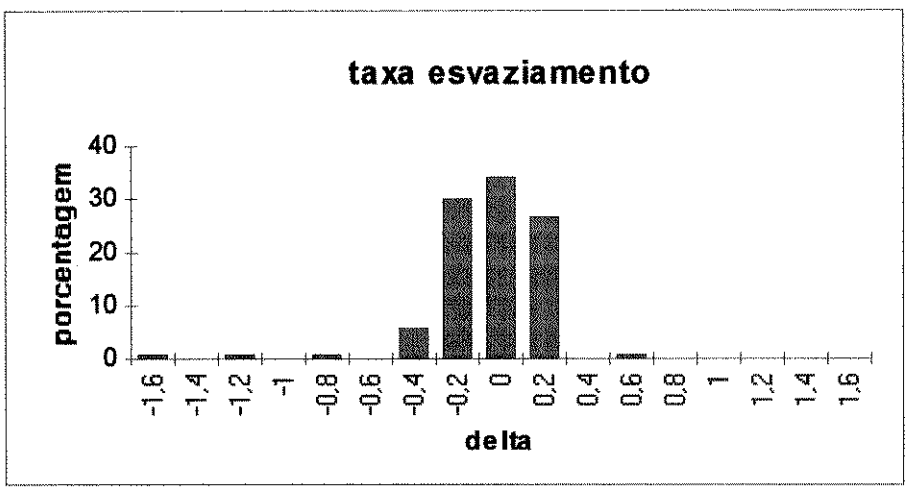


Figura 6.11: Histograma representando a distribuição do erro médio percentual. Ela se apresenta aproximadamente normal, centrada em zero e levemente deslocada à esquerda.

6.4) Diferença Inter-Operadores

Foi utilizado um segundo operador humano, com experiência no traçado de regiões em imagens de medicina nuclear, para ser verificada a diferença inter-operadores nos parâmetros quantitativos.

Não foram processadas todas as 240 imagens, mas metade delas, sendo 60 imagens do grupo normal e 60 do grupo moderado, tanto original como descomprimida.

As tabelas abaixo, mostram os valores médios para os dois grupos de estudos, com os respectivos desvios padrões.

grupo normal

	valor médio		média do desvio padrão	
	original	descomprimida	original	descomprimida
FEVE	64	58,5	2	0,5
Tx Ench.	1,16	1,12	0,031	0,08
Tx Esvaz.	1,85	1,72	0,097	0,039

(a)

grupo moderado

	valor médio		média do desvio padrão	
	original	descomprimida	original	descomprimida
FEVE	34,5	36	2,5	2
Tx Ench.	0,87	0,83	0,046	0,15
Tx Esvaz.	1,55	1,59	0,071	0,095

(b)

Tabela 6.4: Valores calculados por um segundo operador dos parâmetros quantitativos para o grupo normal (a) e moderado (b)

Os resultados acima mostram que as diferenças calculadas para os três parâmetros quantitativos nas imagens originais e descomprimidas, para o segundo operador apresentam pouca variabilidade, dentro de um mesmo grupo.

Contudo, observando-se as os resultados obtidos pelos dois operadores em cada grupo, verifica-se que há diferenças significativas entre eles, ou seja, existe uma maior variabilidade inter-operadores do que entre métodos. Assim, as diferenças na determinação dos parâmetros quantitativos, podem ser maiores

quando há uma troca de operador, do que realizar a compressão pelo algoritmo da DCT.

6.5) Análise Estatística dos Resultados Obtidos com Especialistas Médicos

Serão apresentados a seguir, os resultados das análises realizadas pelos especialistas médicos, quanto à observação dos parâmetros qualitativos e a utilização diagnóstica das imagens descomprimidas.

A apresentação dos resultados segue a ordem das questões apresentadas no questionário, que se encontra descrito ao final deste trabalho, como apêndice. Foi realizado um agrupamento dos dados, tentando-se fazer uma análise globalizada, visto que o volume de informações é muito grande e detalhado.

Ao se fazer uma análise intra-observador para os 120 casos estudados, os dois observadores, ao avaliarem os parâmetros funcionais (questões 1 a 3), chegaram ao mesmo diagnóstico para as imagens originais e descomprimidas, em um intervalo de concordância que variou de 92 (76,6%) para o observador 2 a 107 (89,2%) dos casos para o observador 1.

A tabela 6.5 apresenta os valores apontados para cada um dos observadores, quanto aos parâmetros funcionais das imagens originais e descomprimidas.

	Observador 1		Observador 2	
parâmetro	**orig = descomp**	**orig ≠ descomp**	**orig = descomp**	**orig ≠ descomp**
tamanho câmara	107 (89,2%)	13 (10,8%)	92 (76,6%)	28 (23,4%)
motilidade câmara	95 (79,2%)	25 (20,8%)	93 (77,5%)	27 (22,5%)
análise de fase	103 (85,8%)	17 (14,2%)	104 (86,7%)	16 (13,3%)

Tabela 6.5: Análise intra-operador dos parâmetros funcionais das imagens originais e comprimidas

Na análise inter-observador, o diagnóstico dos parâmetros funcionais foi concordante entre eles em um intervalo que variou de 77 (64,2%) a 91 (75,8%) dos 120 casos estudados, quando a imagem analisada foi a original. Um comportamento semelhante entre os observadores também ocorreu ao se tratar das imagens descomprimidas. O intervalo de concordância entre os dois observadores variou de 79 (65,8%) a 88 (73,3%). A concordância e a diferença

entre eles em cada um dos ítens analisados podem ser observadas na tabela 6.6 apresentada abaixo.

	Original		Descomprimida	
parâmetro	**O1=O2 (A)**	**O1≠O2 (B)**	**O1=O2 (C)**	**O1≠O2 (D)**
tamanho câmara	77 (64,2%)	43 (35,8%)	79 (65,8%)	41 (34,2%)
motilidade câmara	77 (64,2%)	43 (35,8%)	79 (65,8%)	41 (34,2%)
análise de fase	91 (75,8%)	29 (24,2%)	88 (73,3%)	32 (26,7%)

Tabela 6.6: Valores observados da análise inter-operadores para os parâmetros funcionais

Os aspectos subjetivos da análise visual foram abordados nas questões 4 a 6 e os resultados obtidos estão descritos abaixo e mostrados na tabela 6.7.

Quanto à qualidade das imagens a serem utilizadas para o diagnóstico, o observador 1 considerou como qualidade ruim/satisfatória 1,7% das imagens originais e como boa/ótima 98,3% dos casos. Nas imagens descomprimidas foram classificadas de qualidade ruim/satisfatória 9,9% e como boa /ótima 90,1%.

O observador 2 considerou, para as imagens originais, a qualidade ruim/satisfatória em 17,5% delas e como boa/ótima 82,5%. Para as imagens descomprimidas foram classificados como qualidade ruim/satisfatória 46,7% e como boa/ótima 63,3% dos casos.

Observador 1

Original					
qualidade visual	**normal**	**discreto**	**moderado**	**severo**	**total**
ruim/ satisfatória	0 (0%)	0 (0%)	1 (<1%)	1 (<1%)	2 (1,7%)
boa/ ótima	27 (22,5%)	31 (25,8%)	30 (25%)	30 (25%)	118 (98,3%)

Observador 1

Descomprimida					
qualidade visual	**normal**	**discreto**	**moderado**	**severo**	**total**
ruim/ satisfatória	3 (2,5%)	2 (1,7%)	2 (1,7%)	4 (3,4%)	11 (9,2%)
boa/ ótima	24 (20%)	29 (24%)	29 (24%)	27 (22%)	109 (90,1%)

Observador 2

Original					
qualidade visual	**normal**	**discreto**	**moderado**	**severo**	**total**
ruim/ satisfatória	8 (6,6%)	1 (<1%)	7 (5,8%)	5 (4,2%)	21 (17,5%)
boa/ ótima	19 (15,8%)	30 (25%)	24 (20%)	26 (22%)	99 (82,5%)

Observador 2

Descomprimida					
qualidade visual	**normal**	**discreto**	**moderado**	**severo**	**total**
ruim satisfatória	15 (12,5%)	9 (7,5%)	17 (14,2%)	7 (5,8%)	48 (40%)
boa/ ótima	12 (10%)	22 (18,3%)	14 (11,7%)	24 (20%)	76 (63,3%)

Tabela 6.7: Análise comparativa dos dois observadores para a qualidade visual das imagens nos dois tipos de imagens

O conjunto total de imagens (240) foi submetido aos dois observadores para que os mesmos, através da inspeção visual, declarassem quais imagens eram originais (120) e quais eram descomprimidas (120).

O observador 1 declarou 12,5% imagens originais como descomprimidas e 66,6% imagens comprimidas como originais. O observador 2, por sua vez, declarou que 18,3% das imagens originais eram descomprimidas e que 26,7% das imagens descomprimidas eram originais.

A tabela 6.8 apresenta os valores apontados por cada um dos observadores para cada um dos grupos de estudo.

	Observador 1	**Observador 2**	**Total em 240**
grupo	**imagens descomprimidas classificadas como originais**	**imagens descomprimidas classificadas como originais**	**Obs. 1 + Obs.2**
normal	21 (17,5%)	6 (5%)	27 (11,2%)
discreto	21 (17,5%)	12 (10%)	33 (13,7%)
moderado	18 (15%)	5 (4,2%)	23 (9,6%)
severo	20 (16,7%)	9 (7,5%)	29 (12,1%)
total	80 (66,6%)	32 (26,7%)	112 (42,7%)

	Observador 1	Observador 2	Total em 240
grupo	imagens originais classificadas como descomprimidas	imagens originais classificadas como descomprimidas	Obs.1 + Obs.2
normal	2 (1,7%)	8 (6,7%)	10 (4,2%)
discreto	3 (2,5%)	3 (2,5%)	6 (2,5%)
moderado	7 (5,8%)	6 (5%)	13 (5,4%)
severo	3 (2,5%)	5 (4,2%)	8 (3,3%)
total	15 (12,5%)	22 (18,3%)	37 (15,4%)

Tabela 6.8: Resultado da análise visual quanto à identificação da natureza das imagens

Cada caso também foi analisado de maneira global, em cada uma das modalidades de imagem (original e comprimida), ou seja, após a observação de todos os elementos do questionário, foi verificada a possibilidade das imagens serem utilizadas para diagnóstico. O observador 1 considerou que 100% das imagens originais e 99,1% das imagens descomprimidas podem ser utilizadas em laudo médico. Valores semelhantes foram verificados para o observador 2, que considerou 98,3% das imagens originais e 85,8% das imagens descomprimidas adequadas para diagnóstico.

	Observador 1		Observador 2	
grupo	original	descomp.	original	descomp.
normal	27 (100%)	27 (100%)	27 (100%)	23 (85,2%)
discreto	31 (100%)	30 (96,7%)	31 (100%)	29 (93,5%)
moderado	31 (100%)	31(100%)	29 (93,5%)	22 (71%)
severo	31 (100%)	31 (100%)	31 (100%)	29 (93,5%)
total	240(100%)	239 (99,1%)	118 (98,3%)	103 (85,8%)

Tabela 6.9: Valores apontados pelos observadores médicos para o conjunto total de imagens, indicando se as imagens têm possibilidade de laudo.

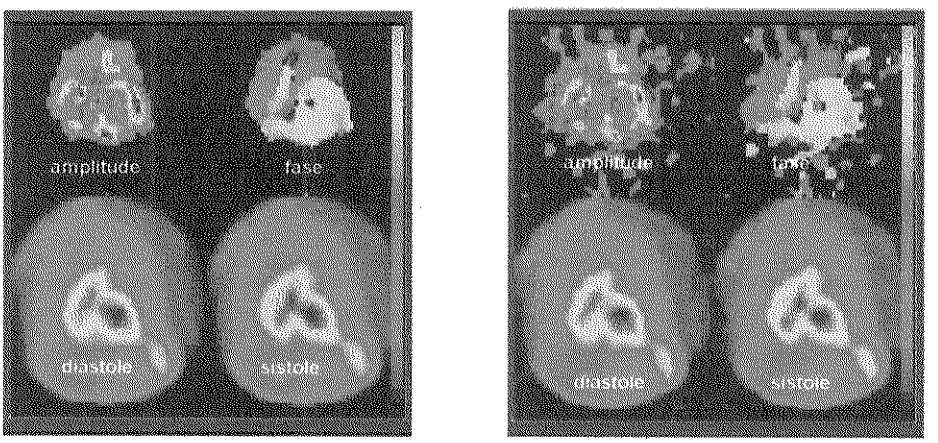
6.5) Problemas Encontrados

Muitos casos onde os observadores apontaram dificuldades, ou que até mesmo não tenha sido possível elaborar laudos do exame apresentado, se devem ao fato das imagens funcionais computadas sobre as imagens descomprimidas (amplitude e fase) apresentarem em seus contornos um padrão muito irregular, bem como descontinuidades acentuadas nos níveis de cinza, mesmo sendo realizada filtragem temporal ponderada. Essas dificuldades são citadas em cerca de 18% do total de casos.

Isto pode ser explicado através da metodologia empregada para a determinação dessas imagens. Essas imagens funcionais são calculadas a partir da análise da variação temporal de cada um dos *pixels* através da 1ª harmônica da transformada de Fourier.

No algoritmo utilizado neste trabalho, emprega-se a DCT isoladamente em cada uma das imagens da sequência do ciclo cardíaco, para realizar a compressão, sem tomar em consideração a informação temporal. Assim, apesar deste método manter e garantir uma certa coerência espacial, nada garante que a coerência da sequência temporal *pixel* a *pixel* seja mantida. Em outras palavras, a suavização espacial não contempla a informação temporal e tende a causar descontinuidades no eixo temporal. O efeito que a compressão quadro a quadro causa no eixo temporal não é simples de se modelar, mas certamente tende a aumentar o ruído de alta freqüência.

Este efeito pode ser verificado no exemplo apresentado na figura 6.12, onde estão mostradas imagens de amplitude e fase, computadas a partir das imagens originais (à esquerda) e descomprimidas (à direita). Nas imagens funcionais da figura da direita (b), observa-se uma acentuada granulação, enquanto que as imagens de intensidade (diástole e sístole) permanecem semelhantes as imagens originais (a).



(a) (b)

Figura 6.12: Imagens representativas da análise de fase e amplitude sem (a) e com o problema temporal presente, levando a má visualização das regiões (b).

Para minimizar este efeito, fez-se um pré-processamento das imagens descomprimidas, utilizando-se uma filtragem espacial de média ponderada através de uma máscara de convolução de valores 1; 2; 1; 2; 4; 2; 1; 2; 1 (p.ex.), antes de

se calcular as imagens funcionais. Com isso, consegue-se diminuir, porém não eliminar, o efeito da granulação nessas regiões, como é mostrado na figura 6.13.

O método utilizado para determinar tais imagens funcionais, baseia-se na variação de intensidade de um único *pixel* ao longo do tempo. Entendemos que a utilização de um único *pixel* e não de uma vizinhança em torno dele, seja a grande causa dos valores incorretos. É claro, também, que a compressão tende a aumentar este erro pelo fato da mesma introduzir ruído no eixo dos tempos.

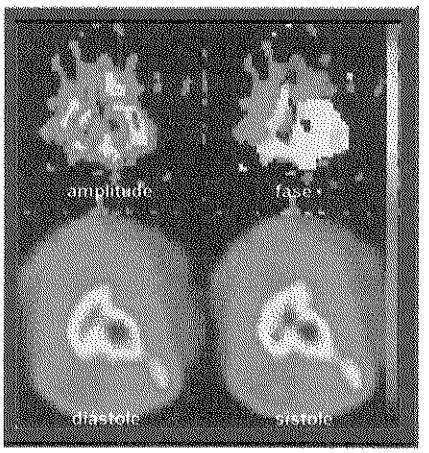


Figura 6.13: Imagem de amplitude e fase com o problema temporal diminuído após a aplicação da filtragem espacial.

Outro problema verificado, se refere à determinação das taxas de enchimento e esvaziamento, pois alguns casos apresentam valores muito discrepantes.

Os valores absurdos calculados para este parâmetro, foram detectados antes e após a compressão, ou seja, a DCT não é, em si, a causadora da grande variação desses valores. Por esta razão, esses valores foram retirados da amostra e portanto não pertenceram a análise estatística realizada neste trabalho. Foram encontrados três casos nestas condições (um no grupo normal e dois no grupo discreto).

Uma possível explicação para que isto ocorra, se deve à imprecisão na determinação desses valores. Essas taxas são consideradas como derivadas máximas dos trechos descendentes (esvaziamento) e ascendente (enchimento) da curva de volume ventricular, conforme descrito no item 5.1.2.

Contudo, a determinação da curva de volume ventricular, baseia-se em valores interpolados matematicamente, a partir dos valores obtidos nos ROIs de díastole e sístole. Como ocorre essa interpolação, o erro cometido na correta

díastole e sístole. Como ocorre essa interpolação, o erro cometido na correta localização dos pontos na curva, pode ser grande e a diferença calculada entre eles também se torna imprecisa.

Assim, a inadequação do método computacional empregado para efetuar as taxas de enchimento e esvaziamento, mostrou-se, portanto, tão flagrante que a própria utilização clínica destes parâmetros deve ser revista.

Uma alternativa para uma melhor determinação desses parâmetros, seria a utilização de algoritmos que calculem a variação de contagens, dentro das áreas de interesse em todos os quadros que compõem o estudo da ventriculografia radionuclídica. Assim, a curva de volume ventricular seria melhor determinada e os parâmetros extraídos a partir dela seriam mais precisos.

A determinação das áreas de interesse pelo operador manual foi outro problema verificado neste trabalho e que exige um tratamento mais cuidadoso, conforme mostrado também no ítem 5.2.2. Quase todos os parâmetros de interesse clínico são calculados a partir de áreas de interesse traçadas por um operador humano e são muitos suscetíveis a variações, podendo alterar os valores dos parâmetros quantitativos, principalmente da fração de ejeção.

6.6) Perspectivas Futuras

Neste ítem serão apresentados dois outros tipos de experimentos realizados. Esses experimentos foram realizados, empregando-se outras metodologias, com o intuito de se obter alguns resultados preliminares que pudessem nortear trabalhos que envolvam o prosseguimento do que foi apresentado até aqui.

6.6.1) Outros Algoritmos

Também foram realizados, de maneira simplificada, testes envolvendo outros algoritmos compressores com perdas, utilizando-se os algoritmos M-PEG e AVI[4]. Esses algoritmos possuem aplicações em imagens dinâmicas, mas não serão tratados de forma mais detalhada neste trabalho.

Para estes dois algoritmos foram observados apenas a taxa de compressão, o tempo utilizado para a compressão/descompressão das imagens e a qualidade visual, subjetiva, das mesmas.

[4]AVI:*Software* comercial desenvolvido pela Microsoft Co. para compressão de imagens dinâmicas.

Os experimentos realizados utilizaram imagens convertidas do formato Siemens para o formato "bmp" (matriz de 64x64 *pixels*) e processadas em um microcomputador tipo PC com processador Pentium de 75MHz com 8 Mbytes de memória RAM. O algoritmo M-PEG, desenvolvido pela Universidade de Harvard, foi obtido via Internet. O algoritmo AVI é composto por quatro algoritmos distintos para o processamento das imagens.

Para que os resultados pudessem ser mais facilmente interpretados, foram criados alguns critérios de análise, que são descritos a seguir:

>> qualidade da imagem:

- original: imagem comprimida apresenta as mesmas estruturas da imagem original;
- ligeiro borramento: imagem descomprimida apresenta perda de definição de estruturas menores. É possível a identificação da separação intra-ventricular e o tamanho das câmaras cardíacas preservados;
- acentuada suavização: imagem descomprimida apresenta grande perda de definição de estruturas menores. Identificação da separação intra-ventricular com muita dificuldade e o tamanho das câmaras cardíacas pouco diminuídos;
- excesso de suavização e perda de estruturas: imagem descomprimida apresenta grande perda de definição em estruturas maiores e perda total de definição de estruturas menores. Identificação da separação intra-ventricular com extrema dificuldade e tamanho das câmaras cardíacas muito diminuídos;
- não é possível a identificação do objeto de estudo: perda total de definição das estruturas observadas. Não é possível de identificação de nenhuma região do coração.

>> valor da qualidade:

- escolha percentual da perda de definição, em relação à imagem original, que a imagem descomprimida deve possuir.

>> interframe:

- é o número de quadros que irão ser compostos para a criação de um arquivo temporário M-PEG e que serão utilizados na compressão.

As tabelas a seguir mostram os resultados obtidos pelos dois algoritmos nos elementos observados.

Parâmetros Observados	**M-PEG (a)**	**M-PEG (b)**	**M-PEG (c)**
parâmetro de compressão	interframes	interframes	interframes
nº interframes	4 pos e 4 anterior	4 pos e 2 anterior	2 pos e 2 anterior
tamanho arquivo	169 Kbytes	142 Kbytes	141 Kbytes
saída da imagem	PAL-M	NTSC	NTSC
tempo de processamento	9 minutos	7 minutos	7 minutos
tx de compressão	1,6:1	2:1	2:1
qualidade da imagem	ligeiro borramento	acentuada suavização	excesso de suavização e perdas de estruturas

Tabela 6.10 : Informações dos valores obtidos com diferentes parâmetros para o M-PEG

Parâmetros Observados	**AVI (a)**	**AVI (b)**	**AVI (c)**
parâmetro de compressão	qualidade da imagem	qualidade da imagem	qualidade da imagem
valor da qualidade	90%	80%	50%
tamanho arquivo	132 Kbytes	57 Kbytes	36 Kbytes
tempo de processamento	2 segundos	2 segundos	5 segundos
tx de compressão	2,1:1	4,7:1	7,5:1
qualidade da imagem	acentuda suavização	excesso de suavização e perdas de estruturas	não é possível identificar o objeto de estudo

Tabela 6.11 : Informações com os valores obtidos com diferentes parâmetros para o AVI

Com as informações acima, percebe-se que esses algoritmos não obtiveram um bom desempenho, quando comparados com o método da DCT, tanto em valores da taxa de compressão, como em qualidade de imagem.

Capítulo 7

Conclusões

Um dos fatores mais importantes para diminuir o ruído das imagens de Medicina Nuclear é aumentar o número de contagens a serem adquiridas, podendo isto ser feito através de um aumento do tempo total da aquisição. Contudo, isto é de difícil aplicação em centros diagnósticos, por aumentar o tempo de exame e causar desconforto nos pacientes. Para que esta perda de qualidade nas imagens possa ser compensada, são largamente aplicadas técnicas de filtragem espacial, como a média móvel ponderada, que são aceitas pelos especialistas médicos. A perda de informação causada pelo método da DCT pode ser vista como um processo de suavização similar ao produzido pela técnica de convolução, ou seja, um filtro passa-baixas, que é uma técnica amplamente empregada em processamento de imagens.

Contudo, uma excessiva suavização pode prejudicar a detecção dos contornos das estruturas de interesse, acarretando dificuldades na interpretação diagnóstica e no traçado das áreas para a determinação dos parâmetros quantitativos. No método de compressão via DCT utilizado, essa suavização é influenciada diretamente pela escolha do limiar de corte da energia média. Assim, deve-se escolher o valor desse limiar de acordo com a característica e utilização das imagens.

Da mesma forma, o impacto da compressão na qualidade das imagens de amplitude e fase também está associado ao limiar de corte. Se não houver corte não haverá perda de qualidade, mas também não haverá compressão. Assim, existe um compromisso entre qualidade da imagem e taxa de compressão.

Um outro aspecto do algoritmo da DCT é que apesar de realizar uma filtragem espacial e promover uma melhora na qualidade visual das imagens, ele é muito suscetível à imagens que possuam baixa estatística, visto que o cálculo dos coeficientes é baseado no valor dos *pixels*. Isto, como já foi citado, acarreta uma irregularidade nos contornos e gera problemas nas imagens funcionais, tornando-se imperativo que as imagens sejam adquiridas com o máximo de contagens possível, devendo-se atingir pelo menos o valor de 10

milhões de contagens no estudo todo, ou cerca de 300.000 contagens por quadro.

Deve-se ressaltar, ainda, que o método da DCT possui um comportamento ambíguo, pois à medida em que, por um lado, comporta-se como um filtro passa-baixas, o que causa uma suavização, por outro, provoca irregularidades nas imagens de análise de fase e amplitude. No presente trabalho, foi observado que o prejuízo verificado nessas imagens pode ser explicado, em parte, pelo fato do algoritmo atuar como um filtro ideal. Como se sabe da teoria de processamento de sinais, filtros ideais tendem a causar flutuações nas regiões de descontinuidade (*ripple*). Como solução para minimizar este efeito, poderia ser realizado um truncamento progressivo ponderado dos coeficientes da DCT, evitando-se um corte abrupto dos coeficientes.

No cálculo dos valores de entropia foi verificado que o número mínimo de bits que as imagens de ventriculografia radioisotópica deve possuir é da ordem de 7 e elas são adquiridas em 16 bits, o que significa dizer que neste ponto já existe uma compressão sem perdas de 2:1 e portanto, as imagens poderiam ser adquiridas em 8 bits. Esta informação é compatível com as 300.000 contagens que são utilizadas habitualmente no InCor. Em outras palavras, os valores máximos de contagem que se obtém para imagens com 300.000 contagens estão na faixa de 260 a 280 contagens, o que é muito próximo de 255. Assim, pode-se sugerir que as imagens de ventriculografia sejam adquiridas em 8 bits. Esta é uma linha de pesquisa interessante que será proposta à Divisão de Informática do InCor.

Quanto aos parâmetros quantitativos, as imagens descomprimidas apresentaram valores muito semelhantes aos das imagens originais, não sendo significantes as diferenças entre elas. Deve-se lembrar que o método aqui empregado para o cálculo da fração de ejeção foi manual e este método é fortemente dependente do operador. Comparando-se os valores das tabelas 6.1, 6.2 , 6.3, e 6.6 observa-se que as diferenças inter-operadores são maiores que as presentes entre as imagens originais e descomprimidas. Pode-se afirmar que os prejuízos causados, na determinação dos parâmetros quantitativos, pela presença do algoritmo compressor nas imagens

originais são menores quando comparados as diferenças verificadas na mudança de operadores.

Para as taxas de enchimento e esvaziamento, as diferenças encontradas entre as imagens originais e descomprimidas foram maiores que na fração de ejeção, havendo alguns casos em que foram obtidos valores bastante diferentes da média. Isto ocorre porque o método de cálculo desses parâmetros é pobre, conforme discutido no ítem 6.6. Portanto, para que se obtenham valores mais precisos é necessário que se tenham mais pontos de observação, ou que se faça uma suavização da curva de volume ventricular. Isto pode ser realizado através do ajuste polinomial, por exemplo.

Nos parâmetros qualitativos verifica-se que os especialistas médicos apontaram o mesmo diagnóstico em cerca de 82% dos casos no modo intra-operadores e 70% dos casos no modo inter-operadores. Na primeira análise, onde o que se avalia é a qualidade da imagem, temos uma boa correlação entre as imagens originais e descomprimidas.

Observa-se também que muitas imagens descomprimidas foram classificadas como originais pelos dois observadores, chegando em números totais a 47% do conjunto de imagens, mostrando que, visualmente, existe pequena diferença entre elas.

As imagens descomprimidas têm grande aceitação para diagnóstico, visto que cerca de 90% delas são admitidas para a realização de laudo. A totalidade de aceitação dessas imagens não foi conseguida, devido ao fato de algumas das imagens funcionais apresentarem problemas de contornos e descontinuidades em virtude da perda da informação temporal provocada pela DCT na seqüência de imagens.

Avaliando todos esses parâmetros, pode-se concluir que as imagens descomprimidas de ventriculografia radionuclídica podem ser utilizadas para o diagnóstico clínico, dentro dos parâmetros aqui estabelecidos, ou seja, 30% do valor da energia média. Outros tipos de imagens de medicina nuclear, assim como imagens de outras modalidades médicas podem ser comprimidas, o que é verificado na literatura [42], [43] e [44].

Para que os métodos de compressão com perdas sejam utilizados com sucesso em imagens médicas, há a necessidade de uma criteriosa avaliação de quais dados podem ser perdidos. Deve-se buscar sempre reduzir dados que possuam a mesma informação e que se repitam dentro da imagem. Se a informação que for retirada prejudicar a análise visual, deve-se estabelecer limites na atuação do algoritmo compressor para que permaneçam informações suficientes para que a interpretação ocorra adequadamente.

No caso de ocorrer influência da compressão sobre os parâmetros quantitativos, deve-se conhecer previamente os valores sem a compressão, para que possa ser aferido o erro inerente ao algoritmo compressor.

O limiar de 30% da energia média sugerido pela Divisão de Informática do InCor apesar de ser adequado para inspeção visual, mostrou-se inadequado para o cômputo das imagens funcionais de amplitude e fase. Estas imagens tem a sua qualidade visual comprometida e às vezes levam à impossibilidade de utilização. A resposta para este problema deve ser obtida através de uma diminuição da taxa de compressão usando-se DCT (diminuição do limiar de corte) ou, o que consideramos mais adequado, através da busca de técnicas de compressão de imagens dinâmicas, que sejam capazes de manter as imagens suaves também no eixo dos tempos.

Essas considerações devem nortear a aplicação de algoritmos compressores com perdas sobre o tipo e a finalidade da imagem a ser comprimida, para que a perda do dado não cause problemas no diagnóstico clínico.

APÊNDICE A

A.1) Exemplos da Compressão Sem Perdas

Serão exemplificados aqui os métodos de compressão sem perdas, citados no ítem 4.6.1..

i) Método LZW:

Um simples exemplo da compressão realizada pelo método LZW é mostrado esquematicamente abaixo:

Mensagem original:

ab ba abc cb bab baba aa

Tabela inicial:

símbolo ⇒ a.....1
b.....2 ⇒ código
c.....3

etapa	mensagem-fonte	novo símbolo	código gerado a ser adicionado na tabela
1	ab	1b	4
2	ba	2a	5
3	abc	4c	6
4	cb	3b	7
5	bab	5a	8
6	baba	8a	9
7	aa	1a	10

(a)

Assim, a mensagem codificada fica:

4 5 6 7 8 9 10

Para a descompressão tem-se as seguintes etapas:

etapa	código da tabela	novo símbolo	símbolo
1	4	1b	ab
2	5	2a	ba
3	6	4c	abc
4	7	3b	cb
5	8	5a	bab
6	9	8a	baba
7	10	1a	aa

(b)

Tabela A.1: Etapas a serem efetuadas para a compressão (a) e descompressão (b) no método LZW

ii) Método de Huffman:

Exemplificando as etapas descritas no método através da seguinte mensagem, tem-se: Sejam 5 símbolos A, B, C, D e E que possuem associados a cada uma delas as seguintes freqüências 16, 15, 7, 4 e 2; respectivamente.

Reescrevendo:

A	B	C	D	E
16	15	7	4	2

De acordo coma primeira etapa, deve-se localizar os nodos com menor peso, sendo portanto, os símbolos D e E com pesos 4 e 2. A soma dos pesos desses nodos vale 6 e a esse valor cria-se um novo nodo. Com isso, tem-se agora quatro elementos com os valores A (16), B (15), C (7) e D/E (6).

Novamente é feita a verificação dos elementos de menor peso, retirando-os. No exemplo acima serão retirados C e D/E, efetuando a soma dos pesos desses dois elementos, obtendo-se então a seguinte seqüência: A (16), B (15) e C/D/E (13).

Esquematicamente, a árvore para esta seqüência de elementos fica assim representada:

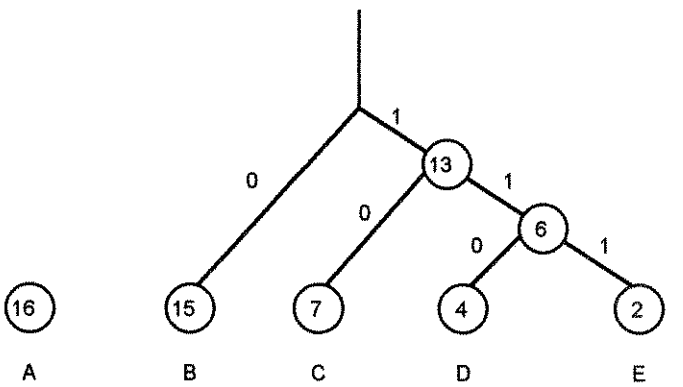


Figura A.1: Etapa para a construção da árvore de Huffman no exemplo citado.

Efetuando novamente as etapas 2 e 3 chega-se a raiz da árvore de Huffman, que ela apresenta a seguinte forma:

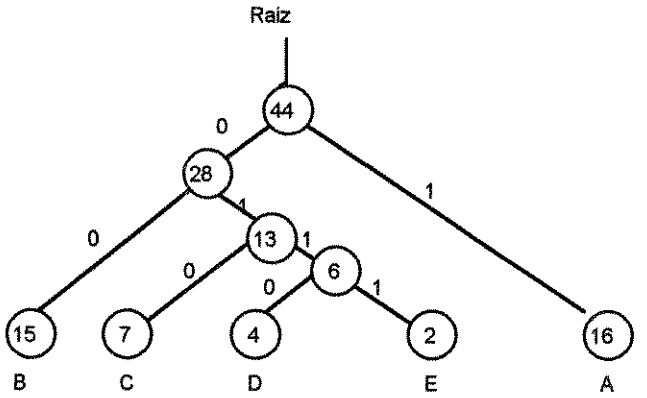


Figura A.2: Árvore completa pela codificação de Huffman

Para determinar os códigos associados a cada símbolo, basta caminhar sobre as conexões existentes entre os nodos na direção do símbolo, a partir da raiz. Assim, para os 5 símbolos tem-se os seguintes códigos.

símbolo	freqüência	código	comp. código
A	16	1	1
B	15	00	2
C	7	000	3
D	4	0110	4
E	2	0111	4

Tabela A.2: Códigos associaos ao símbolo pelo método de Huffman.

Calculando-se a entropia, o comprimento médio de código e a redundância tem-se os seguintes valores:

a) entropia

$$H = \sum ps \log 2 \Rightarrow H = 0,36 \log 2 \frac{1}{0,36} + 0,24 \log 2 \frac{1}{0,24} + 0,16 \log 2 \frac{1}{0,16} + 2(0,12 \log 2 \frac{1}{0,12})$$

$$H = 2,18 bits$$

b) comprimento médio de código

$$\bar{C} = \sum psls \Rightarrow \bar{C} = 0,36.1 + 0,24.2 + 0,16.3 + 0,12.4 = 2,28 bits$$

c) redundância

$$R = \bar{C} - H \Rightarrow R = 2,28 - 2,18 = 0,10 bits$$

Pode-se perceber que na árvore de Huffman cada símbolo possui um código único e demontra-se que o símbolo de maior frequência, A (4) possui o menor valor de *bit* associado e o de menor frequência, E, o maior valor.

O método de Huffman, como foi mostrado, é bastante simples, contudo necessita de um tempo relativamente grande para ser executado, pois a mensagem necessita ser lida duas vezes, sendo uma para determinação das frequências e a outra para realizar a compressão, o que torna a construção do código ser um procedimento necessariamente *off-line*.

Uma otimização possível para esse método é conhecida como Huffman Dinâmico. Maiores detalhes sobre este assunto podem ser encontrados em [3], [23].

iii) Método de Shannon-Fano:

As etapas descritas anteriormente no método, podem ser exemplificadas através da seguinte fonte de dados.

Seja uma fonte de dados A, B, C, D e E que possuam os seguintes pesos 0,3; 0,3; 0,2; 0,2 e 0,1, respectivamente.

Subdividindo-de as listas de acordo com a primeira etapa, tem-se as seguintes sub-listas:

L_1= {A,C} , P_1= {(0,3); (0,2)}, L_2= {B, D, E} e P_2= {(0,3); (0,1); (0,1)}, ficando a árvore de Shannon-Fano fica assim representada:

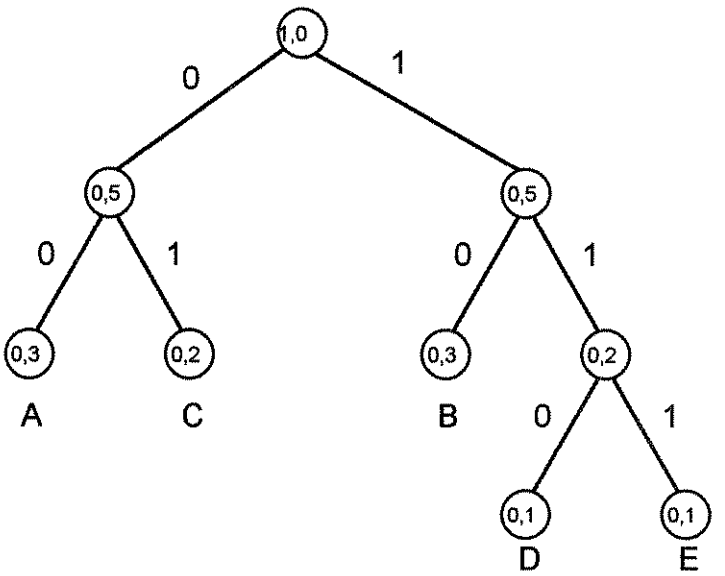


Figura A.3: Representação da árvore de Shanon-Fano para o exemplo acima.

Para determinar o código associado a cada símbolo basta caminhar novamente, pelas folhas da árvore a partir da raiz em direção do símbolo. Com isso, obtém-se os seguintes códigos:

símbolo	peso	código	comp. de código
A	0,3	00	2
B	0,3	10	2
C	0,2	01	2
D	0,1	110	3
E	0,1	111	3

Tabela A.3: Códigos associados aos símbolos no método de Shannon-Fano.

Utilizando a expressão da equação 4.3 , tem-se para o cáculo da entropia a expressão:

$$H= 0,3 \log_2 1/ 0,3 + 0,3 \log_2 1/ 0,3 + 0,2 \log_2 1/ 0,2 + 0,1 \log_2 1/ 0,1 + 0,1 \log_2 1/ 0,1$$

Reescrevendo a somatória:

$$H= 0,3 \log_2 10/3 + 0,3 \log_2 10/3 + 0,2 \log_2 10/2 + 0,1 \log_2 10/1 + 0,1 \log_2 10/1$$

H= 2,17 bits

Sendo o comprimento de código dado pela equação 4.4 , tem-se que:

$\overline{C}$ = 0,3 . 2 + 0,3 .2 + 0,2 . 2 + 0,1 . 3 + 0,1 .3 = 2,20 bits

Valendo-se da equação 4.5 , a redundância vale:

R = 2,20 - 2,17 = 0,03 bits

Tem-se então que o comprimento médio de cada código está de acordo com a definição da equação 4.4 , isto só é possível se as listas de símbolos sofrerem divisões igualitárias, o que ocorre quando os pesos forem potências de 2, ou seja, $\log_2 1/p_s = \log_2 1/2$.

Se esta condição não for satisfeita, os códigos de símbolos devem possui o comprimento:

$\log_2 1/p_s (a_i) + 1$ (eq. A.1)

Decorrente desta afirmação, tem-se a seguinte inequação:

$H \leq C \leq H+1$ (eq. A.2)

que também pode ser escrita na forma:

$\log_2 1/p_s \leq l_s \leq (\log_2/p_s) + 1$ (eq. A.3)

A demonstração desta expressão podendo ser encontrada em [49].

Assim, o método de Shannon-Fano não garante a produção de um código ótimo, ou seja, um código de redundância mínima, o que ocorre com o método de Huffman.

iv) Codificação Aritmética:

Para uma melhor elucidação dessa metodologia será mostrado um exemplo.

Exemplo:

Seja uma fonte de dados que possui os seguintes símbolos:

C A S A #

A probabilidade para cada símbolo é dada por:

A= 2/5= 0,4; C= 1/5= 0,2; S= 1/5 e # = 1/5 = 0,2

A tabela abaixo apresenta os símbolos com as probabilidades e a faixas de ocorrência dentro do intervalo. Este intervalo, por sua vez, consiste em ser aberto em 1, ou seja, o símbolo # está na faixa de 0,8 a 0,999.... , não existindo portanto o valor 1 o que levaria a uma probabilidade de 100%.

símbolo	probabilidade	prob. acumulada	faixa
A	0,4	0,4	[0,0;0,4)
C	0,2	0,6	[0,4;0,6)
S	0,2	0,8	[0,6;0,8)
#	0,2	1,0	[0,8;1,0)

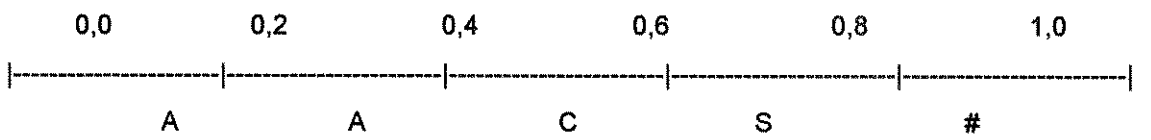


Figura A.4: Representação esquemática do intervalo (0 - 1) com os faixas de ocorrência dos símbolos.

A coluna das faixas indica que o primeiro símbolo A está nos primeiros 20% do intervalo e o outro símbolo A está na faixa que vai de 20% a 40% do intervalo, para os demais símbolos ocorre raciocínio semelhante.

Dessa forma, o intervalo inicial será reduzido para [0,4; 0,48), de acordo com a faixa da letra C, i.é, 40% e 60%. O intervalo anterior, do símbolo A irá reduzir o intervalo para 20%, resultando no intervalo [0,4; 0,432). O símbolo seguinte da mensage, a letra S reduzirá o intervalo anterior pra 20%, dentro dos limites de 60% a 80%, resultando no intervalo [0,4192; 0,4256). O segundo A, terá o intervalo [0,4192; 0448) e finalmente o símbolo # reduzirá o intervalo para [0,43968; 0,4448).

De uma maneira mais precisa pode-se escrever duas equações para definir o processo da redução dos intervalos:

equação ① (início do intervalo) :

novo ponto da esquerda= ponto anterior da esquerda + tamanho da mensagem esquerda × tamanho anterior

equação ② (amplitude do intervalo) :

novo tamanho= tamanho anterior × tamanho da mensagem

O tamanho do intervalo final será o número de *bits* necessário para escrever um símbolo naquela faixa. O número de *bits* para qualquer subintervalo dentro do intervalo original é dado por - $\log_2 l_s$, sendo que l_s é dado por:

$$l_s = \prod p(a_i) \qquad \text{(eq.A.4)}$$

Isto leva à relação:

$$-\log_2 l_s = -\sum \log_2 p(a_i)$$

$$-\log_2 l_s = -\sum p(a_i) \log_2 p(a_i) \qquad \text{(eq. A.5)}$$

Esta relação já foi vista anteriormente e definida como entropia. Assim, o método aritmético gera um número de *bits* para a compressão igual a entropia [3].

	[0,1)	[0,4; 0,6)	
C	i = 0,0 + 0,4 x 1= 0,4		
	A= 0,4 x 0,2= 0,08		[0,4; 0,48)
	[0,4; 0,48)	[0,0; 0,4)	
A	i= 0,4 + 0,08 x 0,0= 0,4		
	A= 0,08 x 0,4= 0,032		[0,4; 0,432)
	[0,4; 0,0432)	[0,6; 0,8)	
S	i= 0,4 + 0,032 x 0,6= 0,4192		
	A= 0,032 x 0,2= 0,0064		[0,4192; 0,4256)
	[0,4192; 0,4256)	[0,0; 0,4)	
A	i= 0,4192 + 0,0 x 0,064= 0,4192		
	A= 0,064 x 0,4= 0,0256		[0,4192; 04256)
	[0,4192; 0448)	[0,8; 1,0)	
#	i= 0,4192 + 0,8 x 0,0256= 0,43968		
	A= 0,0256 X 0,2= 0,00512		[0,43968; 0,4448)

Tabela A 5: Indicação de como é feito o cálculo dos intervalos para os símbolos do exemplo citado.

A descompressão é realizada de maneira muito semelhante a codificação, sendo que para realizá-la é necessário conhecer do compressor os símbolos-fonte e as faixas a eles associadas.

É um processo interativo que é truncado quando o algoritmo reconhecer o símbolo # , que indica fim da mensagem, sendo colocado após a mensagem a ser comprimida para esta finalidade.

APÊNDICE B

B.1) Tabelas Associadas aos Gráficos 6.4 e 6.5

grupo	média	desvio padrão
normal	10,90	1,12
discreto	11,37	1,69
moderado	11,39	1,51
severo	11,90	1,78

Tabela B.1: Média e os devios padrões da taxa de compressão nos diferentes grupos de estudo.

grupo	original (a)	comprimida (b)	diferença (a-b)
normal	6,93	7,15	-0,22
discreto	6,71	6,94	-0,27
moderado	6,86	7,10	-0,24
severo	6,94	7,22	-0,28

Tabela B.2: Valores médios de entropia nos grupos de imagem estudados (entropia)

B.2) Dados Estatísticos dos Parâmetros Funcionais

A seguir, é apresentada a tabela que contém todos os dados estatísticos relativos aos parâmetros funcionais, nos dois tipos de imagens e que foram analisados neste trabalho.

Legenda:

(0)= imagem original
(1)= imagem descomprimida

grupo	feve (0)	feve (1)	feve(0)-(1)	delta feve	tx ench(0)	tx ench(1)	enc(0)-(1)	delta enc
nl	61	61	0	0,00	1,18	1,09	0,10	0,08
nl	62	62	0	0,00	1,48	1,46	0,02	0,01
nl	59	61	-2	-0,03	1,96	2,06	-0,11	-0,06
nl	63	62	1	0,02	1,41	1,39	0,01	0,01
nl	62	59	3	0,05	1,45	1,40	0,05	0,03
nl	59	56	3	0,05	1,87	1,80	0,07	0,04
nl	64	64	0	0,00	1,18	1,11	0,07	0,06
nl	61	59	2	0,03	1,29	1,22	0,07	0,05
nl	59	64	-5	-0,08	2,21	2,40	-0,19	-0,08
nl	69	67	2	0,03	1,59	1,55	0,04	0,03
nl	64	65	-1	-0,02	1,31	1,30	0,01	0,01
nl	76	71	5	0,07	1,68	1,46	0,23	0,13
nl	57	56	1	0,02	1,79	1,82	-0,03	-0,02
nl	65	63	2	0,03	1,28	1,23	0,05	0,04
nl	65	65	0	0,00	1,69	1,69	0,00	0,00
nl	58	56	2	0,03	1,49	1,48	0,01	0,01
nl	62	61	1	0,02	2,43	2,38	0,05	0,02
nl	68	71	-3	-0,04	1,73	1,78	-0,05	-0,03
nl	58	61	-3	-0,05	1,10	1,25	-0,15	-0,13
nl	60	61	-1	-0,02	1,23	1,21	0,02	0,01
nl	73	74	-1	-0,01	1,34	1,47	-0,13	-0,09
nl	58	57	1	0,02	2,40	2,25	0,15	0,06
nl	67	72	-5	-0,07	2,29	2,21	0,08	0,04
nl	59	59	0	0,00	1,44	1,42	0,02	0,01
nl	57	58	-1	-0,02	1,42	1,51	-0,08	-0,06
nl	65	62	3	0,05	1,18	1,16	0,02	0,02
discreto	50	50	0	0,00	2,59	2,54	0,05	0,02
discreto	46	47	-1	-0,02	1,87	2,29	-0,42	-0,23
discreto	53	52	1	0,02	2,28	2,34	-0,05	-0,02
discreto	55	52	3	0,05	2,07	1,97	0,10	0,05
discreto	48	50	-2	-0,04	2,21	2,33	-0,11	-0,05
discreto	48	48	0	0,00	2,31	2,29	0,02	0,01
discreto	51	50	1	0,02	2,36	2,35	0,01	0,01
discreto	48	51	-3	-0,06	2,05	2,36	-0,31	-0,15
discreto	47	50	-3	-0,06	2,14	2,54	-0,40	-0,19
discreto	46	45	1	0,02	1,97	2,11	-0,15	-0,07
discreto	48	51	-3	-0,06	2,27	2,12	0,15	0,06
discreto	50	48	2	0,04	1,92	2,00	-0,08	-0,04
discreto	54	53	1	0,02	2,32	2,66	-0,34	-0,15
discreto	50	51	-1	-0,02	2,45	2,34	0,11	0,04
discreto	46	48	-2	-0,04	1,41	1,39	0,02	0,01
discreto	46	48	-2	-0,04	1,97	2,11	-0,14	-0,07
discreto	46	49	-3	-0,07	2,19	2,31	-0,11	-0,05
discreto	44	51	-7	-0,16	1,18	1,25	-0,07	-0,06
discreto	51	52	-1	-0,02	1,21	1,26	-0,05	-0,04
discreto	52	55	-3	-0,06	1,62	1,34	0,29	0,18
discreto	48	48	0	0,00	0,86	0,87	-0,01	-0,01
discreto	55	55	0	0,00	1,47	1,45	0,02	0,01
discreto	49	49	0	0,00	1,13	1,13	0,00	0,00
discreto	46	45	1	0,02	1,38	1,29	0,09	0,07
discreto	51	45	6	0,12	1,23	1,16	0,08	0,06
discreto	44	42	2	0,05	1,44	1,37	0,07	0,05
discreto	51	53	-2	-0,04	1,31	1,52	-0,20	-0,16
discreto	46	45	1	0,02	1,76	1,51	0,25	0,14
mode	34	32	2	0,06	0,80	0,68	0,13	0,16

mode	32	30	2	0,06	0,94	0,99	-0,05	-0,05
mode	30	30	0	0,00	0,82	0,96	-0,14	-0,17
mode	32	34	-2	-0,06	0,77	0,80	-0,03	-0,04
mode	37	36	1	0,03	1,25	1,33	-0,08	-0,06
mode	38	41	-3	-0,08	0,83	0,88	-0,05	-0,06
mode	31	28	3	0,10	0,83	0,97	-0,14	-0,17
mode	34	37	-3	-0,09	0,86	0,87	-0,02	-0,02
mode	33	32	1	0,03	1,23	1,33	-0,10	-0,08
mode	45	43	2	0,04	1,21	1,17	0,04	0,03
mode	33	30	3	0,09	0,92	0,84	0,08	0,09
mode	43	45	-2	-0,05	0,86	0,93	-0,07	-0,08
mode	32	30	2	0,06	0,73	0,64	0,09	0,12
mode	31	32	-1	-0,03	1,00	1,05	-0,05	-0,05
mode	33	32	1	0,03	1,64	1,61	0,03	0,02
mode	36	39	-3	-0,08	1,25	1,27	-0,01	-0,01
mode	38	37	1	0,03	0,98	0,91	0,07	0,07
mode	38	37	1	0,03	1,05	0,80	0,24	0,23
mode	36	37	-1	-0,03	1,72	1,79	-0,06	-0,04
mode	45	47	-2	-0,04	0,97	1,11	-0,14	-0,15
mode	35	33	2	0,06	0,96	1,10	-0,15	-0,15
mode	36	38	-2	-0,06	0,74	1,14	-0,39	-0,53
mode	34	32	2	0,06	0,78	0,76	0,03	0,03
mode	35	34	1	0,03	0,58	0,52	0,06	0,10
mode	43	44	-1	-0,02	0,98	1,09	-0,11	-0,11
mode	43	43	0	0,00	1,70	2,00	-0,30	-0,18
mode	42	38	4	0,10	0,96	0,85	0,12	0,12
mode	32	34	-2	-0,06	0,82	0,85	-0,03	-0,04
mode	42	45	-3	-0,07	1,46	1,50	-0,04	-0,03
mode	37	38	-1	-0,03	0,99	0,79	0,20	0,21
svr	23	28	-5	-0,22	0,92	1,10	-0,18	-0,20
svr	16	18	-2	-0,13	0,49	0,59	-0,10	-0,20
svr	11	12	-1	-0,09	0,36	0,39	-0,03	-0,08
svr	18	18	0	0,00	0,48	0,52	-0,04	-0,09
svr	22	25	-3	-0,14	0,60	0,65	-0,05	-0,09
svr	20	20	0	0,00	0,48	0,52	-0,05	-0,10
svr	29	29	0	0,00	0,44	0,46	-0,02	-0,05
svr	30	29	1	0,03	0,83	0,82	0,01	0,01
svr	22	22	0	0,00	0,68	0,69	-0,01	-0,01
svr	17	17	0	0,00	0,93	0,70	0,23	0,25
svr	24	25	-1	-0,04	0,28	0,39	-0,11	-0,38
svr	22	21	1	0,05	0,54	0,56	-0,02	-0,04
svr	28	26	2	0,07	0,73	0,76	-0,03	-0,04
svr	8	8	0	0,00	0,22	0,20	0,02	0,10
svr	18	21	-3	-0,17	0,69	0,81	-0,12	-0,17
svr	22	23	-1	-0,05	0,56	0,56	0,01	0,01
svr	13	14	-1	-0,08	0,40	0,44	-0,04	-0,09
svr	19	23	-4	-0,21	0,59	0,73	-0,14	-0,23
svr	22	23	-1	-0,05	0,65	0,70	-0,05	-0,07
svr	25	27	-2	-0,08	0,91	0,82	0,10	0,11
svr	20	18	2	0,10	0,53	0,48	0,05	0,09
svr	26	23	3	0,12	1,06	1,01	0,06	0,05
svr	24	22	2	0,08	0,48	0,46	0,02	0,04
svr	19	20	-1	-0,05	0,57	0,62	-0,04	-0,08
svr	17	18	-1	-0,06	0,66	0,68	-0,03	-0,04
svr	13	10	3	0,23	0,62	0,54	0,09	0,14
svr	19	16	3	0,16	0,60	0,50	0,10	0,16

svr	24	26	-2	-0,08	0,60	0,65	-0,06	-0,10
svr	20	23	-3	-0,15	0,56	0,63	-0,07	-0,13
svr	24	23	1	0,04	0,80	0,82	-0,02	-0,03

tx esv (0)	tx esv (1)	esv(0)-(1)	delta esv	bytes (0)	bytes (1)	bytes 0/1	delta byte
2,21	1,73	0,48	0,22	272384	22654	12,02	0,92
1,92	1,85	0,07	0,04	272384	22630	12,04	0,92
2,29	2,38	-0,09	-0,04	272384	20686	13,17	0,92
1,91	1,90	0,01	0,00	272384	21092	12,91	0,92
1,82	1,74	0,08	0,04	272384	25988	10,48	0,90
2,37	2,37	0,00	0,00	272384	26500	10,28	0,90
2,27	2,30	-0,03	-0,01	272384	29008	9,39	0,89
1,88	1,81	0,07	0,04	272384	22576	12,07	0,92
2,55	2,75	-0,19	-0,08	272384	20642	13,20	0,92
2,43	2,39	0,03	0,01	272384	22776	11,96	0,92
2,01	2,10	-0,09	-0,05	272384	24744	11,01	0,91
2,70	2,53	0,17	0,06	272384	20580	13,24	0,92
1,90	1,83	0,06	0,03	272384	25626	10,63	0,91
2,34	2,23	0,11	0,05	272384	20090	13,56	0,93
2,02	1,96	0,06	0,03	272384	23378	11,65	0,91
1,94	1,87	0,07	0,04	272384	21366	12,75	0,92
1,91	2,08	-0,18	-0,09	272384	24624	11,06	0,91
2,65	2,75	-0,10	-0,04	272384	27238	10,00	0,90
1,89	2,06	-0,16	-0,09	272384	23130	11,78	0,92
2,13	2,13	-0,01	0,00	272384	19788	13,77	0,93
2,65	2,56	0,09	0,04	272384	23368	11,66	0,91
2,30	2,28	0,02	0,01	272384	27868	9,77	0,90
1,90	2,09	-0,19	-0,10	272384	24942	10,92	0,91
2,08	2,04	0,04	0,02	272384	25490	10,69	0,91
1,60	1,61	-0,01	0,00	272384	24352	11,19	0,91
1,74	1,92	-0,18	-0,10	272384	26446	10,30	0,90
2,71	2,93	-0,22	-0,08	272394	24008	11,35	0,91
2,33	3,10	-0,78	-0,33	272394	23882	11,41	0,91
1,89	2,03	-0,14	-0,07	272394	23698	11,49	0,91
1,79	1,71	0,08	0,05	272394	20616	13,21	0,92
1,81	1,89	-0,08	-0,04	272394	24472	11,13	0,91
1,57	1,52	0,06	0,04	272394	23368	11,66	0,91
2,33	2,43	-0,10	-0,04	272394	16712	16,30	0,94
2,18	2,57	-0,39	-0,18	272394	23536	11,57	0,91
1,54	1,70	-0,16	-0,11	272394	24906	10,94	0,91
1,58	1,69	-0,11	-0,07	272394	26874	10,14	0,90
1,71	1,57	0,15	0,08	272394	28480	9,56	0,90
1,49	1,53	-0,03	-0,02	272394	24910	10,94	0,91
2,12	2,49	-0,37	-0,17	272394	25262	10,78	0,91
2,16	2,08	0,08	0,04	272394	20286	13,43	0,93
1,69	1,91	-0,22	-0,13	272394	22732	11,98	0,92
1,66	1,87	-0,22	-0,13	272394	17870	15,24	0,93
2,08	1,98	0,10	0,05	272394	25710	10,59	0,91
1,29	1,38	-0,09	-0,07	272394	25134	10,84	0,91
1,53	1,53	0,00	0,00	272394	24784	10,99	0,91
1,42	1,77	-0,35	-0,24	272394	26904	10,12	0,90
1,29	1,25	0,04	0,03	272394	22872	11,91	0,92
1,66	1,63	0,03	0,02	272394	25278	10,78	0,91
2,58	2,58	0,00	0,00	272394	25380	10,73	0,91
1,61	1,64	-0,03	-0,02	272394	21274	12,80	0,92
1,48	1,38	0,09	0,06	272394	22752	11,97	0,92
1,62	1,48	0,15	0,09	272394	23248	11,72	0,91
1,87	1,90	-0,03	-0,01	272394	25118	10,84	0,91
1,46	1,47	-0,01	-0,01	272394	24474	11,13	0,91
1,62	1,43	0,19	0,12	272394	23858	11,42	0,91

1,08	1,09	-0,01	-0,01	272394	22630	12,04	0,92
1,09	1,06	0,03	0,02	272394	18304	14,88	0,93
0,84	0,88	-0,05	-0,05	272394	20686	13,17	0,92
1,44	1,42	0,02	0,01	272394	21092	12,91	0,92
1,94	2,06	-0,11	-0,06	272394	25988	10,48	0,90
1,46	1,44	0,02	0,01	272394	26560	10,26	0,90
1,03	1,09	-0,06	-0,06	272394	29008	9,39	0,89
1,60	1,56	0,03	0,02	272394	22576	12,07	0,92
1,67	1,64	0,04	0,02	272394	25898	10,52	0,90
1,07	1,01	0,06	0,06	272394	20642	13,20	0,92
1,42	1,45	-0,03	-0,02	272394	22776	11,96	0,92
0,64	0,60	0,03	0,05	272394	24744	11,01	0,91
1,25	1,28	-0,02	-0,02	272394	16434	16,58	0,94
1,52	1,66	-0,14	-0,09	272394	20580	13,24	0,92
1,40	1,30	0,10	0,07	272394	25626	10,63	0,91
0,90	1,03	-0,14	-0,15	272394	20090	13,56	0,93
1,93	2,04	-0,11	-0,06	272394	23378	11,65	0,91
2,19	2,36	-0,17	-0,08	272394	21366	12,75	0,92
1,37	1,28	0,09	0,06	272394	24624	11,06	0,91
1,21	1,20	0,01	0,01	272394	27238	10,00	0,90
0,85	1,12	-0,27	-0,32	272394	23130	11,78	0,92
0,89	0,82	0,07	0,08	272394	19778	13,77	0,93
1,07	1,00	0,07	0,07	272394	23368	11,66	0,91
1,41	1,74	-0,33	-0,24	272394	27868	9,77	0,90
1,73	2,00	-0,28	-0,16	272394	24492	11,12	0,91
1,23	1,14	0,09	0,07	272394	24942	10,92	0,91
1,26	1,27	-0,01	-0,01	272394	25490	10,69	0,91
1,36	1,55	-0,20	-0,14	272394	24352	11,19	0,91
1,44	1,50	-0,06	-0,04	272394	26446	10,30	0,90
0,80	0,99	-0,19	-0,24	272394	20876	13,05	0,92
0,72	0,76	-0,04	-0,05	272394	25200	10,81	0,91
0,30	0,35	-0,05	-0,15	272394	19276	14,13	0,93
0,48	0,48	0,01	0,01	272394	20792	13,10	0,92
0,73	0,79	-0,06	-0,08	272394	22310	12,21	0,92
0,76	0,74	0,02	0,02	272394	22006	12,38	0,92
0,99	1,05	-0,05	-0,05	272394	23726	11,48	0,91
1,22	1,18	0,04	0,04	272394	25570	10,65	0,91
0,71	0,71	0,00	0,00	272394	27004	10,09	0,90
0,71	0,70	0,01	0,02	272394	23546	11,57	0,91
0,86	0,90	-0,05	-0,05	272394	22888	11,90	0,92
0,59	0,56	0,04	0,07	272394	22382	12,17	0,92
0,70	1,75	-1,05	-1,50	272394	21500	12,67	0,92
0,51	0,43	0,08	0,16	272394	21666	12,57	0,92
0,69	0,79	-0,09	-0,13	272394	23884	11,40	0,91
0,89	0,75	0,15	0,16	272394	21844	12,47	0,92
0,34	0,45	-0,11	-0,33	272394	23416	11,63	0,91
0,74	0,82	-0,08	-0,11	272394	23326	11,68	0,91
0,81	0,84	-0,03	-0,04	272394	20108	13,55	0,93
1,08	1,19	-0,11	-0,10	272394	21030	12,95	0,92
0,90	0,81	0,09	0,10	272394	13660	19,94	0,95
0,92	0,81	0,11	0,12	272394	23212	11,74	0,91
0,71	0,65	0,06	0,08	272394	22388	12,17	0,92
0,71	0,75	-0,05	-0,06	272394	21238	12,83	0,92
0,69	0,63	0,06	0,09	272394	19256	14,15	0,93
0,58	0,46	0,12	0,20	272394	23092	11,80	0,92
0,64	0,59	0,06	0,09	272394	23092	11,80	0,92

0,75	0,76	-0,01	-0,01	272394	22116	12,32	0,92
0,63	0,70	-0,07	-0,11	272394	23958	11,37	0,91
0,92	0,88	0,03	0,04	272394	23055	11,81	0,92

APÊNDICE C

Estudo da Compressão em Imagens Cardíacas de Medicina Nuclear
Universidade Estadual de Campinas - Faculdade de Engenharia Elétrica
Depto. de Engenharia Biomédica
Dissertação de Mestrado

Avaliação Visual das Imagens Processadas (análise dos parâmetros qualitativos)

ASSINALAR APENAS UM ÍTEM EM CADA PERGUNTA
(Faça sua análise de maneira mais global possível)

Imagem número _____

A) Responda aos ítens referentes aos parâmetros funcionais mais importantes:

1) Tamanho da câmara do VE:

1 ( ) normal 2 ( ) aumentada 3 ( ) diminuída 4( ) hipertrófico

2) Motilidade global da câmara VE:

1 ( ) normal 2 ( ) atrasado 3 ( ) discinético 4 ( ) acinético 5 ( ) outros

especifique:_____

3) Análise global da fase da Câmara VE:

1 ( ) normal 2 ( ) em oposição 3 ( ) atrasado

B) Responda aos ítens referentes aos aspectos de qualidade das imagens:

4) Não considerando a qualidade fotográfica, este exame, de maneira global, apresenta uma qualidade técnica de processamento:

1 ( ) ruim 2 ( ) satisfatória 3 ( ) boa 4 ( ) ótima

5) Este exame é:

1 ( ) original 2 ( ) comprimido 3 ( ) indistinguível

6) Você teria segurança em laudar um exame nestas condições:

1 ( ) sim 2 ( ) não

Se não, especifique:

E) Caso necessite, faça comentários no espaço abaixo:

Referências Bibliográficas

[1] EISBERG, R.M. **Fundamentos da Física Moderna.** Ed.Guanabara Dois, Rio de Janeiro, 1979.

[2] BRONZINO, J.D. **Biomedical Engineering annd Instrumentation: Basics Concepts and Applications.** PWS Publishers, Boston, 1986.

[3] SOUZA, F.G.P. de. **Métodos Universais de Compressão de Dados.** Dissertação de Mestrado, IMECC - UNICAMP, Campinas, Dezembro de 1991.

[4] BERNIER, LONGAN & WELLS editores. **Nuclear Medicine Technology an Techiniques.** The C.V. Mosby Company, St. Louis, 1981.

[5] SORENSON, J.A. & PHELPS, M.E. **Physics in Nuclear Medicine.** W.B. Saunders Co., Philadelphia, 1987.

[6] ENGLISH, R.J. & BROW, S.E. **SPECT - Single Photon Emission Computed Tomography: A Primer**. The Society of Nuclear Medicine, Inc. 2ª ed., 1990.

[7] KAPLAN, I. **Física Nuclear.** Ed. Guanabara Dois, Rio de Janeiro, 3ª ed.,1983.

[8] REBELO, M.S.; FURUIE, S.S.; MORA, L. Compressão de Imagens em Medicina Nuclear in: **Anais do I Forum Nacional de Ciência e Tecnologia em Saúde**, 1992. p. 313- 315.

[9] MOUNTCASTLE N.B. **Fisiologia Médica.** Guanabara Kooggan, Rio de Janeiro, 1982.

[10] LERNER, B.R. **Introdução ao Estudo da Fisiologia Humana**. Edart- São Paulo, São Paulo, 7ª ed., 1982.

[11] WILLIAN, F. G. **Fisiologia Médica**. Atheneu Ed. São Paulo S.A., São Paulo, 3ª ed., 1977.

[12] **Introduction to Nuclear Cardiology.** Du Pont Pharma, 3ª ed., 1993.

[13] WILLIANS, L.D. **Nuclear Medical Physics.** CRC Pres, Inc. Boca Raton, Flórida, 1987.

[14] REBELO, M.F.S. **Uma Análise da Qualidade de Imagens Tomográficas do Miocárdio por Emissão de Fótons**. Dissertação de Mestrado; IF-USP, São Paulo. Dezembro de 89.

[15] RUSS, John C. **The Image Processing - Hand book**. CRC Press, Flórida, 1992.

[16] GONZALEZ , R.C. ; WINTZ, P. **Digital Image Processing**. Addison - Wesley Publishing Company, Inc., 2ª ed., 1987.

[17] **Controle de Qualidade** - Publicação da Agência Internacional Energia Atômica- IAEA.

[18] ROLLO, F.D. **Nuclear Medicine Physics, Instrumentation and Agents.** The C.V. Mosby Company, St. Louis, 1977.

[19] LEOTTA, D.F. & KIM, Y. Requirements for Picture Archiving and Communications. **IEEE Engineering in Medicine and Biology**, 12(1): 62-69, Março de 1993.

[20] GOTTIEB, C.C. & GOTTIEB, L.R. **Data Types and Structures.** Prentice - Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1979.

[21] FANO, R.M. **Transmission of Information.** M.I.T. Press, Cambridge, Março de 1949.

[22] HUFFMAN, David A. A Method for the Construction of Minimium - Redundancy Codes. **Proceedings of the I.R.E.**, 40 (9): 1098-1101.Setembro de 1952.

[23] LELEWER, D.A. & HIRSCHBERG, D.S. Data Compression. **ACM Computing Surveys**, 19 (3): 261-296, Setembro de 1987, p. 261-296.

[24] ZIV, J. & LEMPEL, A. A Universal Algorith for Sequential Data Compression. **IEEE Transactions on Information Theory**, IT 23 (3): 337-343, Maio de 1977.

[25] SHANNON, C.E. A Mathematical Theory of Communication. **Bell Sys. Tech. Journal,** Julho de 1948. p. 398-403.

[26] ELIAS, P. Universal Code Word Sets and Representations of the Integens. **IEEE Transactions on Informations Theory**, IT -21(2): 194-203, Março, 1975.

[27] ABRAMSON, N. **Teoria de la Informacíon y Codificacíon.** Madrid, Ed. Paraninfo, 2º ed, 1969.

[28] RISSANEN, J. J. Generalized Kraft Inequality and Arithetic Coding. **IBM Journal Research and Development**, 20: 198-203, Maio de 1976.

[29] RUBIN, F. Arithmetic Stream Coding Using Fixed Precision Regists. **IEEE Transactions on Information Theory**, IT 25 (6): 672-675, Novembro de 1979.

[30] WITTEN, I.H.; MEAL, R. M., CLEARY, J.G. Arithmetic Coding for Data Compression. **Communications of the ACM**, 30 (6): 520-540, Julho de 1987.

[31] KUNT, M. & JOHNSEN, O. **Block Coding of Graphics: A Tutorial Review.** Proceeding of the IEEE, vol. 68, nº 7, jul. 1980.

[32] NELSON, M. **The Data Compression Book.** M & T Publishing, Inc., San Mateo, Califórnia, 1992.

[33] WALLACE, G.K. The JPEG Still Picture Compression Standard. **Communications of the ACM,** vol. 34(4): 31-40, Abril de 1991.

[34] JAIN, A.K. Image Data Compression: A Review. **Proceedings of the IEEE.** 69(3): 349-389. Março de 1981.

[35] CHIARIGLIONE, L. The Development of an Integrated Audiovisual Coding Standard: MPEG. **Proceeding of the IEEE**, 83 (2): 151-157, fevereiro de 1995.

[36] SHLIEN, S. Guide to MPEG-I Audio Stardard. **IEEE Transactions on Broadcasting**, 40 (4): 206-218, Dezembro de 1994, p. 206-218.

[37] MAUTH, R. MPEG in Motion. **Byte International**, Março de 1995, p.5-6.

[38] FISHER, Y.; ROGOVIN, D. ; SHEN T.P. **A Comparasion of Fractal Methods With DCT and Wavelets.** Capturado na rede Internet (http://inls.ucsd.edu/y/fractals).

[39] FRAGHEN, Y. Fractal Image Compression. **Notas de curso do SIGGRAPH'92.** Capturado na rede Internet (http://inls.ucsd.edu/y/fractals)

[40] GELFAND, M.J. ; THOMAS, S.R. **Effective Use of Computers in Nuclear Medicine.** Mc Graw Hill Book Co., Cincinatti, 1988.

[41] REBELO, M.S.; FURUIE, S.S.; MUNHOZ, A.C.L; MOURA, L.; MELO, C.P.Assessment of a Lossy Image Compression Tecnique Applied to Cardiac Images in Nuclear Medicine. in: **Anais do Computers in Cardiology,** 1993, p. 827-830.

[42] KARSON, Tom K. et alii. Digital Compression of Echocardiografic Images: It viable in: **Anais do Computers in Cardiology,** 1993, p. 831-834.

[43] COSMAR, P.C.; GRAY, R.M.; OLSHEN, R.A. Evaluating Quality of Compressed Medical Images: SNR, Subjective Rating and Diagnostic Accuracy. **Proceeding of the IEEE**, 82(6): 919-932, Junho de 1994.

[44] MACMAHON, H. et alii. Data Compression: Effect on Diagnostic Accuracy in Digital Chest Radiography. **Radiology,** 178: 175-179, 1991.

[45] ERICKSON, J.J. & ROLLO, F.D. **Digital of Nuclear Medicine.** J.B. Lippincontt Co. Philadelphia, 1983.

[46] STORER, J.A. **Data Compression - Methods and Theory**, Computer Science Press; Rockville, Maryland, 1988.

[47] FANO, R.M. **Transmission of Information: A Statistical Theory of Communications**. The M.I.T. Press, Cambridge, Mass., 1961.

[48] WELCH, T.A. A Techique for High-Performance Data Compression. **Computer**, Junho de 1984, p. 8-19.

[49] HAMMING, R.W. **Coding an Information Theory.** Prentice - Hall, Inc., Eglewood Cliffs, New Jersey, 1980.

[50] VILLASENOR, J.D. Alternatives to the Discrete Cosine Transform for Irreversible Tomographic Image Compression. **IEEE Transactions on Medical Imaging,** 12(4): 803-811, Dezembro de 1993.

[51] LO, S.C. & HUANG, H.K. Compression of Radiological Images with 512, 1,024 and 2,048 Matrices. **Radiology**, 161 (2): 519-525, 1986.

[52] LO, S.C. & HUANG, H.K. Radiological Image Compression: Full Frame Bit-allocation Technique. **Radiology,** 155(3): 811-817, 1985.