



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

Thomaz Maia de Almeida

ANÁLISE COMPARATIVA DE TÉCNICAS DE
RASTREAMENTO DE MARCAS ACÚSTICAS EM
IMAGENS DE ECOCARDIOGRAFIA

FORTALEZA

2012

Thomaz Maia de Almeida

ANÁLISE COMPARATIVA DE TÉCNICAS DE
RASTREAMENTO DE MARCAS ACÚSTICAS EM
IMAGENS DE ECOCARDIOGRAFIA

DISSERTAÇÃO

Dissertação submetida ao corpo docente da Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática da **Universidade Federal do Ceará** como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de MESTRE EM ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA. Área de concentração: Sinais e Sistemas

Prof. Dr. Paulo César Cortez
(Orientador)

FORTALEZA

2012

**Análise Comparativa de Técnicas de Rastreamento de Marcas
Acústicas em Imagens de Ecocardiografia**

Thomaz Maia de Almeida

Dissertação de Mestrado aprovada em 01/08/2012.

Prof. Dr. Paulo César Cortez
(Orientador)

Prof. Dr. Eduardo Tavares Costa

Prof. Dr. José Marques Soares

Prof. Dr. Tarcisio Ferreira Maciel

À minha mãe, Luciliane Maia

Sumário

Lista de Figuras	vii
Lista de Tabelas	xi
Lista de Siglas	xii
Resumo	xiv
Abstract	xvi
Agradecimentos	xviii
1 Introdução	1
1.1 Motivação	6
1.2 Objetivos	6
1.3 Organização da Dissertação	7
2 Fundamentação Teórica	8
2.1 Imagem Digital	8
2.2 Imagens de Ultrassom	9
2.3 Deformação Miocárdica	10
2.3.1 <i>Doppler</i> Tecidual	16
2.3.2 <i>Strain</i> Bidimensional	19
2.4 Análise de Movimento	21
2.4.1 Fluxo Óptico	21
2.4.1.1 Método de Horn e Schunck (1981)	23
2.4.1.2 Método de Lucas e Kanade (1981)	25
2.4.1.3 Método de Lucas e Kanade Piramidal	26
2.4.2 Casamento de Blocos	28
2.4.2.1 Estimadores de Deslocamento	30
3 Metodologia	33
3.1 Implementação	33
3.1.1 Fluxo Óptico	34
3.1.2 Casamento de Blocos	35
3.2 Sistema de Testes	37
3.2.1 Vídeos Sintéticos	37
3.2.2 Vídeos Sintéticos de Ultrassom	39
3.2.3 Vídeos de Exames Ecocardiográficos	41

3.3	Avaliação das Técnicas Implementadas	41
3.3.1	Trajectoria	42
3.3.2	Deformação	42
3.3.3	Esforço Computacional	43
4	Resultados e Discussões	45
4.1	Caracterização do Ambiente de Testes	45
4.2	Resultados de Trajetória para Vídeos Sintéticos	46
4.3	Resultados de Deformação para Vídeos Sintéticos	50
4.4	Resultados de Trajetória para Vídeos Sintéticos de Ultrassom	52
4.5	Resultados de Deformação para Vídeos Sintéticos de Ultrassom	54
4.6	Resultados de Deformação para Exames Ecocardiográficos	55
4.7	Resultados de Esforço Computacional em Exames Ecocardiográficos	58
5	Conclusões, Contribuições e Trabalhos Futuros	60
	Referências Bibliográficas	63
	Apêndices	69
A	Modos de imagens ecocardiográficas	70
B	Planos e janelas de cortes	73
C	Estimador de Correlação Não-Normalizada	77

Lista de Figuras

1.1	representação básica de um sistema ultrassônico, a) sonda e um feixe ultrassônico ideal passando por diferentes tipos de tecidos; e b) envelope do sinal correspondente recebido (adaptado de Jan (2005)).	3
1.2	diferença entre duas regiões do miocárdio.	5
2.1	imagens em diferentes resoluções, (a) 3x4; (b) 12x16; (c) 48x64; e (d) 192x256 <i>pixels</i> (JähNE, 2002).	9
2.2	sequência de codificação de um feixe ultrassônico radial em tons de cinza.	10
2.3	imagem típica de ultrassom do coração.	11
2.4	representação básica de um coração helicoidal, a) esquemático e b) real (TORRENT-GUASP, 1998; TORRENT-GUASP et al., 2004).	12
2.5	deformação de uma barra finita de tamanho inicial L_0 durante os instantes t_0 e t_1 (adaptado de (D'HOOGHE et al., 2002)).	13
2.6	a) pontos formadores do contorno das paredes miocárdicas; b) <i>loop</i> realizado por cada ponto; e c) segmentos formados pela distância entre cada par de pontos.	15
2.7	imagens de ecocardiograma, a) contorno inicial nas paredes do músculo cardíaco com o valor da deformação global (GS) em -19,1%; b) valor da deformação de cada segmento do coração; e c) curvas de deformação dos segmentos ao longo dos quadros.	16
2.8	a) diagrama ilustrativo da intensidade do sinal \times velocidade no tecido e no fluxo sanguíneo; e b) o mesmo diagrama separado por um filtro (adaptado de (FOX et al., 2011)).	17
2.9	corte do VE, evidenciando a fase diastólica do ciclo cardíaco pelas diferentes velocidades do tecido miocárdico (SILVA et al., 2002).	18
2.10	gradiente intramiocárdico de velocidade entre dois pontos de um segmento muscular (V1 e V2) em relação à distância L entre eles (adaptado de (SILVA et al., 2005))	18

2.11	direções dos vetores de velocidade das técnicas, a) DT longitudinal; e b) St2D, longitudinal e transversal (adaptado de Perk, Tunick e Kronzon (2007)).	20
2.12	técnica de rastreamento de marcas acústicas (<i>speckle tracking</i>) (adaptado de Fox et al. (2011)).	20
2.13	exemplo da técnica de FO, a) com um frame no instante t_0 ; b) frame no instante $t_0 + 1$; e c) campo de fluxo óptico.	22
2.14	representação esquemática do método PIR.	27
2.15	etapa de redução da imagem, a) com nível 0 com 256x256 <i>pixels</i> ; b) nível 1 com 128x128 <i>pixels</i> ; c) nível 2 com 64x64 <i>pixels</i> ; e d) nível 3 com 32x32 <i>pixels</i>	27
2.16	etapa de reconstrução da imagem, a) com nível 0 com 256x256 <i>pixels</i> ; b) nível 1 com 128x128 <i>pixels</i> ; c) nível 2 com 64x64 <i>pixels</i> ; e d) nível 3 com 32x32 <i>pixels</i>	28
2.17	exemplo de estimação de vetor de deslocamento.	29
2.18	aplicação prática da técnica de CB.	32
3.1	a) quadro 1; b) quadro 1 filtrado; c) quadro 2; d) quadro 2 filtrado; e) gradiente em x ; f) gradiente em y ; e g) derivada parcial de t	34
3.2	vetores de deslocamento estimados pelo método a) Horn e Schunck (1981) e b) Lucas e Kanade (1981).	35
3.3	Configuração de busca e comparação de blocos.	36
3.4	recortes de quadros com diferentes PSNR, a) ∞ dB; b) 20 dB; c) 17,8 dB; d) 14,8 dB; e) 13,1 dB; f) 11,8 dB; g) 10,8 dB; h) 10 dB; i) 9,4 dB; e j) 8,8 dB.	38
3.5	primeiro quadro do vídeo sintético, a) trajetória controlada; e b) detalhe (<i>zoom</i>) do objeto a ser rastreado.	38
3.6	primeiro quadro do vídeo sintético, a) objeto a ser deformado; e b) detalhe (<i>zoom</i>) do vértice a ser rastreado.	39
3.7	a) quadro do vídeo sintético; b) quadro do vídeo sintético de ultrassom (<i>phantom</i>) gerado a partir de a); c) outro quadro do vídeo sintético e d) <i>phantom</i> gerado a partir de c).	40
3.8	a) quadro do vídeo sintético; b) quadro do vídeo sintético de ultrassom (<i>phantom</i>) gerado a partir de a); c) outro quadro do vídeo sintético e d) <i>phantom</i> gerado a partir de c).	40
3.9	desenho das trajetórias reais e estimadas.	42

3.10	fases de sístole e diástole em eletrocardiograma de um ciclo cardíaco. . . .	43
3.11	quadros do vídeo do ciclo cardíaco no instante, a) fim da diástole; e b) fim da sístole.	44
4.1	resultados de correlação média com o tamanho de bloco (N) entre 7, 9 e 11.	47
4.2	resultados de erro quadrático médio da análise de trajetória com diferentes PSNR para estimadores de deslocamento com tamanho de bloco (N) igual a 7.	47
4.3	resultados de erro quadrático médio da análise de trajetória com diferentes PSNR para estimadores de deslocamento com tamanho de bloco (N) igual a 9.	48
4.4	resultados de erro quadrático médio da análise de trajetória com diferentes PSNR para estimadores de deslocamento com tamanho de bloco (N) igual a 11.	49
4.5	resultados de análise da trajetória, a) correlação média (desvio-padrão em torno de 3); e b) erro quadrático médio para as técnicas de FO.	49
4.6	resultados de erro quadrático médio da análise de deformação com diferentes PSNR para estimadores de deslocamento para $N = 7$	50
4.7	resultados de erro quadrático médio da análise de deformação com diferentes PSNR para estimadores de deslocamento para $N = 9$	51
4.8	resultados de erro quadrático médio da análise de deformação com diferentes PSNR para estimadores de deslocamento para $N = 11$	51
4.9	resultados de erro quadrático médio da análise de deformação com diferentes PSNR para técnicas de FO.	52
4.10	curvas de taxas de deformação das técnicas de FO, a) PSNR = 20 dB; e b) PSNR = 13,1 dB	52
4.11	resultados de correlação média das trajetórias das técnicas aplicadas nos vídeos sintéticos de ultrassom.	53
4.12	resultados de erro quadrático médio das trajetórias das técnicas aplicadas nos vídeos sintéticos de ultrassom.	54
4.13	resultados de erro quadrático médio da análise de deformação das técnicas aplicadas nos vídeos sintéticos de ultrassom.	55
4.14	curvas de taxa de deformação, a) estimadas; e b) reais.	56
4.15	erro absoluto entre a deformação global de referência e estimada dentre as técnicas analisadas.	58

A.1	exemplo de imagem em modo B.	70
A.2	exemplo de imagem em modo M (CARMO et al., 2012).	71
A.3	exemplo de imagem em modo <i>Doppler</i>	72
B.1	localização das janelas ecocardiográficas: 1) supraesternal; 2) paraesternal; 3) apical e 4) subcostal.	73
B.2	planos ecocardiográficos: longitudinal, transversal e sagital.	74
B.3	(a) Cortes paraesternais e (b) cortes apicais (SILVA et al., 2004)	76
B.4	(a) Cortes supraesternais e (b) corte subapical (SILVA et al., 2004)	76
C.1	a) bloco original; e b) melhor correspondência com o bloco original.	78
C.2	duas situações diferentes com valores de correspondências de NNC iguais.	78

Lista de Tabelas

3.1	melhor correspondência entre estimadores de deslocamento.	37
4.1	configuração do computador.	46
4.2	correlação média entre trajetórias (fluxo óptico).	49
4.3	resultados e erros de deformação global.	57
4.4	média(μ) e desvio-padrão(σ) do erro de deformação para as nove técnicas implementadas.	57
4.5	média(μ) e desvio-padrão(σ) em segundos do esforço computacional para cada técnica em relação aos exames médicos.	58

Lista de Siglas

1D	Unidimensional
AB	Área de Busca
AC	Autocorrelação (<i>Autocorrelation</i>)
AVC	Acidente Vascular Cerebral
BA	Bloco Âncora
CC	Correlação Cruzada (<i>Cross Correlation</i>)
CB	Casamento de Blocos
DT	<i>Doppler</i> Tecidual
ECOPE	Escola de Ecografia de Pernambuco
EDT	Ecocardiografia com <i>Doppler</i> Tecidual
FO	Fluxo Óptico
HUWC	Hospital Universitário Walter Cantídio
HS	Horn-Schunck (método)
LK	Lucas-Kanade (método)
MAE	Erro Médio Absoluto (<i>Mean Absolute Error</i>)
MSE	Erro Médio Quadrático (<i>Means Square Error</i>)
NC	Correlação Normalizada (<i>Normalized Correlation</i>)
NNC	Correlação Não-Normalizada (<i>Non-Normalized Correlation</i>)
OMS	Organização Mundial de Saúde
PSNR	Relação Sinal Ruído de Pico
PIR	Lucas e Kanade Piramidal (método)
RF	Radiofrequência
SAD	Soma das Diferenças Absolutas (<i>Sum of Absolute Differences</i>)
SSD	Soma das Diferenças Quadráticas (<i>Sum of Square Differences</i>)

St2D	<i>Srain</i> Bidimensional
UFC	Universidade Federal do Ceará
VC	Visão Computacional
VE	Ventrículo Esquerdo

Resumo

O auxílio ao diagnóstico através da visualização de imagens médicas vêm sendo utilizado em diversas áreas da Medicina tais como pneumologia, cardiologia, traumatologia, neurologia, dentre outras. Na área da cardiologia, várias aplicações clínicas têm sido propostas para a análise de doenças cardíacas através da quantificação e avaliação da dessincronia ventricular esquerda durante a deformação do músculo cardíaco (miocárdio). Existem, atualmente, duas técnicas utilizadas na aferição da deformação miocárdica em duas dimensões: *Doppler Tecidual* (DT) e *Strain* 2D (St2D). A primeira técnica possui desvantagens quanto à dependência do ângulo de insonação do transdutor durante o exame ecocardiográfico, diminuindo a chance de reprodutibilidade do resultado das medições entre especialistas. A segunda técnica, recentemente introduzida e também chamada de *Speckle Tracking*, consiste no acompanhamento de marcadores acústicos naturais existentes na imagem produzida pelo ultrassom. Neste sentido, vê-se a importância do estudo de técnicas para rastrear esses marcadores acústicos. A presente dissertação realiza uma análise comparativa entre oito algoritmos de estimação de deslocamento baseados na técnica de Casamento de Blocos (CB) e três algoritmos baseados na técnica de Fluxo Óptico (FO), que são as duas atuais técnicas amplamente citadas na literatura. A análise é realizada mediante vídeos sintéticos e vídeos médicos de exames ecocardiográficos. A avaliação das técnicas em vídeos sintéticos é realizada quanto à trajetória e à deformação. Já a avaliação em vídeos de exames ecocardiográficos é realizada quanto às curvas e taxas de deformação. Na análise da trajetória são aplicadas duas métricas de avaliação das técnicas: correlação média e erro quadrático médio. Para a análise das curvas e das taxas de deformação a métrica usada é o valor do erro quadrático médio em relação à deformação global (*global strain*) do miocárdio. Os resultados indicam que o desempenho idêntico de alguns estimadores de deslocamento os reduzem de oito para seis algoritmos. A técnica de CB mostra-se viável para o rastreamento de marcas acústicas mas é dependente das dimensões adotadas nos blocos. Em relação às técnicas de FO, o algoritmo de Lucas e Kanade Piramidal é o que obtém melhor resultado nos testes realizados, produzindo curvas de deformação global com erro médio de 0,47%, enquanto os

valores de erro dos outros algoritmos de FO estão em torno de 10%. No caso, os erros dos estimadores de CB variam de 1% a 16%.

Palavras-chave: auxílio ao diagnóstico médico, deformação miocárdica, *speckle tracking*, processamento digital de imagens, fluxo óptico, casamento de blocos.

Abstract

Aided diagnosis by visualization of medical images has been used in several medical fields such as pulmonology, cardiology, traumatology, neurology, and others. In cardiology, several clinical applications have been proposed for the analysis of heart disease by quantification and evaluation of ventricular dyssynchrony during deformation of the heart muscle (myocardium). There are currently two techniques used in the measurement of myocardial deformation in two dimensions: Tissue Doppler and 2D Strain. The first technique has drawbacks regarding the dependence on the angle of insonation of the transducer during the echocardiographic examination, which reduce the chance of reproducibility of measurements among experts. The second technique, recently introduced and also called Speckle Tracking, consists of tracking the natural acoustic markers in the image produced by ultrasound. In this sense we see the importance of studying techniques to track these acoustic markers. This thesis performs a comparative analysis of eight algorithms from time-delay estimators based on the block matching technique and three algorithms based on the optical flow technique, which are the two current techniques widely presented in the literature. The analysis is performed using synthetic videos and medical videos from echocardiographic examinations. The evaluation of the techniques in synthetic videos is performed on the trajectory and deformation. The assessment in echocardiographic videos is held regarding the strain curves and strain rates. In the analysis of the trajectory are applied two metrics for evaluating techniques: mean correlation and mean square error. For the analysis of strain curves and of strain rate the measure used is the value of the mean square error relative to global strain of myocardium. The results indicate that the identical performance of some estimators reduce the time-delay estimators from eight to six algorithms. The block matching technique appears to be a viable technique for tracking acoustic marks but is dependent on the dimensions adopted in the blocks. Regarding optical flow techniques, the Lucas and Kanade Pyramidal algorithm is the one which gets the best results in the tests performed herein and produce global strain curves average error of 0.47 %, while the error values of the other optical flow algorithms are around 10 %. In case, the block matching time-delay estimators errors vary from 1%

to 16%.

Keywords: aided medical diagnosis, myocardial deformation, speckle tracking, digital image processing, optical flow, block matching.

Agradecimentos

À minha mãe, Maria Luciliane Maia de Almeida, por seu meu maior exemplo. Por mostrar sempre caminhos certos me dando a confiança necessária para segui-los.

À minha namorada, Luciana Gurgel, por estar comigo desde o início da caminhada. Obrigado pela ajuda e paciência em todos os momentos.

Ao professor Auzuir Ripardo de Alexandria pela oportunidade depositada durante a graduação, pela orientação na monografia e pela parceria e ajuda na pós-graduação.

Ao professor Paulo César Cortez pela confiança em meu trabalho, pelo aprendizado, pela orientação, pela disponibilidade e condição que me proporcionou para a realização dessa dissertação.

Aos médicos José Sebastião de Abreu e José Maria Del Castillo que tornaram possível a validação desta dissertação graças aos exames ecocardiográficos fornecidos.

Aos companheiros e amigos do Laboratório de Teleinformática (LATIN/UFC) pela amizade, pelos conselhos e ensinamentos durante essa jornada. Em especial agradeço aos amigos Tarique da Silveira Cavalcante, Alyson Bezerra Nogueira Ribeiro, John Hebert da Silva Félix e Rodrigo Carvalho Souza Costa.

À Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (FUN-CAP), pelo suporte financeiro.

A todos que colaboraram de forma direta ou indireta para a realização deste trabalho.

Capítulo 1

Introdução

O método de diagnóstico por imagens médicas tem se mostrado uma área promissora na pesquisa científica que tem possibilitado avanços para a medicina atual. Contudo, uma grande parte de médicos e técnicos especialistas ainda elaboram diagnóstico por meio de análise visual de películas de filmes ou papéis especiais de forma bastante subjetiva (FELIX, 2007). Isto pode conduzir a morosidade e erros no processo de elaboração de diagnósticos, além da dependência do grau de conhecimento e de experiência do especialista. Assim, na prática, é comum a divergência de diagnósticos em tais análises. Neste sentido, diversos estudos foram realizados visando diminuir essa subjetividade e auxiliar o diagnóstico médico.

O auxílio ao diagnóstico através da visualização de imagens médicas vem sendo utilizado em diversas áreas da Medicina tais como pneumologia, cardiologia, traumatologia, neurologia, dentre outras. Estas imagens são obtidas através de equipamentos de tomografia computadorizada, ressonância magnética, ultrassonografia, etc. A partir desses equipamentos, o operador pode manipular a imagem visando a busca de informações contidas nela.

Sistemas de visão computacional (VC) são criados a fim de extrair e/ou realçar informações presentes em imagens que não podem ser vistas a olho nu mas podem ser detectadas pelo computador. Desta maneira, o diagnóstico por imagens contribui com as diversas áreas que empregam imagens com o objetivo de: detecção, reconhecimento, classificação de objetos, estimativa de parâmetros, análise de formas e descrição de cenas (GONZALEZ; WOODS, 2008).

Um sistema de VC se subdivide em várias etapas, sendo a primeira etapa geralmente a mesma: a aquisição de imagens. Esta etapa consiste no processo de captura da imagem (ou das imagens) a ser processada.

O processo de aquisição de imagens médicas iniciou-se em 1895 quando da descoberta dos raios-X pelo físico Wilhelm Conrad Röntgen na Universidade de Würzburg, Alemanha (HENDEE; RITENOUR, 2002). Este físico descobriu um tipo de raio capaz de atravessar determinados tipos de materiais e, a partir disso, obter imagens do interior do corpo humano. Essas imagens são formadas quando um feixe de raio-X atinge um objeto e este, por sua vez, absorve parte de sua energia (efeito fotoelétrico). A energia remanescente é, então, registrada em um negativo de filme sensível a luz. Assim, é possível obter a imagem da região específica onde os feixes de raios-X não foram totalmente absorvidos.

O princípio do ultrassom se deu em 1880 com a descoberta do efeito piezoelétrico pelos físicos Pierre e Jacques Curie, mas foi somente no ano de 1928, durante a Segunda Guerra Mundial, que esse efeito obteve aplicações práticas: detectar submarinos através de ultrassom por SONAR¹. Dois anos depois, em 1930, o ultrassom teve a primeira aplicação médica em tratamento de câncer e terapia física para várias doenças (HENDEE; RITENOUR, 2002). Entretanto, as primeiras observações em estruturas cardíacas através de ultrassom datam de 1954 (EDLER; HERTZ, 1954) mas foi somente em 1963 quando Joyner e Reid (1963) observaram pela primeira vez o movimento do sistema cardiovascular utilizando feixes ultrassônicos.

A imagem de ultrassom, diferentemente da imagem de raio-X, é formada pelos ecos de ondas de ultrassom refletidos em estruturas e órgãos. As ondas incidentes são produzidas por um transdutor piezoelétrico que, quando alimentado pela fonte de energia, que é geralmente contínua, excita um cristal piezoelétrico capaz de emitir e captar pulsos de ondas ultrassônicas. Parte dessas ondas travessa os tecidos e outra parte é refletida (ecoada) de volta ao transdutor. O equipamento de ultrassom armazena o tempo decorrido desde a emissão das ondas até a recepção do eco para obter a distância percorrida pelo pulso ultrassônico. A reflexão dessas ondas faz o transdutor vibrar e essas vibrações são convertidas em pulsos elétricos para ser formada a imagem. Um arranjo simples da obtenção de um feixe refletido é ilustrado na Figura 1.1. A imagem gerada por essa maneira de processar os ecos refletidos é denominada modo B (também conhecida como modo “brilho” (*brightness*) ou modo “bidimensional”). De posse dessas imagens em modo B surgiu a possibilidade de uma melhor investigação para ajudar a diagnosticar e prevenir diferentes tipos de doenças cardiovasculares.

Segundo a Organização Mundial de Saúde (OMS, 2011), as doenças cardiovasculares, sobretudo as doenças coronárias causadoras de ataques cardíacos, representam a principal causa de morte na população mundial. A OMS estima que morreram 17 milhões de

¹SONAR: *Sound Navigation And Ranging* (navegação por som)

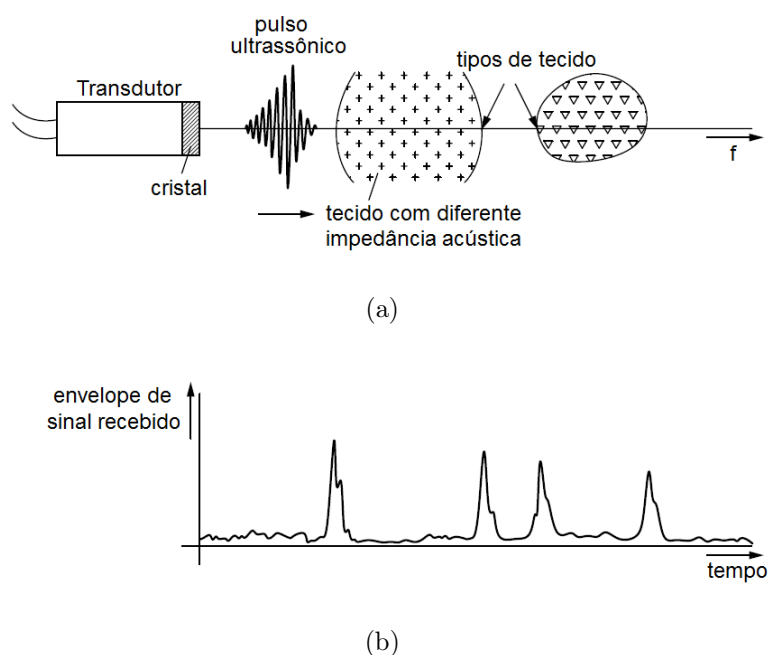


Figura 1.1: representação básica de um sistema ultrassônico, a) sonda e um feixe ultrassônico ideal passando por diferentes tipos de tecidos; e b) envelope do sinal correspondente recebido (adaptado de Jan (2005)).

peças, representando 30% de todas as mortes no ano de 2008. Dentre essas mortes, 7,3 milhões foram devido às doenças coronárias e 6,2 milhões foram por acidente vascular cerebral (AVC). Qualquer doença cardíaca pode levar a um AVC, principalmente as doenças que produzem algum tipo de arritmia (OMS, 2011).

A arritmia cardíaca está ligada a perturbações que alteram o ritmo normal do coração. Estas perturbações produzem frequências cardíacas rápidas, lentas e/ou irregulares e podem acarretar batimentos excessivamente rápidos (taquicardia), demasiado lentos (bradicardia) ou irregulares.

O ciclo cardíaco consiste no período de relaxamento muscular, chamado de diástole, em que o coração se enche de sangue, seguido pelo período de contração muscular, no qual ocorre o esvaziamento sanguíneo, chamado de sístole. O período de enchimento ventricular pode ser dividido em três terços. No primeiro terço ocorre o período de enchimento rápido ventricular. Durante esse período, a grande quantidade de sangue acumulada nos átrios durante a sístole ventricular é expelida para os ventrículos devido à abertura das valvas atrioventriculares. No segundo terço, uma quantidade pequena de sangue flui para os ventrículos como resultado do enchimento das átrios pelas veias que chegam ao coração. No terço final da diástole, os átrios se contraem, dando um impulso adicional ao fluxo sanguíneo para os ventrículos. Quando a pressão no interior

do ventrículo aumenta até pouco acima de 80 mmHg, e a pressão ventricular direita aumenta pouco acima de 8 mmHg, há pressão suficiente para proporcionar a abertura das valvas semilunares e ocorre o período de ejeção ventricular. Esse período também pode ser dividido em três terços. Durante o primeiro terço, cerca de 70% do sangue deixa os ventrículos, sendo os 30% restantes esvaziados nos dois terços finais. É por esse motivo que o primeiro terço é chamado de período de ejeção rápida e os dois terços finais, período de ejeção lenta (GUYTON; HALL, 2006). O estudo da função miocárdica é uma questão crucial em cardiologia. Embora várias técnicas permitam avaliar a função sistólica e diastólica ventricular, existem, ainda, limitações em relação às metodologias disponíveis na prática clínica.

Além da arritmia cardíaca, diversos parâmetros convencionais para aferição da função ventricular podem ser analisados com a deformação provocada pela contração miocárdica sobre o músculo cardíaco. Objetivando a melhoria do diagnóstico por imagens ecocardiográficas através desta deformação, novas metodologias vêm sendo introduzidas para a avaliação dessa deformação (DEL CASTILLO; HERSZKOWICZ; FERREIRA, 2010).

Koopman et al. (2010) enumeram alguns dos problemas frequentes que limitam a implementação da análise da deformação: (1) a tecnologia utilizada na medição está em constante evolução, (2) empresas concorrentes no ramo da Medicina oferecem diferentes soluções, e (3) é difícil reproduzir os resultados mediante diferentes técnicas. De tal forma, a deformação é um processo complexo de ser estudado.

Existem, atualmente, duas diferentes metodologias para calcular a deformação miocárdica: o *Doppler Tecidual* (DT) e o *Strain Bidimensional* (St2D). A primeira é uma modalidade ecocardiográfica baseada no efeito *doppler*² capaz de medir diversos parâmetros do miocárdio como, por exemplo, velocidade, aceleração, deslocamento, deformação e taxa de deformação (MARWICK; YU; SUN, 2007).

Apesar de ser uma ferramenta útil na avaliação da contração miocárdica, o DT, assim como as demais técnicas baseadas no efeito *doppler*, possui importantes limitações. O DT se limita a avaliar o feixe de ultrassom que é paralelo ao vetor de movimento da estrutura (HO; SOLOMON, 2006). Desta forma, o DT possui uma acentuada dependência do ângulo de feixe ultrassônico: quando este feixe está a 45 graus fora do eixo do ventrículo esquerdo (VE) a deformação é medida erroneamente e a função miocárdica não é corretamente avaliada.

²Efeito *doppler*: alteração da frequência sonora percebida pelo observador devido ao movimento relativo entre o mesmo e a fonte da frequência.

Um segundo método para calcular a deformação miocárdica, mais recentemente introduzido, baseia-se no rastreamento de marcas acústicas (*speckle tracking*) e é chamado de *Strain Bidimensional* (St2D). Essa técnica baseia-se no acompanhamento, quadro a quadro, de marcadores acústicos naturais existentes na imagem do miocárdio, produzida pelo ultrassom em todas as direções do plano da imagem modo B (Apêndice A) durante o ciclo cardíaco (BOHS; TRAHEY, 1991).

As marcas acústicas representam formações ruidosas (ruído *speckle*) em níveis de cinza geradas a partir do espalhamento, reflexão e interferência de feixes de ultrassom no tecido miocárdico (HELLE-VALLE et al., 2005). Dada a natureza aleatória do ruído *speckle*, as marcas acústicas são tidas como padrões acústicos. Logo, cada marca possui uma característica própria (distribuição dos *pixels* em níveis de cinza) que a diferencia de outras marcas. Para ilustrar tais marcas, duas regiões do miocárdio com diferentes distribuições de níveis de cinza são apresentadas na Figura 1.2.

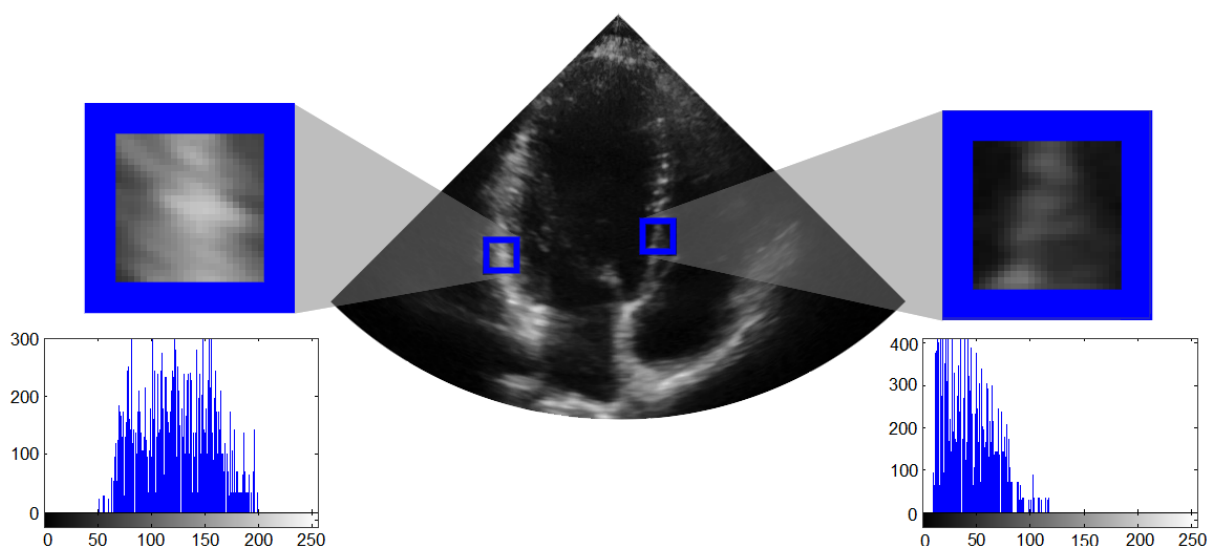


Figura 1.2: diferença entre duas regiões do miocárdio.

A vantagem do St2D em relação ao DT consiste, principalmente, na independência do ângulo de incidência do transdutor. Esta independência propicia um rastreamento em duas dimensões (ao longo da parede do miocárdio). Este fato ocorre porque o DT analisa as estruturas cardíacas em uma única dimensão (ao longo dos feixes de ultrassom), não propiciando a obtenção de medidas simultâneas de todos os segmentos contidos num plano da imagem. Neste sentido, é de fundamental importância a análise comparativa de técnicas de rastreamento de marcadores acústicos na parede do miocárdio, visando facilitar a análise do músculo cardíaco através da deformação do mesmo.

1.1 Motivação

Diversos estudos são realizados nas mais diversas áreas multidisciplinares que envolvem, por exemplo, engenharia e medicina. Estes estudos avaliam técnicas de obtenção de parâmetros que auxiliam na avaliação da dinâmica de contratilidade e relaxamento ventricular. A detecção dessa deformação ventricular e, principalmente, a correta interpretação dos resultados constituem, sem dúvida, uma importante ferramenta para a avaliação de cardiopatias que promovem modificações geométricas do coração que tende a perder sua forma elipsóide e, por sua vez, a eficiência mecânica da bomba.

Sistemas de VC têm sido criados para avançar o estudo do acompanhamento de marcadores acústicos e aumentar a reprodutibilidade dos resultados. Existem várias técnicas utilizadas para rastreamento em geral, contudo, Marwick, Yu e Sun (2007) destacam duas abordagens para esse propósito: técnicas baseadas em Fluxo Óptico (FO: em inglês *optical flow*), e em Casamento de Blocos (CB: em inglês *block-matching*).

Neste contexto, visando aumentar a concordância entre resultados de diferentes médicos especialistas e/ou aparelhos médicos, sugere-se a avaliação e o desenvolvimento de algoritmos utilizando as diferentes técnicas de FO e CB.

1.2 Objetivos

O objetivo geral desse trabalho consiste em desenvolver e comparar algoritmos para acompanhar pequenos padrões acústicos em vídeos de exames de ecocardiografia. Durante o desenvolvimento desta dissertação outros objetivos específicos devem ser alcançados:

- i. implementação e simulação de diferentes técnicas de FO e CB em Matlab;
- ii. implementação de sistema de testes e comparação das técnicas em C++;
- iii. simulação e avaliação dos algoritmos pesquisados junto ao médico especialista;
- iv. desenvolvimento de produtos científicos na forma de artigos em revistas e congressos.

As técnicas a serem implementadas são os métodos de FO de Horn e Schunck (1981), Lucas e Kanade (1981) e o de Lucas e Kanade Piramidal (2000). Já as metodologias utilizadas em CB para o rastreamento de marcadores acústicos são os diferentes estimadores de deslocamento: soma das diferenças absolutas (SAD), soma das diferenças quadráticas (SSD), erro médio absoluto (MAE), erro médio quadrático (MSE), correlação

não-normalizada (NNC), correlação normalizada (NC), autocorrelação (AC) e correlação cruzada (CC).

1.3 Organização da Dissertação

Esta dissertação está organizada em 5 capítulos. No Capítulo 2 são apresentados alguns conceitos importantes sobre imagens médicas, sobretudo imagens de ultrassom, deformação miocárdica, *doppler* tecidual e *strain* bidimensional. Ainda no mesmo Capítulo são apresentados métodos de rastreamento baseados em FO e estimadores de deslocamento baseados em CB além de conceitos da área de Processamento Digital de Imagens. Por fim, é realizada uma breve revisão bibliográfica sobre os trabalhos relacionados a esta dissertação.

No Capítulo 3 é descrita a metodologia empregada para a implementação de cada algoritmo. O sistema de testes realizado com os algoritmos também é explicado ao final desse Capítulo junto à metodologia de avaliação e comparação dos mesmos.

Os resultados de cada método estudado são apresentados no Capítulo 4 e, por fim, no Capítulo 5 são apresentadas as conclusões e contribuições deste trabalho e os trabalhos futuros que podem ser desenvolvidos a partir do mesmo.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Neste Capítulo, inicialmente, é explicada o que é a imagem digital interpretada por computadores para que, em seguida, sejam detalhadas características de formação das imagens médicas de ultrassom e, posteriormente, é realizada uma breve revisão bibliográfica sobre a deformação do músculo cardíaco, bem como as atuais técnicas utilizadas no cálculo dessa deformação. Em seguida, são abordados conceitos básicos sobre a análise do movimento e, por fim, são detalhadas as técnicas utilizadas nesse trabalho para a análise do movimento de padrões em imagens de ultrassom.

2.1 Imagem Digital

Uma imagem é definida por uma função bidimensional $f(x, y)$ em que x e y representam as coordenadas espaciais e o valor de f , em qualquer par de coordenadas (x, y) , é proporcional à intensidade luminosa (brilho), ou nível de cinza, da imagem naquele ponto. Quando os valores de x , y e a amplitude de f são finitos, tem-se a imagem digital (GONZALEZ; WOODS, 2008).

Um imagem digital é composta por um número finito de elementos que a compõem. Esses elementos são chamados de *pixels* (*picture elements*), possuem localização específica e um ou mais valores de irradiação luminosa são associados a este elementos (GONZALEZ; WOODS, 2008). Com *pixels* muito grandes, ilustrados nas Figuras 2.1(a) e 2.1(b), obtém-se uma baixa resolução espacial com uma pobre representação da imagem. Imagens desse tipo apresentam visíveis discontinuidades dos valores de cinza dos *pixels*. À medida que os *pixels* se tornam menores, percebe-se o efeito contrário até o ponto em que há a impressão de uma imagem espacialmente contínua. Este fato acontece quando os *pixels* se tornam menores que a resolução espacial do sistema visual humano e as Figuras 2.1(c) e 2.1(d)

ilustram a mesma imagem da Figura 2.1(a) com *pixels* menores.

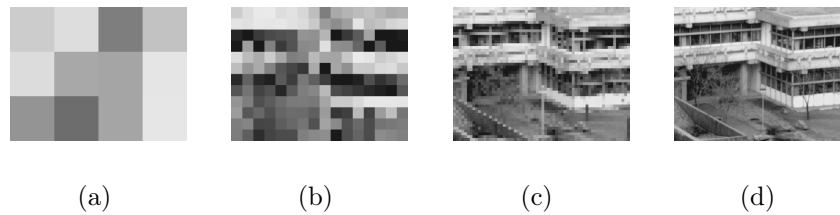


Figura 2.1: imagens em diferentes resoluções, (a) 3x4; (b) 12x16; (c) 48x64; e (d) 192x256 *pixels* (JÄHNE, 2002).

Um tipo de imagem usada para análise e diagnóstico é aquela obtida por equipamentos denominados ecocardiógrafos. A natureza desta imagem, em geral, apresenta características que são intrínsecas a sua formação, destacando-se o ruído *speckle*.

2.2 Imagens de Ultrassom

A imagem obtida através de aparelhos de ultrassom se baseia no princípio do pulso e eco, ou seja, um transdutor produz ondas em forma de pulso e o sinal do eco refletido nos diferentes tipos de tecidos (tecido muscular, por exemplo) forma a representação daquela região.

O tecido do miocárdio contém diferentes padrões de eco devido à sua estrutura irregular. Logo, o sinal detectado pelo transdutor é a superposição, ou interferência, desses ecos individuais no miocárdio. O sinal recebido é superposto e a este somatório dá-se o nome de sinal de radiofrequência (RF). Desta maneira, o envelope deste sinal de RF é detectado e codificado em tons de cinza. Na Figura 2.2, é representado o envelope como a linha de cima em negrito, o sinal de RF como a linha de cima tracejada e a codificação dos ecos de maiores amplitudes, que são representados na imagem por *pixels* mais claros, junto com os ecos de baixa amplitude, representados por *pixels* mais escuros. Desta maneira, a distribuição espacial dos tons de cinza nas imagens de ultrassom, chamada de *speckle pattern* ou marca acústica, pode ser interpretada como interferências construtivas e destrutivas do sinal ecoado pelo miocárdio (MARWICK; YU; SUN, 2007).

A posição exata de cada transdutor, bem como o local onde houve a reflexão do feixe de ultrassom, determina a maneira como o eco do sinal interfere e o formato do envelope do sinal RF que, por sua vez, corresponde aos valores em tons de cinza que formam a imagem de ultrassom, exemplificada na Figura 2.3 (MARWICK; YU; SUN, 2007).

Segundo Marwick, Yu e Sun (2007), ao longo dos últimos 15 anos os maiores avanços

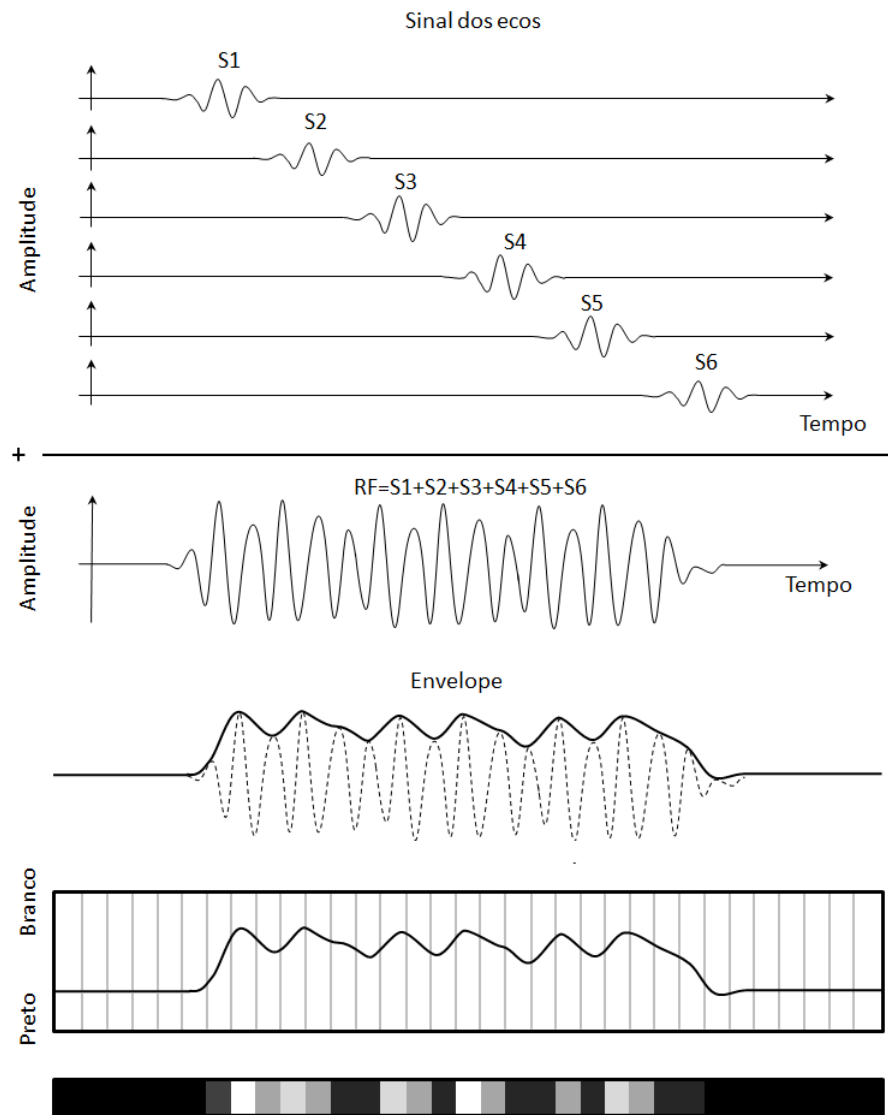


Figura 2.2: sequência de codificação de um feixe ultrassônico radial em tons de cinza.

em relação às imagens médicas de ultrassom tem acontecido com o desenvolvimento de técnicas para quantificar a movimentação dos tecidos e, por sua vez, a deformação de estruturas. O início do estudo da deformação de estruturas cardíacas teve início em 1973 com Mirsky e Parmley (1973).

2.3 Deformação Miocárdica

A análise da deformação miocárdica tem como base as primeiras descrições anatômicas do coração, que se caracterizava por uma disposição espiralada das fibras miocárdicas, até a demonstração prática de que o músculo cardíaco é formado por uma única banda

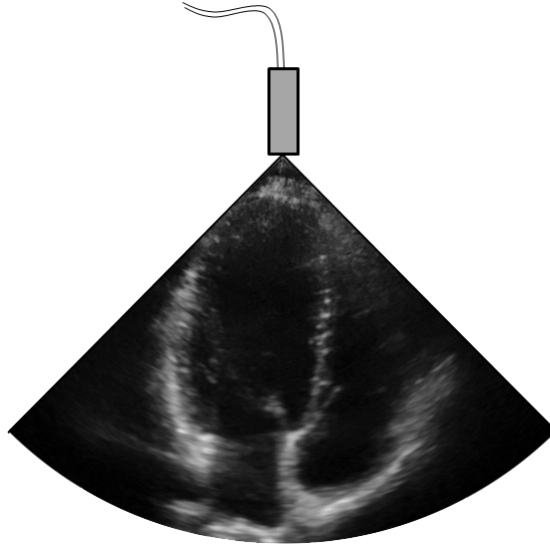


Figura 2.3: imagem típica de ultrassom do coração.

enrolada em si mesma, ilustrada na Figura 2.4. A disposição espiralada, aliada à disposição laminar do miocárdio, confere a este a importante propriedade de incompressibilidade que permite que o músculo mude de forma sem alterar seu volume (DEL CASTILLO et al., 2009).

A deformação miocárdica ocorre quando diferentes porções (fibras) da parede do coração se movem com diferentes velocidades, mudando a forma do músculo. A medida da deformação da fibra miocárdica é expressa como um parâmetro chamado *strain* (ε). Este parâmetro define a deformação total de uma estrutura cardíaca normalizada ao seu formato original durante o ciclo cardíaco.

Em um objeto unidimensional (1D), a única deformação possível é o alongamento e o encolhimento, que é dada por (D'HOOGHE et al., 2000)

$$\varepsilon = \frac{L - L_0}{L_0} = \frac{\Delta L}{L_0} = \frac{(x_{2max} - x_{2min}) - (x_{1max} - x_{1min})}{x_{1max} - x_{1min}}, \quad (2.1)$$

em que L_0 é o comprimento inicial do objeto (com as coordenadas x_{1min} e x_{1max}), L é o comprimento depois da deformação (com as coordenadas x_{2min} e x_{2max}) e ΔL o quanto variou seu comprimento. Essa situação é ilustrada na Figura 2.5.

Como a deformação é relacionada ao comprimento inicial, o valor de *strain* é expresso em porcentagem e não possui dimensão. Por convenção, adota-se o valor positivo de ε quando L é maior que L_0 , significando que o objeto é alongado, e valor negativo quando L é menor que L_0 , indicando que o objeto é encurtado. Quando L permanece igual a L_0 não há mudança no comprimento do objeto e sua deformação é zero.

Quando o tamanho do objeto não é fixo durante o processo de deformação, o *strain*

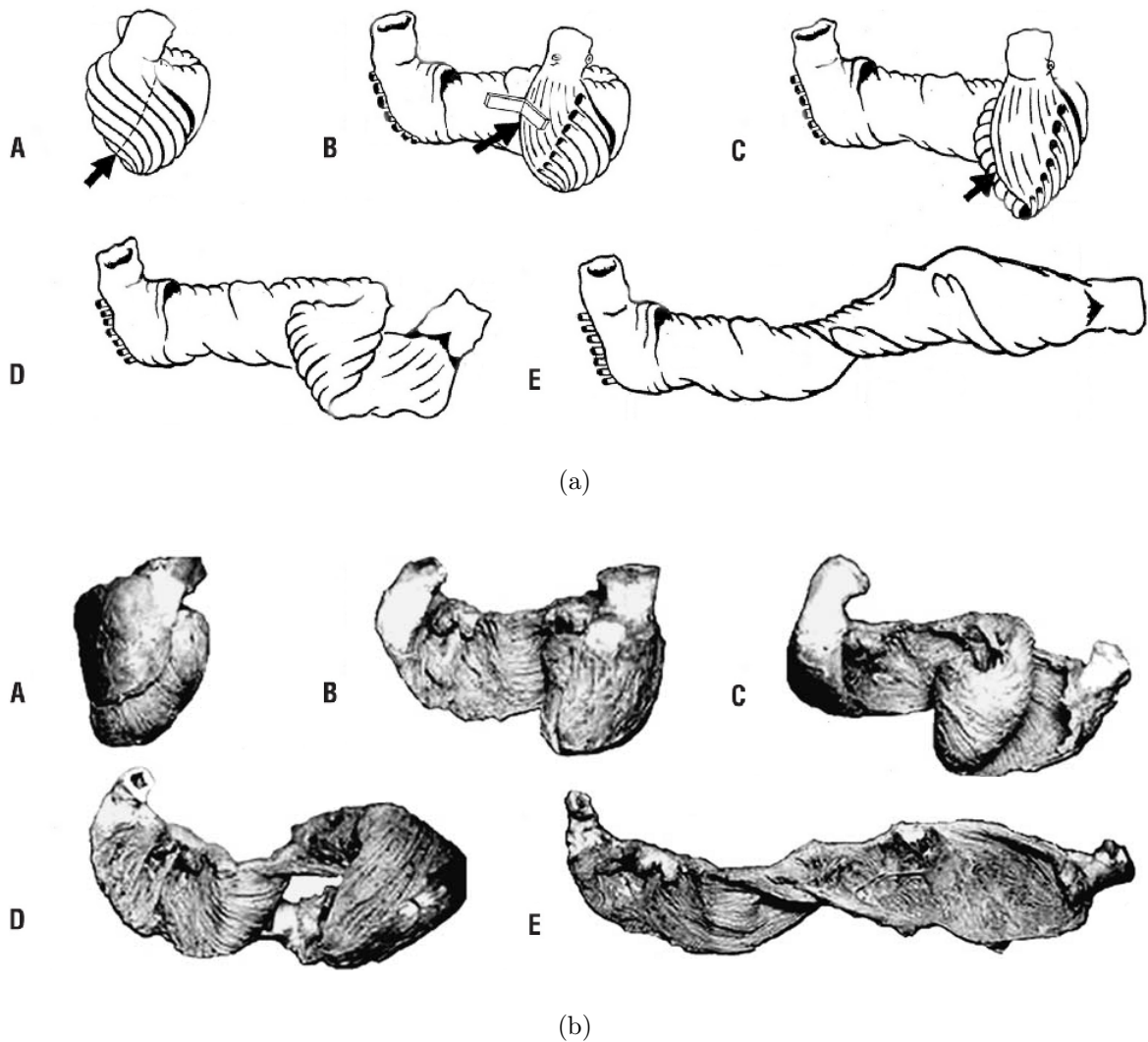


Figura 2.4: representação básica de um coração helicoidal, a) esquemático e b) real (TORRENT-GUASP, 1998; TORRENT-GUASP et al., 2004).

instantâneo é medido por (D'HOOGHE et al., 2002)

$$\varepsilon(t) = \frac{L(t) - L(t_0)}{L(t_0)} = \frac{\Delta L(t)}{L(t_0)}, \quad (2.2)$$

em que $L(t)$ é o comprimento do objeto no instante t e $L(t_0) \equiv L_0$ é seu comprimento inicial. Assim, a deformação instantânea é expressa relativa ao comprimento inicial do objeto e é chamada de *strain* de Lagrange¹.

Outra maneira de se calcular a deformação é chamada de *strain* Natural² e pode ser definido por (D'HOOGHE et al., 2002)

¹O termo *strain* de Lagrange (ou *strain* lagrangiano), utilizado na literatura ecocardiográfica, não faz referência ao tensor de deformação de Lagrange (MARWICK; YU; SUN, 2007).

²*Strain* Natural é também chamado de *strain* logarítmico ou *strain* verdadeiro.

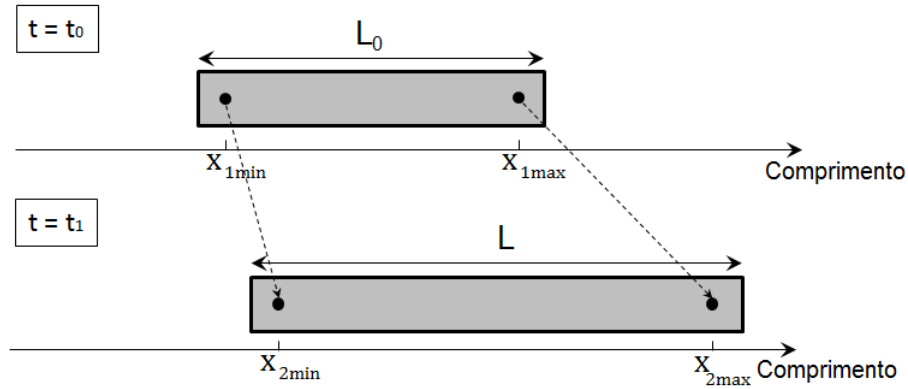


Figura 2.5: deformação de uma barra finita de tamanho inicial L_0 durante os instantes t_0 e t_1 (adaptado de (D’HOOGE et al., 2002)).

$$\varepsilon_N(t) = \ln \left(\frac{L(t)}{L(t_0)} \right), \quad (2.3)$$

em que \ln é a função logarítmica natural.

O *strain* Natural (ε_N) e o *strain* de Lagrange (ε) possuem uma relação fixa e não linear, na qual pequenas deformações em ambos são aproximadamente iguais, mas em grandes deformações a diferença torna-se significativa. Esta relação é dada por (MIRSKY; GHISTA; SANDLER, 1974 apud D’HOOGE et al., 2000)

$$\varepsilon_N(t) = \ln(1 + \varepsilon(t)) \quad \text{ou} \quad \varepsilon(t) = \exp(\varepsilon_N(t)) - 1. \quad (2.4)$$

Ao representar a deformação em função do tempo, tem-se a taxa de deformação (*strain rate*) naquela região. Esta taxa, representada pelo símbolo $\dot{\varepsilon}$, indica a velocidade (V) com que ocorre a deformação e é calculada pela derivada temporal do *strain* (D’HOOGE et al., 2002)

$$\dot{\varepsilon} = \frac{d\varepsilon}{dt} = \frac{d}{dt} \left(\frac{L - L_0}{L_0} \right) = \frac{d}{dt} \left(\frac{L}{L_0} - 1 \right) = \frac{dL}{dt} \left(\frac{1}{L_0} \right) = \frac{V - V_0}{L_0}, \quad (2.5)$$

em que V_0 indica a velocidade inicial com que ocorre a deformação.

Isto é, enquanto o *strain* indica a quantidade de deformação, o *strain rate* indica a variação desta deformação. A relação entre *strain* e *strain rate* pode ser comparada à relação entre velocidade e deslocamento de um objeto. Assumindo um objeto se movendo com velocidade constante, seu deslocamento é a multiplicação do tempo por sua velocidade. Similarmente, assumindo uma taxa de deformação constante, a deformação pode ser dada pela multiplicação do tempo por essa taxa de deformação.

A partir da equação 2.5 pode-se perceber que, ao integrar a taxa de deformação, obtém-se a própria quantidade deformada. E além disso, esta taxa de deformação é calculada a partir do gradiente de velocidade em pequenas porções do miocárdio (PERK; TUNICK; KRONZON, 2007).

Considerando uma deformação total de 20% de um objeto e se essa deformação demora 2s para ocorrer, a taxa de deformação média ($\dot{\epsilon}$) é igual a $0,20/2s$, que é $0,1s^{-1}$. Ou seja, o objeto deforma cerca de 10% a cada segundo. Quando a mesma deformação ocorre na metade do tempo a taxa de deformação dobra para $0,20/1s = 0,2s^{-1}$.

A partir dessa situação, verifica-se que taxa de deformação instantânea não necessariamente é a mesma durante todo o período de deformação. Comparando com a relação de velocidade e deslocamento, quando um objeto se move por uma determinada distância (*strain*) num determinado tempo, a velocidade média (*strain rate*) pode ser calculada. Entretanto, isso não implica que a velocidade instantânea do objeto é conhecida durante todo seu deslocamento e, de forma análoga, não implica que a taxa de deformação instantânea é conhecida durante todo o ciclo cardíaco.

Uma sequência de operações é necessária para se obter a quantidade de deformação longitudinal do miocárdio. Deve-se, primeiramente, extrair um único ciclo cardíaco durante o exame ecocardiográfico. O exame é extraído a partir do início da diástole (abertura das válvulas tricúspide e mitral e enchimento ventricular) até o final da sístole ventricular (fechamento das válvulas pulmonar e aórtica), que é quando se reinicia o ciclo cardíaco.

De posse do vídeo do ciclo cardíaco, deve-se fazer a delimitação de pontos que definem um contorno sob as paredes cardíacas. Estes pontos se deslocam durante o ciclo cardíaco formando uma espécie de *loop* e voltando à sua posição inicial como está mostrado na Figura 2.6(a). Os pontos formam segmentos que dividem a parede do miocárdio em três bandas (basal, medial e apical) para cada parede conforme está mostrado na Figura 2.6(b). São estes segmentos que deformam ao longo do ciclo cardíaco e geram a deformação global longitudinal (*global longitudinal strain*) e a deformação segmentar do músculo (DEL CASTILLO; HERSZKOWICZ; FERREIRA, 2010).

A deformação global por *speckle tracking* foi introduzida por Reisner et al. (2004) e obedece a equação 2.2 de modo que o comprimento inicial L_0 é a soma, e não a média, das distâncias entre os pontos visualizado na Figura 2.6(c), formando um único e extenso segmento ($L(t_0) = \sum l_i$) em forma de U. Este segmento tem seu tamanho atualizado à medida que os pontos do contorno mudam de posição ao longo do ciclo cardíaco. As posições dos pontos do contorno são atualizadas a cada quadro até que se complete o ciclo cardíaco (CHO et al., 2009).

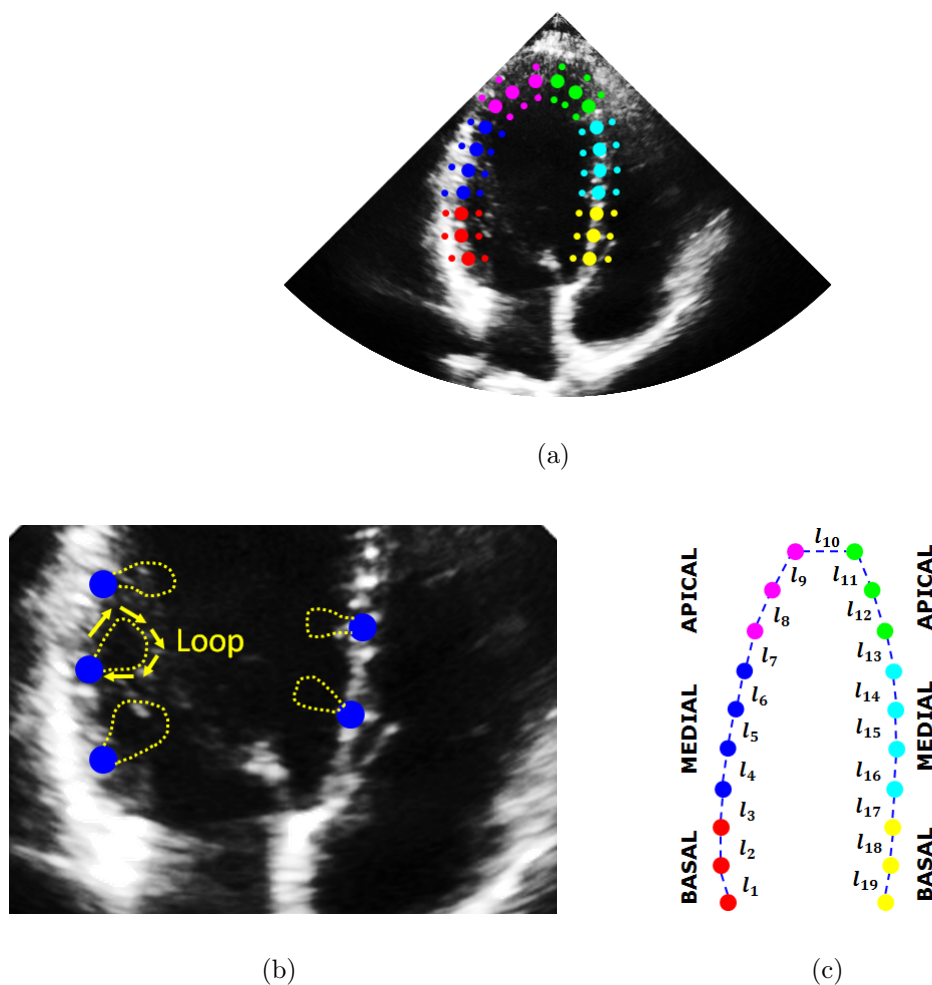


Figura 2.6: a) pontos formadores do contorno das paredes miocárdicas; b) *loop* realizado por cada ponto; e c) segmentos formados pela distância entre cada par de pontos.

O valor da deformação instantânea de cada quadro é calculado e indexado em função dos quadros do vídeo, gerando uma curva de deformação para cada segmento do coração. Na Figura 2.7 são mostradas duas imagens de ecocardiograma, evidenciando 2.7(a) contorno inicial nas paredes do músculo cardíaco com o valor da deformação global (GS) em -19,1%, 2.7(b) valor da deformação de cada segmento do coração e 2.7(c) curvas de deformação dos segmentos ao longo dos quadros.

Atualmente, existem duas metodologias capazes de realizar o cálculo da deformação miocárdica através de imagens de ultrassom: DT e St2D (KOOPMAN et al., 2010; TESKE et al., 2007). Essas metodologias são brevemente explicadas a seguir.

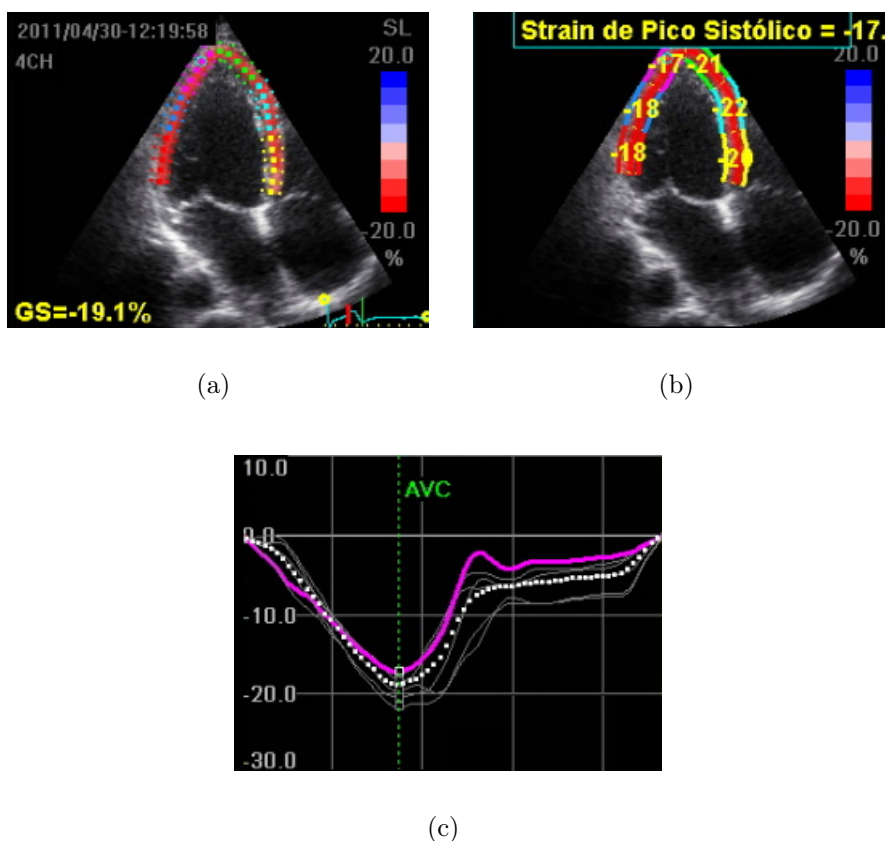


Figura 2.7: imagens de ecocardiograma, a) contorno inicial nas paredes do músculo cardíaco com o valor da deformação global (GS) em -19,1%; b) valor da deformação de cada segmento do coração; e c) curvas de deformação dos segmentos ao longo dos quadros.

2.3.1 *Doppler* Tecidual

O princípio do efeito *Doppler* tem sido tradicionalmente usado para medir a velocidade do fluxo sanguíneo, mas pode ser usado também para medir a velocidade do miocárdio e de outros tecidos (MARWICK; YU; SUN, 2007). Isaaq et al. (1989) foram os pioneiros ao introduzirem o conceito de Ecocardiografia com *Doppler* Tecidual (EDT) se referindo à estimação das velocidades dos tecidos do miocárdio utilizando a técnica de *Doppler* pulsátil.

A técnica de *Doppler* consiste inicialmente no posicionamento de um transdutor de ultrassom junto ao corpo do paciente para que ondas ultrassônicas sejam emitidas. Ao atingir células sanguíneas em movimento (fluxo sanguíneo), a onda refletida do ultrassom retorna ao transdutor. Quando o fluxo sanguíneo se move em direção ao transdutor, há um crescimento na frequência da onda refletida. Em caso contrário, se o fluxo sanguíneo estiver na direção oposta ao transdutor, há um decréscimo na frequência da onda refletida. Esta variação de frequência é proporcional à velocidade do sangue, permitindo-se aferi-la

(CARVALHO; CHAMMAS; CERRI, 2008).

Assim, o *Doppler* convencional pode ser utilizado em determinadas circunstâncias também para medir a velocidade de outros tecidos que também se movimentam como, por exemplo, o miocárdio. A diferença entre aplicações no tecido sanguíneo e em outros tecidos está na baixa amplitude dos sinais refletidos no sangue e na alta intensidade das reflexões em outros tecidos. Isso ocorre devido ao sangue possuir alta velocidade e baixa densidade (resultando uma baixa amplitude sanguínea) e devido ao tecido possuir uma alta densidade mas baixa velocidade (resultando em um sinal de alta intensidade), que pode ser esquematizado na Figura 2.8(a). Para diferenciar uma das duas aplicações utiliza-se de um filtro passa-altas para o Doppler do fluxo sanguíneo e passa-baixas para o Doppler tecidual. Isto é ilustrado na Figura 2.8(b) (CARVALHO; CHAMMAS; CERRI, 2008).

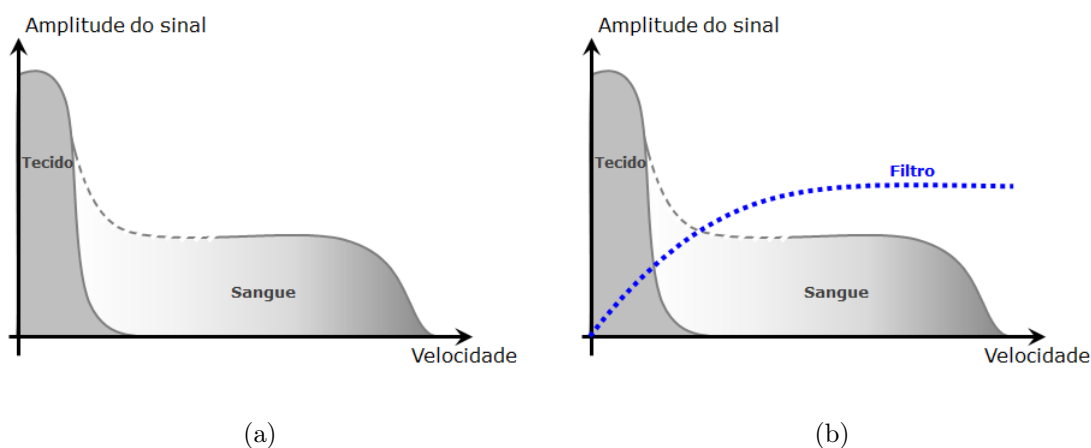


Figura 2.8: a) diagrama ilustrativo da intensidade do sinal \times velocidade no tecido e no fluxo sanguíneo; e b) o mesmo diagrama separado por um filtro (adaptado de (FOX et al., 2011)).

O movimento das estruturas é representado por cores: vermelho para tudo que se movimenta em direção ao transdutor e azul para tudo que se movimenta em direção contrária. A Figura 2.9, por exemplo, é a imagem de um corte paraesternal transversal (veja mais no Apêndice B) do ventrículo esquerdo (VE) com DT em que se evidencia a região anterior do septo em vermelho (movimento no sentido do feixe de ultrassom) e a parede posterior em azul (movimento contrário ao transdutor), indicando que o coração está na fase diastólica do ciclo cardíaco (SILVA et al., 2002).

As velocidades nos tecidos podem ser representadas por vetores de velocidade que apontam em duas possíveis direções: contra e a favor do transdutor. Com base nestes vetores de velocidade, o DT torna-se uma técnica capaz de realizar o cálculo da deformação miocárdica, quantificando o alongamento ou encurtamento da fibra e, indiretamente, seu

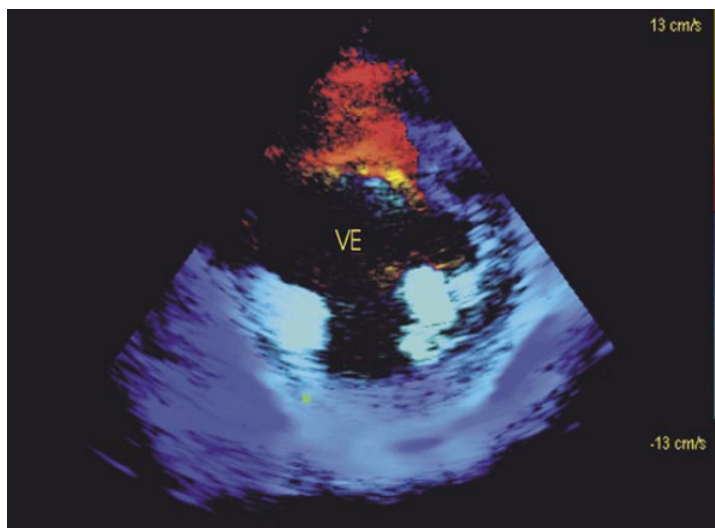


Figura 2.9: corte do VE, evidenciando a fase diastólica do ciclo cardíaco pelas diferentes velocidades do tecido miocárdico (SILVA et al., 2002).

espessamento. Isto porque quanto mais o músculo cardíaco se alonga, mais diminui sua espessura e quanto mais se encurta, mais se espessa (SILVA et al., 2002).

A partir disso, a taxa de deformação (*strain rate*) pode ser definida como a medida da velocidade de deformação do miocárdio equacionado por $(V_2 - V_1)/L$ e ilustrada na Figura 2.10, em que V_1 e V_2 são os vetores de velocidade de encurtamento do miocárdio em dois pontos distintos ao longo do feixe de ultrassom separados por uma distância L . Esta medida fornece o gradiente intramiocárdico de velocidades por unidade de tempo e representa o grau de deformidade da fibra. Como este gradiente de velocidade representa a diferença de velocidades em cm/s entre dois pontos, dividida pela distância em cm destes mesmos pontos, sua unidade é s^{-1} [(cm/s)/cm] (SILVA et al., 2004).

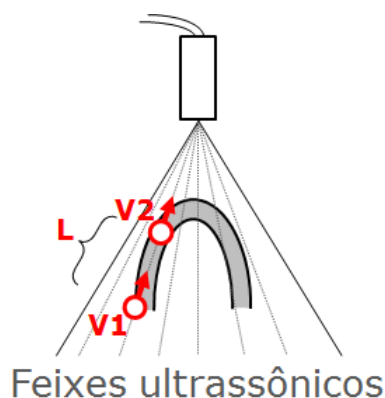


Figura 2.10: gradiente intramiocárdico de velocidade entre dois pontos de um segmento muscular (V_1 e V_2) em relação à distância L entre eles (adaptado de (SILVA et al., 2005))

Apesar de ser uma técnica largamente utilizada, o DT continua com fortes limitações.

A maior dessas limitações é o fato dos vetores de velocidade e da deformação serem calculados em uma única dimensão (D'HOOGE et al., 2000). Isto é, somente uma velocidade e uma deformação de uma única linha da imagem produzida por um feixe do transdutor de ultrassom pode ser analisada, resultando na dependência do ângulo de insonação do transdutor (CASTRO et al., 2000).

A dependência angular do DT é, sem dúvida, um grande empecilho para o avanço do diagnóstico por imagens por diversos fatores. Um dos fatores é a necessidade de uma maior experiência do operador do aparelho de ultrassom, pois, como visto, o ângulo de insonação interfere diretamente no resultado do diagnóstico. Outra grande desvantagem ligada à dependência angular está na difícil reprodutibilidade dos estudos, dos exames e, conseqüentemente, dos resultados. Segundo Marwick, Yu e Sun (2007), a principal desvantagem do DT é a necessidade de um rastreamento manual da região de interesse durante o ciclo cardíaco, que é uma tarefa custosa e tediosa.

2.3.2 *Strain* Bidimensional

A fim de superar as limitações do DT citadas anteriormente, uma nova técnica vem sendo estudada. A técnica de rastreamento de marcas acústica (*speckle tracking*), diferentemente das técnicas baseadas no efeito *Doppler*, é capaz de medir a velocidade nos tecidos e, por sua vez, a deformação miocárdica, não só ao longo do feixe de ultrassom (longitudinal) como também perpendicular à linha da imagem (transversal). Assim, esta técnica pode medir a deformação em duas dimensões. Na Figura 2.11 é ilustrada a comparação do espaço de análise das duas técnicas.

Devido à capacidade de análise em duas dimensões, a metodologia de rastreamento de marcas acústicas em imagens de ultrassom visando o cálculo da deformação (*strain*) do músculo cardíaco foi chamada de *strain* bidimensional (St2D).

O princípio fundamental do St2D baseia-se fortemente na formação das imagens de ultrassom, quando o feixe de ultrassom reflete as estruturas cardíacas formando uma distribuição espacial única em tons de cinza. Essa distribuição, semelhante à uma impressão digital dos tecidos do miocárdio, é comumente chamada de *speckle pattern* ou marca/padrão acústico digital (MARWICK; YU; SUN, 2007).

Devido ao padrão único das marcas acústicas para cada estrutura, quando uma porção do miocárdio se move ao longo do ciclo cardíaco pode-se assumir que a imagem da marca também se move. Logo, o rastreamento destas marcas acústicas durante a movimentação do coração indica o real movimento da estrutura que a gerou. O rastreamento de uma

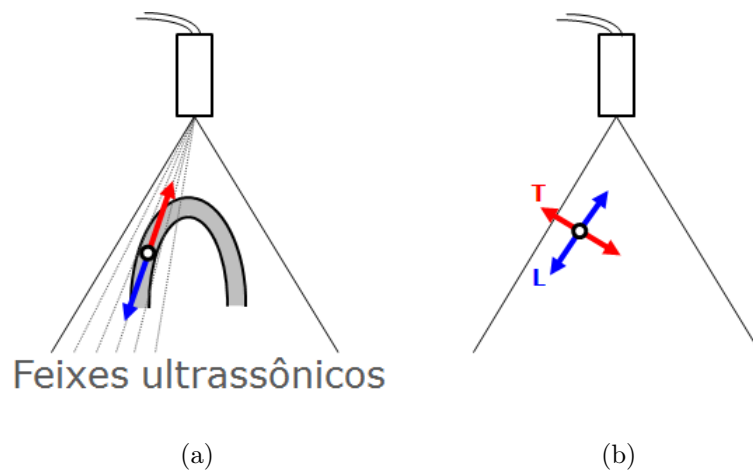


Figura 2.11: direções dos vetores de velocidade das técnicas, a) DT longitudinal; e b) St2D, longitudinal e transversal (adaptado de Perk, Tunick e Kronzon (2007)).

determinada marca acústica durante quatro quadros é ilustrado na Figura 2.12.

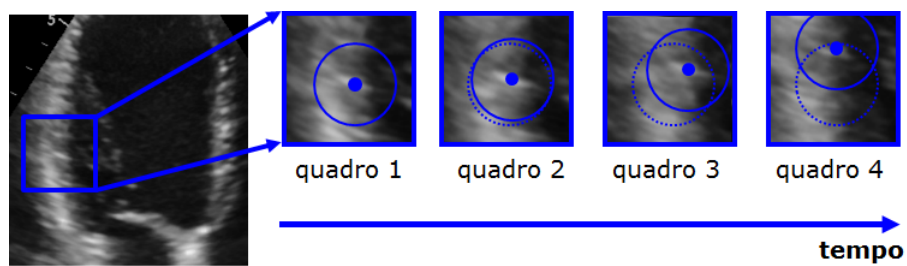


Figura 2.12: técnica de rastreamento de marcas acústicas (*speckle tracking*) (adaptado de Fox et al. (2011)).

Ao rastrear uma determinada região de interesse durante uma sequência de quadros, o *software* embarcado no equipamento de ultrassom responsável pela detecção e rastreamento atualiza a geometria da região, quadro a quadro, e extrai parâmetros de deslocamento, velocidade, deformação e taxa de deformação.

Existem várias técnicas utilizadas para rastreamento em geral, contudo, Marwick, Yu e Sun (2007) destacam duas abordagens para este propósito com resultados constatados: técnicas baseadas em fluxo óptico (*optical flow*) e em casamento de blocos (*block-matching*). Essas duas abordagens são explicadas a seguir juntamente com a importância da análise do movimento.

2.4 Análise de Movimento

O processamento e análise de vídeos e imagens vem sendo utilizado em várias aplicações distintas que vão desde vigilância, estudos geológicos, controle de tráfico às aplicações médicas (GONZALEZ; WOODS, 2008).

Sistemas de VC possuem fundamental importância na etapa de detecção de objetos em movimento em vídeo. Muitos desses sistemas empregam técnicas de maior enfoque nos objetos que estão se movendo a fim separá-los da cena e executar a tarefa para os quais foram projetados. O rastreamento humano, por exemplo, em circuitos de vigilância, exige a separação da pessoa em relação à cena ao fundo.

A análise de movimento possui várias aplicações e, por isso, possui inúmeras técnicas que podem ser utilizadas. Logo, para cada aplicação existe uma determinada técnica específica. Para a análise da deformação miocárdica, por exemplo, as técnicas mais utilizadas são fluxo óptico e casamento de blocos, explicadas a seguir.

2.4.1 Fluxo Óptico

Fluxo Óptico (FO) pode ser definido como a distribuição dos vetores de movimento aparente dos padrões de intensidade (brilho) em uma imagem (HORN; SCHUNCK, 1981), ou seja, é um denso campo de velocidade no qual existe um único vetor de velocidade que está associado a cada *pixel* no plano da imagem. Um exemplo de visualização de FO é ilustrado na Figura 2.13, onde há uma rotação no sentido horário de dois quadros subsequentes, mostrado nas Figuras 2.13(a) e 2.13(b), respectivamente. Neste caso, o FO resultante é o campo de vetores de velocidade ilustrado na Figura 2.13(c) (BARROS, 2009).

Para fins de visualização dos vetores de velocidade é gerado um campo de vetores de velocidade (chamado mapa de agulhas) do movimento aparente dos *pixels* (ilustrado anteriormente na Figura 2.13(c)). De posse dos vetores de velocidade é possível convertê-los em vetores de deslocamento desde que se conheça o intervalo de tempo entre imagens subsequentes (BARBOSA et al., 2005).

O campo de velocidade gerado pelo FO contém importantes informações utilizadas em diversas aplicações, tais como segmentação de regiões ou bordas (ZITNICK; JOJIC; KANG, 2005), análise de formas (DECARLO; METAXAS, 2002), navegação exploratória (GIACHETTI; CAMPANI; TORRE, 1998), rastreamento de objetos (YILMAZ; JAVED; SHAH, 2006), codificação de vídeo (KRISHNAMURTHY; MOULIN; WOODS, 1995), entre outras.

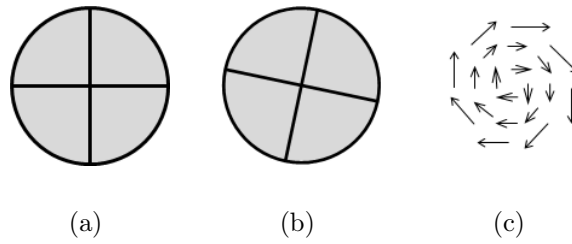


Figura 2.13: exemplo da técnica de FO, a) com um frame no instante t_0 ; b) frame no instante $t_0 + 1$; e c) campo de fluxo óptico.

A análise de movimento é baseada em uma sequência de imagens (ou uma sequência de quadros de um vídeo) com uma certa diferença de tempo entre as mesmas. A computação do FO resulta na direção e velocidade nos *pixels* da imagem. Apesar do FO nem sempre corresponder ao verdadeiro movimento de objetos, existe uma considerada aproximação deste (BARBOSA et al., 2005).

Diversos métodos têm sido propostos para computar o FO e a escolha do método depende muito do tipo de cena a ser analisada. Embora existam diversos métodos, os mais utilizados na literatura são os métodos diferenciais, em que é considerada a intensidade do brilho entre quadros diferentes de uma sequência de imagens aproximadamente constante em um curto intervalo de tempo, ou seja, o deslocamento é mínimo para um espaço de tempo pequeno.

Horn e Schunck (1981) assumem, inicialmente, que o padrão de brilho da cena “ E ” permanece constante numa região da imagem em um curto intervalo de tempo t . Logo, definindo “ E ” em suas coordenadas (x, y) , tem-se

$$E(x, y, t) = E(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t), \quad (2.6)$$

em que $(\delta x, \delta y)$ é um deslocamento pequeno de uma região da imagem em um curto intervalo de tempo δt . Expandindo a parte da direita desta equação através de séries de Taylor, tem-se

$$E(x, y, t) = E(x, y, t) + \delta x \frac{\partial E}{\partial x} + \delta y \frac{\partial E}{\partial y} + \delta t \frac{\partial E}{\partial t} + \epsilon, \quad (2.7)$$

em que ϵ representa termos de ordem superior, os quais se assume que são desprezíveis. Assim, esta equação se torna

$$E(x, y, t) = E(x, y, t) + \delta x \frac{\partial E}{\partial x} + \delta y \frac{\partial E}{\partial y} + \delta t \frac{\partial E}{\partial t} + 0, \quad (2.8)$$

e, por sua vez,

$$\frac{\partial E}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial E}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial E}{\partial t} \frac{dt}{dt} = 0. \quad (2.9)$$

Tomando u e v , nesta equação, como as derivadas parciais de primeira ordem ($u = \frac{dx}{dt}$ e $v = \frac{dy}{dt}$) de $E(x, y, t)$, obtém-se a equação de restrição do movimento (HORN; SCHUNCK, 1981)

$$E_x u + E_y v + E_t = 0, \quad (2.10)$$

em que E_x e E_y são os gradientes nas direções x e y , respectivamente. O termo E_t é a derivada parcial de primeira ordem de $E(x, y, t)$ em relação ao tempo e, por fim, u e v são os vetores de velocidade nas direções x e y .

Contudo, a equação 2.10 não é capaz de determinar as velocidades u e v , pois, existe apenas uma única equação linear com duas variáveis desconhecidas. Este problema, chamado de Problema da Abertura³, tem infinitas soluções. Na literatura especializada, os métodos mais conhecidos para impor uma restrição adicional para resolver este inconveniente foram desenvolvidos por Horn e Schunck (1981) e Lucas e Kanade (1981).

2.4.1.1 Método de Horn e Schunck (1981)

Horn e Schunck (1981) introduziram uma restrição adicional de suavização à equação 2.10 para que os vetores possam se alterar de maneira suave ao longo dos quadros. Desta maneira, dado um objeto opaco, os pontos que o compõem possuem velocidades semelhantes.

Uma maneira de calcular essa restrição de suavização é aproximando o operador Laplaciano de u e v conforme as expressões (HORN; SCHUNCK, 1981)

$$\nabla^2 u \approx k(\bar{u}_{x,y,t} - u_{x,y,t}) \quad \text{e} \quad \nabla^2 v \approx k(\bar{v}_{x,y,t} - v_{x,y,t}) \quad (2.11)$$

em que as médias locais $\bar{u}_{x,y,t}$ e $\bar{v}_{x,y,t}$ são definidas por uma máscara quando o fator de proporcionalidade k é igual a 3. Esta máscara é dada por

³O Problema da Abertura surge quando não há informação suficiente para poder medir a velocidade completa em uma determinada região, mas há informação suficiente para medir a componente normal àquela região.

1/12	1/6	1/12
1/6	-1	1/6
1/12	1/6	1/12

A restrição apresentada, conhecida como restrição de suavização do fluxo óptico, tem por objetivo limitar o campo de velocidade estimado minimizando a função de energia f dada por

$$f = \iint [(E_x u + E_y v + E_t)^2 + \alpha^2 (|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2)] dx dy, \quad (2.12)$$

em que α é um fator de suavização e $|\nabla u|$ $|\nabla v|$ são os módulos da velocidade nas direções x e y . Utilizando a aproximação pelo operador Laplaciano e o método iterativo de Gauss-Seidel obtém-se os valores estimados das velocidades u e v pelas expressões

$$u^{k+1} = \bar{u}^n - E_x \frac{E_x \bar{u}^n + E_y \bar{v}^n + E_t}{\alpha^2 + E_x^2 + E_y^2} \quad e \quad (2.13)$$

$$v^{k+1} = \bar{v}^n - E_y \frac{E_x \bar{u}^n + E_y \bar{v}^n + E_t}{\alpha^2 + E_x^2 + E_y^2}, \quad (2.14)$$

em que n representa a última iteração calculada e $n + 1$ a próxima iteração, \bar{u} e \bar{v} são os valores médios das velocidades da vizinhança de (x, y) .

A cada duas imagens consecutivas, o método de Horn e Schunck (1981) realiza um número pré-determinado de iterações a fim de calcular os gradientes nas direções x e y e a derivada de t . Este método considera as velocidades u e v inicialmente iguais a zero e, para um valor pré-estabelecido de α , os atualiza mediante as equações 2.13 e 2.14.

Mailloux et al. (1987) foram os primeiros a analisar o movimento do coração se baseando no método de Horn e Schunck (1981) para estimar vetores de velocidade. Mailloux et al. (1989) foram, ainda, os pioneiros na análise da deformação do miocárdio através do método de FO. No trabalho citado, o método foi validado como uma alternativa para se buscar o contorno do coração. A partir desta análise inicial, outros trabalhos combinaram o método de Horn e Schunck (1981) com outras técnicas, tais como contornos ativos (MIKIC; KRUCINSKI; THOMAS, 1998). Passados mais de 30 anos desde a proposição do método, este ainda é utilizado na formulação de novos estudos no âmbito do rastreamento do músculo cardíaco (YAACOBI; LIEL-COHEN; GUTERMAN, 2008; FAHMY; AL-AGAMY; KHALIFA, 2012).

2.4.1.2 Método de Lucas e Kanade (1981)

A solução dada por Lucas e Kanade (1981) para o problema de abertura gerado pela equação 2.10 consiste na introdução de uma hipótese adicional que assume um FO constante local. Isto é, dado um vetor velocidade associado a um *pixel* P , todos os vizinhos de P têm o mesmo vetor de velocidade. Assume-se a vizinhança de P como uma janela $m \times m$ centrada em P . Logo, a partir da equação 2.10 tem-se

$$\begin{aligned} E_x(p_1)u + E_y(p_1)v &= -E_t(p_1) \\ E_x(p_2)u + E_y(p_2)v &= -E_t(p_2) \\ &\vdots \\ E_x(p_n)u + E_y(p_n)v &= -E_t(p_n), \end{aligned} \tag{2.15}$$

em que p_1, p_2, \dots, p_n representam os tons dos *pixels* vizinhos a P . Essa equação pode ser reescrita de forma matricial por

$$\underbrace{\begin{bmatrix} E_x(p_1) & E_y(p_1) \\ E_x(p_2) & E_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ E_x(p_n) & E_y(p_n) \end{bmatrix}}_A \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \underbrace{\begin{bmatrix} E_t(p_1) \\ E_t(p_2) \\ \vdots \\ E_t(p_n) \end{bmatrix}}_b. \tag{2.16}$$

Uma possível solução para este sistema de equações utiliza o método dos Mínimos Quadrados (LS - *Least Squares*), através de

$$A^T A \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = A^T (-b), \tag{2.17}$$

em que A^T representa a matriz transposta de A e pode ser resolvida utilizando a pseudo-inversa

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = (A^T A)^{-1} A^T (-b), \tag{2.18}$$

ou seja,

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{m^2} E_x(p_i)^2 & \sum_{i=1}^{m^2} E_x(p_i)E_y(p_i) \\ \sum_{i=1}^{m^2} E_x(p_i)E_y(p_i) & \sum_{i=1}^{m^2} E_y(p_i)^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{m^2} E_x(p_i)E_t(p_i) \\ \sum_{i=1}^{m^2} E_y(p_i)E_t(p_i) \end{bmatrix}. \tag{2.19}$$

Sabendo que esta equação possui uma inversão de matriz, é necessário verificar a sua singularidade. Para isto, calculam-se os autovalores da matriz a ser invertida. Os autovalores são comparados a um limiar de redução de ruído τ para estimar o FO. As velocidades u e v são consideradas nulas quando os autovalores estão abaixo do limiar τ , portanto são desprezíveis.

O método de Lucas e Kanade (1981), assim como o de Horn e Schunck (1981), teve suas primeiras aplicações em imagens de ultrassom por Chunke, Terada e Oe (1996) em que foi analisado apenas o tempo de processamento nos quadros dos vídeos ecocardiográficos. Este trabalho resultou na validação real do método no tocante à análise de movimento do coração. A dessa validação, testes foram realizados combinando o método de Lucas e Kanade (1981) com outras técnicas, tais como casamento de blocos (VERONESI et al., 2006). Apesar de se passarem 30 anos desde a proposição do método, este ainda é utilizada como base para a resolução de problemas ligados ao rastreamento da estrutura cardíaca (YANG; MURASE, 2010).

2.4.1.3 Método de Lucas e Kanade Piramidal

O método de Lucas e Kanade (1981) pode ser aplicado em um contexto reduzido visto que se baseia apenas em informações locais derivadas de uma pequena janela em torno dos pontos de interesse. A desvantagem em se usar pequenas janelas locais é que grandes movimentos podem mover pontos para fora da janela e, assim, tornam impossível o cálculo do vetor de velocidade daquele ponto. Este problema conduz à adaptação deste método para uma nova técnica com multi-resolução: o método de Lucas e Kanade Piramidal (PIR) (BOUGUET, 2000).

O conceito de métodos de multi-resolução, ou pirâmides, em imagens digitais surgiu com Burt e Adelson (1983) em aplicações de compressão de imagens. Estes métodos baseiam-se em uma espécie de pirâmide em que cada setor (ou nível) representa imagens em diferentes resoluções. A base da pirâmide, por exemplo, representa a imagem em sua resolução original no nível 0 e cada nível acima deste possui metade de sua resolução até um determinado nível L , conforme ilustrado na parte esquerda da Figura 2.14.

O método PIR consiste em filtrar e sub-amostrar versões de uma determinada imagem até um nível L para que, a partir deste nível, seja aplicado o FO de Lucas e Kanade. O fluxo resultante no nível L é utilizado no nível $L - 1$ como valor inicial para os vetores de velocidade e, assim, a técnica é aplicada novamente em todos os níveis até atingir o nível 0 quando a imagem é reconstruída (Figura 2.14).

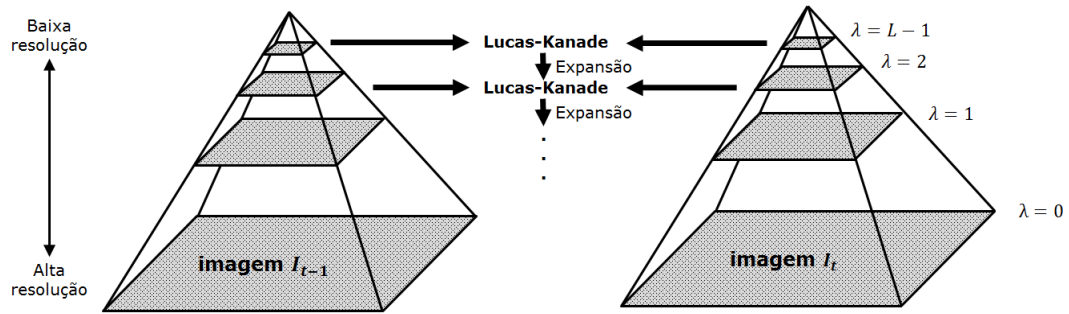


Figura 2.14: representação esquemática do método PIR.

Burt e Adelson (1983) decompõem a estrutura piramidal em duas etapas. A primeira, chamada de etapa de redução e ilustrada na Figura 2.15, consiste na filtragem passa-baixas e na posterior amostragem para a obtenção do próximo nível da pirâmide (partindo do nível 0). O processo é similar ao da distribuição de probabilidade gaussiana (com o objetivo de eliminar altas frequências) e, por isso, é chamado de Pirâmide Gaussiana. Cada nível λ pode ser obtido por

$$\lambda(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) \lambda(2i + m, 2j + n), \quad (2.20)$$

em que w é o filtro da convolução (de tamanho 5×5).

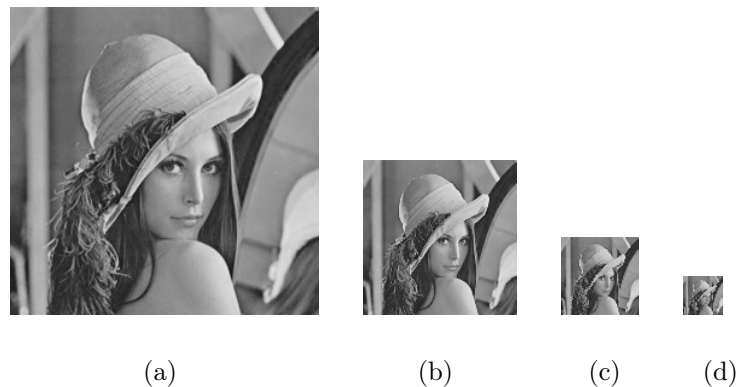


Figura 2.15: etapa de redução da imagem, a) com nível 0 com 256×256 pixels; b) nível 1 com 128×128 pixels; c) nível 2 com 64×64 pixels; e d) nível 3 com 32×32 pixels.

A segunda etapa é chamada de expansão, mostrada na Figura 2.16, e é nesta fase que a imagem é reconstruída. Para isso, cada imagem do nível inferior é subtraída do nível acima da pirâmide como um filtro passa-altas. Como as imagens possuem resoluções diferentes, é necessário interpolar os valores dos tons dos pixels da imagem do nível anterior para, em seguida, realizar a subtração.

A expansão é o processo inverso da redução e se assemelha ao operador laplaciano no tocante à suavização. Por essa razão, o resultado dessa sequência de operações é chamado de Pirâmide Laplaciana e a interpolação de cada nível é dado por (BURT; ADELSON, 1983)

$$\lambda(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) \lambda\left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2}\right), \quad (2.21)$$

em que os termos $\frac{i-m}{2}$ e $\frac{j-n}{2}$ não inteiros são excluídos do somatório.



Figura 2.16: etapa de reconstrução da imagem, a) com nível 0 com 256x256 *pixels*; b) nível 1 com 128x128 *pixels*; c) nível 2 com 64x64 *pixels*; e d) nível 3 com 32x32 *pixels*.

(MALPICA et al., 2004) utilizaram o método PIR para medir a intensidade do fluxo sanguíneo no átrio direito a partir de imagens de ressonância magnética. Os métodos de FO tem se mostrado viáveis no âmbito ecocardiográfico mas estes podem falhar devido a baixa qualidade da imagem a ser rastreada. Logo, além dos métodos de FO, outra técnica citada na literatura por Marwick, Yu e Sun (2007), Zamorano, Fernández e Kaul (2004) como uma solução para a busca de marcas acústicas é chamada de Casamento de Blocos (CB).

2.4.2 Casamento de Blocos

A técnica de Casamento de Blocos (CB) foi introduzida por Jain e Jain (1981) e é inicialmente aplicada em codificação de imagens, a partir da similaridade entre *pixels* de imagens ou de regiões de imagens. Hoje, esta técnica é largamente utilizada em aplicações tais como rastreamento visual (GYAOUROVA; KAMATH, 2003), compressão de vídeo (RATH; MAKUR, 1998), visão estéreo (KOSCHAN; RODEHORST; SPILLER, 1996); entre outras.

Essa técnica CB baseia-se no princípio de que se um bloco é definido como sendo suficientemente pequeno, então o movimento exibido por este bloco, pode ser caracterizado por um modelo paramétrico que descreve o movimento de todos os *pixels* no seu interior através de um simples vetor de deslocamento (LUKCAC; PLATANIOTIS, 2006).

O vetor de deslocamento é estimado definindo inicialmente dois parâmetros: bloco âncora (BA) e área de busca (AB). O BA é centrado no objeto de uma cena em um quadro t_0 , cujo movimento se deseja acompanhar e, por este motivo, seu tamanho é bastante variável. O bloco que contém o objeto é então procurado em diferentes posições dentro da AB de uma cena no quadro seguinte $t_0 + 1$. A posição onde acontecer a melhor correspondência com o BA é tida como a nova posição do objeto, ou seja, a posição final do vetor de deslocamento. A Figura 2.17 ilustra o uso desta técnica.

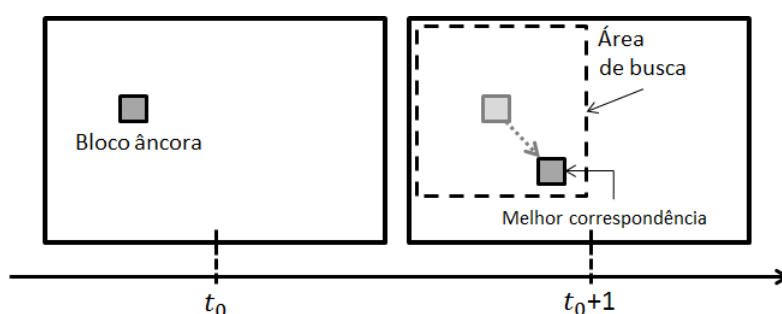


Figura 2.17: exemplo de estimativa de vetor de deslocamento.

A dinâmica da técnica CB ocorre ao posicionar o BA no quadro inicial de um vídeo e está exemplificada na Figura 2.18. A função que define a AB se adapta às coordenadas centrais do BA. Portanto, se o BA mudar, a AB vai mudar na mesma proporção. Após posicionar o BA e a AB no quadro inicial, Figura 2.18(a), é realizada uma busca através de comparações de maior similaridade (ou de menor dissimilaridade) entre o BA do quadro anterior e todos os possíveis BAs dentro de AB do quadro atual. Esses possíveis BAs representam todas as possíveis configurações de blocos de mesmo tamanho do BA dentro da AB. O BA é, então, atualizado para onde ocorrer a melhor correspondência entre os blocos, conforme mostra a Figura 2.18(b). Da mesma forma a AB é atualizada e o vetor de deslocamento é encontrado, ilustrado na Figura 2.18(c). O processo se repete quadro a quadro conforme as Figuras 2.18(d) a 2.18(o) e, ao final, tem-se todos os vetores de deslocamento formando a trajetória do objeto, mostrada na Figura 2.18(p).

2.4.2.1 Estimadores de Deslocamento

Comparar padrões entre blocos consiste, basicamente, em analisar a similaridade (menor erro) entre os *pixels* de um bloco com os *pixels* do outro bloco para, assim, achar o deslocamento do bloco durante a sequência de quadros. Existem diversos estimadores de deslocamento baseado nos tons dos *pixels* utilizados para rastreamento de marcas acústicas.

Trahey, Allison e Ramm (1987) foram os pioneiros na utilização de CB em imagens de ultrassom para rastrear marcas. Em seu trabalho foi utilizado estimador de correlação normalizada (NC) para detectar o fluxo sanguíneo. Posteriormente, Bohs e Trahey (1991) utilizaram a soma das diferenças absolutas (SAD) para estimar a posição de marcas visando detectar, não somente o fluxo sanguíneo, mas também o movimento de tecidos. Walker et al. (1993) utilizaram ainda o mesmo estimador SAD para medir vibrações em tecidos.

Uma das primeiras análises comparativas entre estimadores de movimento foi realizada por Friemel, Bohs e Trahey (1995) ao comparar NC, SAD e correlação não-normalizada (NNC) em imagens sintéticas em diversas situações como, por exemplo, diferentes níveis de ruídos e tamanho variado de blocos. Já Ebbini (2000) utiliza decomposição em autovalores para determinar automaticamente o tamanho de bloco ideal.

Outros estimadores de deslocamento são analisados por Langeland et al. (2003) e Viola e Walker (2003), como os já abordados SAD, NC, NNC e soma das diferenças quadráticas (SSD).

Este trabalho avalia o desempenho dos estimadores já citados e utilizados na literatura (SAD, SSD, NC, NNC), bem como a autocorrelação (AC), a correlação cruzada (CC), o erro médio quadrático (MSE) e o erro médio absoluto (MAE). A equação de cada estimador é descrita em seguida.

- Soma das diferenças absolutas (SAD):

$$f_{sad}(x, y) = \sum_{(u,w)} \sum_{(i,j)} |I_0(x + i, y + j) - I_1(x + i + u, y + j + w)|. \quad (2.22)$$

- Soma das diferenças quadráticas (SSD):

$$f_{ssd}(x, y) = \sum_{(u,w)} \sum_{(i,j)} [I_0(x + i, y + j) - I_1(x + i + u, y + j + w)]^2. \quad (2.23)$$

- Erro médio absoluto (MAE):

$$f_{mae}(x, y) = \frac{1}{k^2} \sum_{(u,w)} \sum_{(i,j)} |I_0(x + i, y + j) - I_1(x + i + u, y + j + w)|. \quad (2.24)$$

- Erro médio quadrático (MSE):

$$f_{mse}(x, y) = \frac{1}{k^2} \sum_{(u,w)} \sum_{(i,j)} [I_0(x+i, y+j) - I_1(x+i+u, y+j+w)]^2. \quad (2.25)$$

- Correlação não-normalizada (NNC):

$$f_{nnc}(x, y) = \sum_{(i,j)} [I_0(x+i, y+j) \times I_1(x+i+u, y+j+w)]. \quad (2.26)$$

- Correlação normalizada (NC):

$$f_{nc}(x, y) = \frac{\sum_{(i,j)} [I_0(x+i, y+j) - \bar{I}_0] [I_1(x+i+u, y+j+w) - \bar{I}_1]}{\sqrt{\sum_{(i,j)} [I_0(x+i, y+j) - \bar{I}_0]^2 [I_1(x+i+u, y+j+w) - \bar{I}_1]^2}}. \quad (2.27)$$

- Correlação cruzada (CC):

$$f_{cc}(x, y) = \sum_{(i,j)} [I_0(x+i, y+j) - \bar{I}_0] [I_1(x+i+u, y+j+w) - \bar{I}_1]. \quad (2.28)$$

- Autocorrelação (AC):

$$f_{ac}(x, y) = \frac{\sum_{(i,j)} [I_0(x+i, y+j) - \bar{I}_0] [I_1(x+i+u, y+j+w) - \bar{I}_1]}{\sum_{(i,j)} [I_0(x+i, y+j) - \bar{I}_0]^2}, \quad (2.29)$$

em que x e y são as coordenadas do *pixel* central do bloco âncora, u , w , i e j são as coordenadas dos *pixels* da AB que possui $k \times k$ *pixels* de dimensão. I_0 é uma partição da imagem de um quadro, I_1 é outra partição da imagem do quadro seguinte. Por fim, \bar{I}_0 e \bar{I}_1 são as médias das duas partições anteriores.

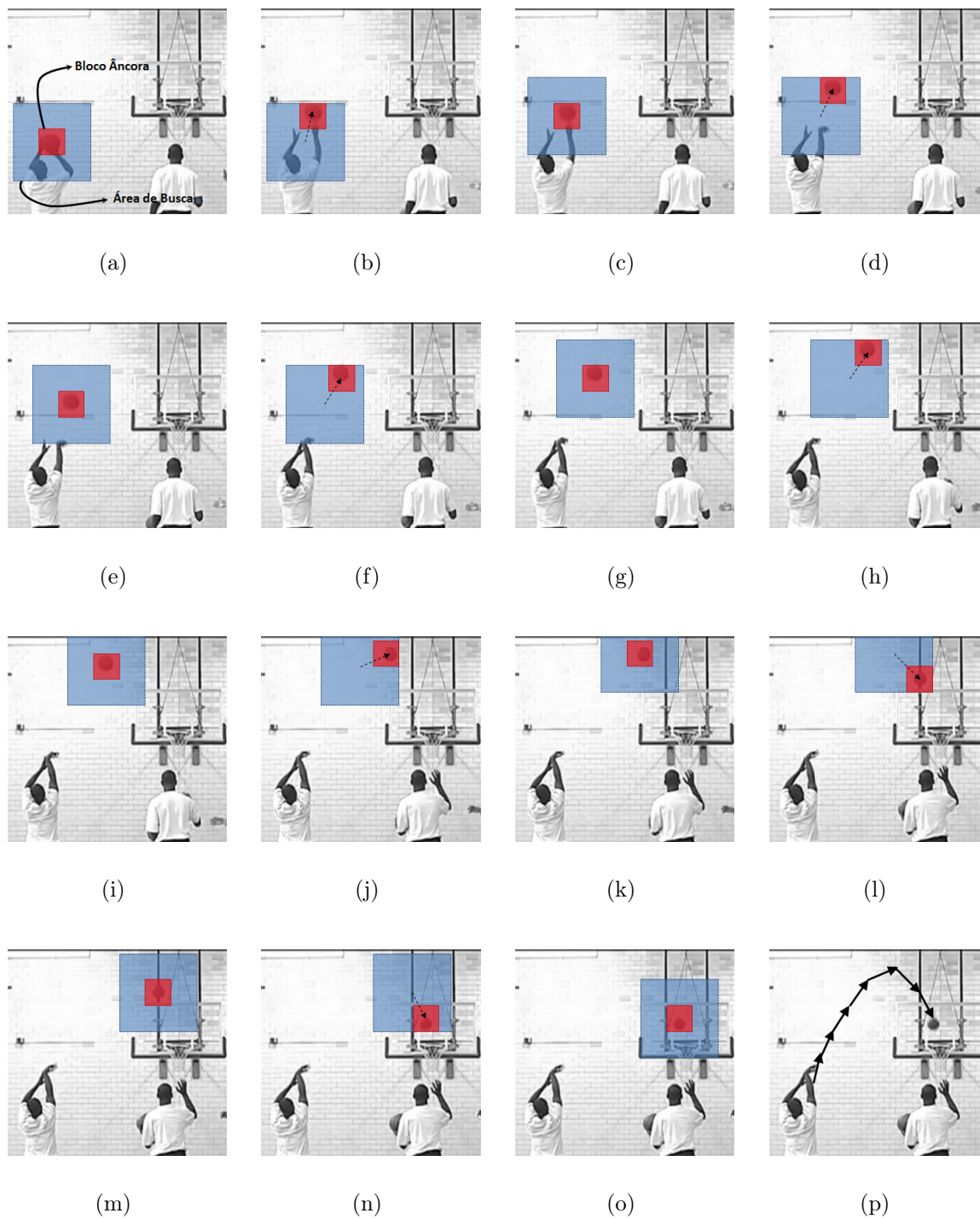


Figura 2.18: aplicação prática da técnica de CB.

Capítulo 3

Metodologia

Este Capítulo contém os detalhes dos algoritmos implementados durante o desenvolvimento desse trabalho, bem como o sistema de testes e a metodologia de análise comparativa. Inicialmente, o ambiente de desenvolvimento das técnicas de fluxo óptico (FO) e casamento de blocos (CB) é descrito, seguindo com o detalhamento do sistema de testes (que se dá em vídeos sintéticos e vídeos reais de ecocardiografia). Finalmente são descritas as metodologias de avaliação e análise comparativa das técnicas: correlação entre trajetória, erros de deformação e esforço computacional.

3.1 Implementação

Os algoritmos são primeiramente implementados em Matlab®. Sua linguagem torna a codificação das técnicas um trabalho rápido e mais simples no tocante a simulação. Este software possui pacotes que ajudam na leitura e processamento das imagens através de um conjunto de funções úteis para a comunidade de processamento de imagens (por exemplo: possibilita a aquisição de vídeos em vários formatos, tamanhos e formatos de cores).

Contudo, a facilidade quanto à programação do Matlab® possui o custo computacional como desvantagem. Por ser uma linguagem interpretada, há um aumento do tempo de computação dos algoritmos. Este tempo não chegaria a ser influente se o foco do trabalho fosse imagens estáticas, mas o trabalho é baseado em vídeos, por isso a linguagem adotada torna-se o C++.

Neste trabalho é utilizada a biblioteca OpenCV (*Open Source Computer Vision Library*) em um sistema operacional Windows através da IDE Microsoft Visual Studio C++

2010 *Express Edition*. A OpenCV é multiplataforma, totalmente livre para o uso acadêmico e comercial, distribuída sob a licença *Berkeley Software Distribution* (BSD) para o desenvolvimento de aplicativos na área de Visão Computacional (INTEL, 2000).

A OpenCV possui ainda um vasto número de funções em C/C++ que implementam alguns dos algoritmos mais comuns de processamento e análise de imagens em diversas áreas, facilitando a execução do trabalho tanto quanto no Matlab®.

3.1.1 Fluxo Óptico

A implementação dos algoritmos de FO de Horn e Schunck (1981) e Lucas e Kanade (1981) possuem a mesma abordagem inicial, isto é, são trabalhadas duas imagens por vez, cada uma representando dois quadros consecutivos de um vídeo, que podem ser ilustrados pelas Figuras 3.1(a) e 3.1(c). As duas imagens são, inicialmente, convoluídas por um filtro gaussiano resultando em imagens suavizadas, mostradas nas Figuras 3.1(b) e 3.1(d). A partir dessas imagens, são estimadas as derivadas parciais em relação a x e a y , que são os gradientes e em relação a t : E_x , E_y e E_t , que estão ilustrados nas Figuras 3.1(e), 3.1(f) e 3.1(g).

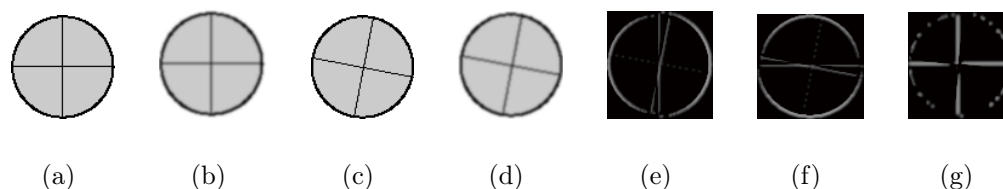


Figura 3.1: a) quadro 1; b) quadro 1 filtrado; c) quadro 2; d) quadro 2 filtrado; e) gradiente em x ; f) gradiente em y ; e g) derivada parcial de t .

De posse desses dados, a técnica de Horn e Schunck (1981) utiliza a aproximação pelo operador Laplaciano, explicado pela equação 2.11, para o cálculo do valor médio das velocidades de u e v para, assim, estimá-las de acordo com as equações 2.13 e 2.14 mediante um número empírico de 20 iterações. Os valores das velocidades são utilizados para a amostragem do fluxo de vetores de deslocamento ilustrados na Figura 3.2(a).

Já a técnica de Lucas e Kanade (1981) utiliza o método não iterativo dos mínimos quadrados para resolver a equação 2.19. Da mesma maneira que o método anterior, os vetores de deslocamento são encontrados a partir de u e v que estão exemplificados na Figura 3.2(b).

Diferentemente das técnicas anteriores, o método de Lucas e Kanade Piramidal não

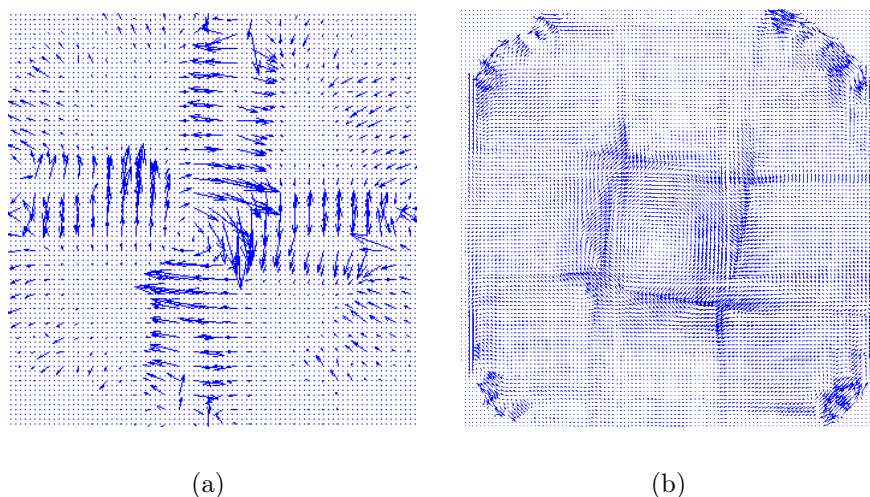


Figura 3.2: vetores de deslocamento estimados pelo método a) Horn e Schunck (1981) e b) Lucas e Kanade (1981).

apresenta vetores de deslocamento como resultado, pois, este consiste em filtrar e sub-amostrar (método de multi-resolução) cada imagem visando o cálculo da técnica de Lucas e Kanade (1981) em uma imagem de baixa resolução. Logo, o grande diferencial desta abordagem se dá na sua aplicação, pois esta é utilizada em rastreamento de regiões específicas (rastreamento pontual) ao passo que as abordagens anteriores são utilizadas em estimação de movimento (rastreamento global) em uma cena.

3.1.2 Casamento de Blocos

Para implementar os diversos estimadores de deslocamento da técnica de CB, é criada uma classe contendo as funções de cada estimador, que se resume na definição de uma região em torno de um ponto de um quadro de um vídeo e uma busca pela melhor correspondência entre esta região e outras regiões em quadros posteriores.

Dado um ponto de coordenadas (x, y) em um quadro t_0 , a região que compõe o bloco âncora é delimitado pelo usuário ao fornecer o lado deste bloco. Em geral, para qualquer valor de n , tem-se a seguinte configuração de vértices que é ilustrada pela Figura 3.3. Neste caso, tem-se:

- bloco âncora (BA) - $(x - n/2, y - n/2)$, $(x + n/2, y - n/2)$, $(x + n/2, y + n/2)$ e $(x - n/2, y + n/2)$;
- área de busca (AB) - $(x - 3n/2, y - 3n/2)$, $(x + 3n/2, y - 3n/2)$, $(x + 3n/2, y + 3n/2)$ e $(x - 3n/2, y + 3n/2)$.

Para um bloco de tamanho $n = 3 \text{ pixels}$, por exemplo, a região do BA é um quadrado de vértices $(x - 1, y - 1)$, $(x + 1, y - 1)$, $(x + 1, y + 1)$ e $(x - 1, y + 1)$. Já a AB é delimitada, para o mesmo exemplo, por um quadrado de vértices $(x - 4, y - 4)$, $(x + 4, y - 4)$, $(x + 4, y + 4)$ e $(x - 4, y + 4)$.

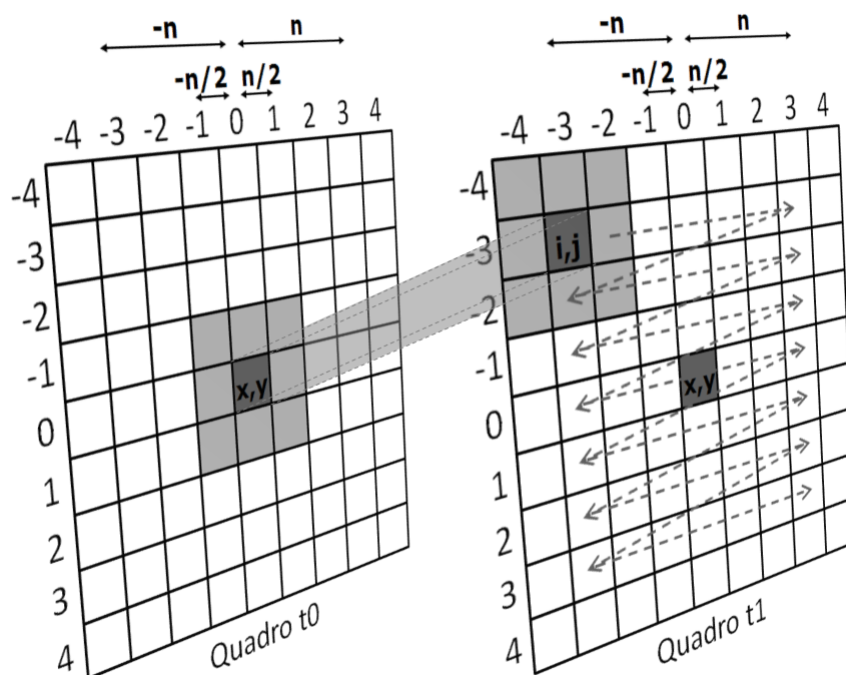


Figura 3.3: Configuração de busca e comparação de blocos.

A metodologia de busca é praticamente a mesma para todos os estimadores. Isto é, são realizadas comparações entre os blocos de acordo com cada estimador. Um pseudocódigo para o método da soma das diferenças absolutas (SAD) está exemplificado no Algoritmo 1. Neste algoritmo, as coordenadas x e y , o tamanho do bloco n e um valor de referência do BA $vSad$ são utilizados como entrada para o estimador SAD. É realizada uma busca pela AB, de $-n$ até n nos eixos X e Y da imagem, e outra, de $-n/2$ até $n/2$, nos possíveis blocos onde há a maior correspondência, que ocorre no valor mínimo da soma das diferenças absolutas, ou seja, no $\underset{x,y}{\operatorname{argmin}}$ da equação 2.22.

Quando o valor encontrado (aux) é menor do que o valor de referência com o BA ($vSad$), este passa a ser o novo valor de referência.

A melhor correspondência entre blocos varia de acordo com o estimador. Para o estimador SAD ocorre na posição (x, y) que gera a menor soma das diferenças absolutas ($\underset{x,y}{\operatorname{argmin}} f_{sad}(x, y)$). A Tabela 3.1 contém as melhores correspondências para todos os estimadores.

Algoritmo 1 Método de busca para o estimador SAD.**Algoritmo SAD****Entrada** $n, x, y, vSad$: inteiros não-negativos**Saída** $newX, newY$: inteiros não-negativos

```

1  para  $w \leftarrow -n \dots n$  faça
2    para  $u \leftarrow -n \dots n$  faça
3       $aux \leftarrow 0$ 
4      para  $j \leftarrow -n/2 \dots n/2$  faça
5        para  $i \leftarrow -n/2 \dots n/2$  faça
6           $aux \leftarrow aux + \text{abs}(\text{Img0}(j + y, i + x) - \text{Img1}(j + y + w, i + x + u))$ 
7        fim para
8      fim para
9      se  $aux < vSad$  então
10        $vSad \leftarrow aux$ 
11        $newX \leftarrow x + u$ 
12        $newY \leftarrow y + w$ 
13     fim se
14   fim para
15 fim para
16 retorne  $(newX, newY)$ 
fim

```

Tabela 3.1: melhor correspondência entre estimadores de deslocamento.

SAD	$\underset{x,y}{\text{argmin}} f_{sad}(x, y)$	SSD	$\underset{x,y}{\text{argmin}} f_{ssd}(x, y)$
MAE	$\underset{x,y}{\text{argmin}} f_{mae}(x, y)$	MSE	$\underset{x,y}{\text{argmin}} f_{mse}(x, y)$
NNC	$\underset{x,y}{\text{argmin}} f_{nnc}(x, y)$	NC	$\underset{x,y}{\text{argmax}} f_{nc}(x, y)$
CC	$\underset{x,y}{\text{argmax}} f_{cc}(x, y)$	AC	$\underset{x,y}{\text{argmax}} f_{ac}(x, y)$

3.2 Sistema de Testes

O sistema de testes para análise das técnicas apresentadas na seção anterior consiste na geração de vídeos sintéticos com diferentes relações sinal/ruído de pico, vídeos sintéticos de ultrassom e em vídeos de exames ecocardiográficos.

3.2.1 Vídeos Sintéticos

Para avaliação inicial dos algoritmos são gerados vídeos sintéticos junto à presença de ruído impulsivo do tipo sal e pimenta, variando-se a relação sinal/ruído de pico (PSNR) de acordo com a equação (FISHER, 1994).

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{b}{rms} \right), \quad (3.1)$$

em que $PSNR$ é a relação sinal/ruído de pico, b é o maior valor possível do sinal (255 para imagens de 8 bits) e rms é a diferença quadrática média entre dois quadros do vídeo.

A cada quadro do vídeo, um novo padrão aleatório de ruído é gerado sobre um fundo estático cinza. São gerados cinco vídeos para cada diferente valor de PSNR. São adotados os valores ∞ dB; 20; 17,8; 14,8; 13,1; 11,8; 10,8; 10; 9,4 e 8,8 dB totalizando 50 tipos de vídeos. A fim de ilustrar o que representa cada valor de PSNR citado são ilustrados, na Figura 3.4, recortes de um quadro de um vídeo sintético para cada valor de ruído adotado.

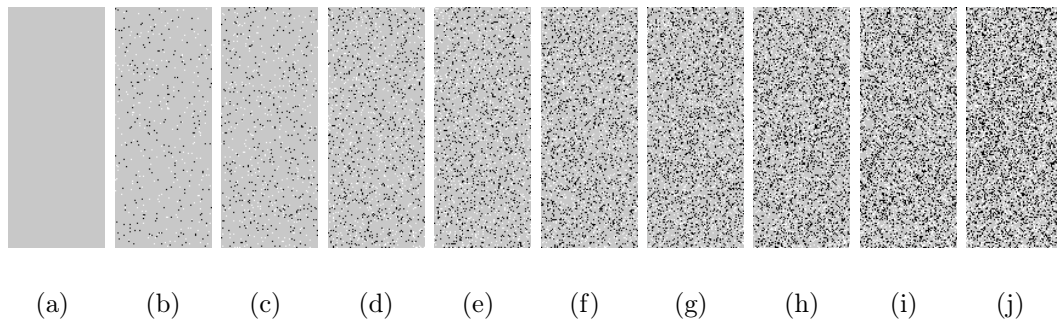


Figura 3.4: recortes de quadros com diferentes PSNR, a) ∞ dB; b) 20 dB; c) 17,8 dB; d) 14,8 dB; e) 13,1 dB; f) 11,8 dB; g) 10,8 dB; h) 10 dB; i) 9,4 dB; e j) 8,8 dB.

Para analisar a trajetória são criados vídeos com um objeto que se move nas direções vertical e horizontal e nos dois sentidos que são ilustradas por setas mostradas na Figura 3.5(a). O objeto a ser rastreado se trata de um círculo com 9 *pixels* de diâmetro que se move com um passo de 5 *pixels* por quadro, conforme posto na Figura 3.5(b).

São gerados 50 vídeos com as dez diferentes PSNR citadas anteriormente para realizar a avaliação, sendo cinco vídeos para cada PSNR. Logo, cada algoritmo é executado cinco vezes em cada configuração. A trajetória final é, enfim, calculada a partir das médias das cinco trajetórias nos vídeos.

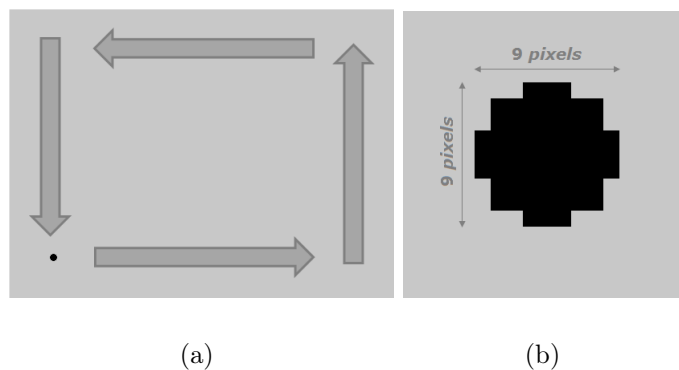


Figura 3.5: primeiro quadro do vídeo sintético, a) trajetória controlada; e b) detalhe (*zoom*) do objeto a ser rastreado.

Para a análise da deformação, é criado um objeto quadrado com arestas de 100 *pixels*

de comprimento. Este quadrado possui em seus vértices pequenos quadrados com arestas de 9 *pixels* que se movem na diagonal, alongando e comprimindo o objeto de acordo com as setas mostradas na Figura 3.6(a). Os vértices, ilustrados na Figura 3.6(b), movem-se 1 *pixel* na diagonal a cada novo quadro. Assim, dado o quadro inicial t_0 com perímetro igual a 400 *pixels*, o próximo quadro t_1 possui um perímetro igual a 408 *pixels*.

Ao final, os testes de análise sintética são compostos por 100 vídeos, sendo 50 para a análise de trajetória e 50 para a análise de deformação.

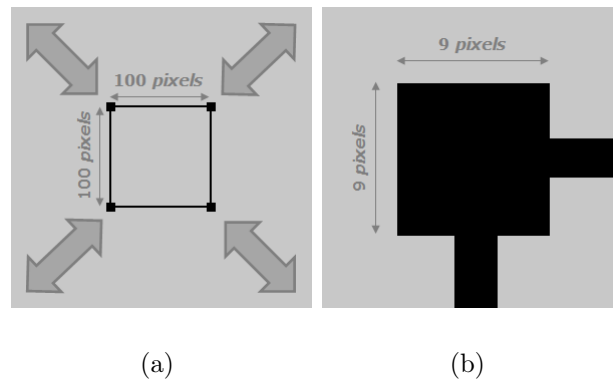


Figura 3.6: primeiro quadro do vídeo sintético, a) objeto a ser deformado; e b) detalhe (*zoom*) do vértice a ser rastreado.

3.2.2 Vídeos Sintéticos de Ultrassom

Posteriormente são gerados vídeos sintéticos de ultrassom (*phantom* computacional). Para tal, utiliza-se o software Field II (JENSEN; SVENDSEN, 1992; JENSEN, 1996) que foi desenvolvido em C e em Matlab® e é amplamente utilizado na simulação de imagens em modo B para *phantoms* de ultrassom devido à capacidade de reprodução do comportamento de sistemas de imageamento de ultrassom. Com o Field II é possível simular diferentes formatos de transdutores e formas de excitação devido à utilização do método de Topholme e Stephanishen no cálculo da pressão de campo gerada pelo transdutor. Neste método, cada transdutor é modelado como um pistão vibrante. Assim, simulam-se transdutores com diversas formas de apodização, excitação e geometria (JENSEN; SVENDSEN, 1992).

A fim de simular vídeos de ultrassom, primeiramente foram gerados vídeos sintéticos com um objeto branco se movendo em um fundo preto. Cada quadro do vídeo sintético serviu de entrada para o programa Field II simular um *phantom*. O vídeo de ultrassom é criado após todos os quadros do vídeo sintético terem passado pelo mesmo processamento.

Assim como os vídeos sintéticos da sessão anterior, para analisar a trajetória são criados vídeos com um objeto que se move nas direções vertical e horizontal e nos dois sentidos que são ilustradas por setas mostradas na Figura 3.7(a). Esta Figura e a Figura 3.7(c) exemplificam os quadros antes de serem processados pelo Field II. Após este processamento obtém-se os quadros do vídeo sintético de ultrassom, ilustrado pelas Figuras 3.7(b) e 3.7(d)

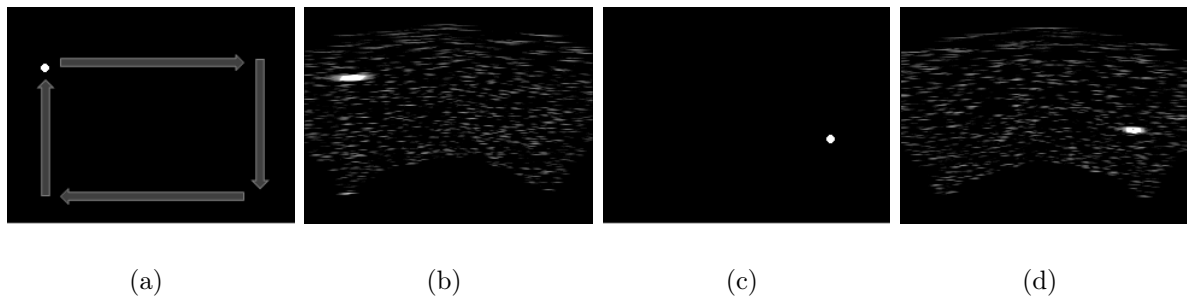


Figura 3.7: a) quadro do vídeo sintético; b) quadro do vídeo sintético de ultrassom (*phantom*) gerado a partir de a); c) outro quadro do vídeo sintético e d) *phantom* gerado a partir de c).

Para a analisar a deformação, é criada uma espécie de barra com dois círculos nas pontas. Estes círculos se movem apenas na direção horizontal e em sentidos opostos, exemplificados na Figura 3.8(a), a fim de simular a deformação da barra. Outro quadro do vídeo sintético antes do processamento pelo Field II é ilustrado na Figura 3.7(c). Já os *phantoms* gerados após o processamento das Figuras citadas, são mostrados nas Figuras 3.7(b) e 3.7(d), respectivamente.

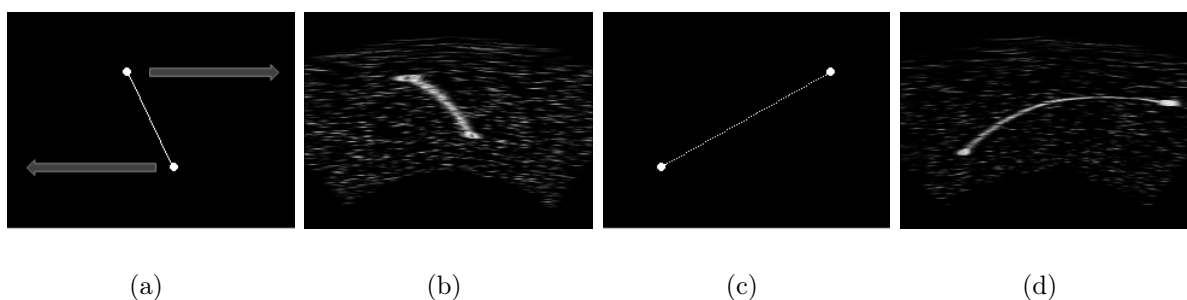


Figura 3.8: a) quadro do vídeo sintético; b) quadro do vídeo sintético de ultrassom (*phantom*) gerado a partir de a); c) outro quadro do vídeo sintético e d) *phantom* gerado a partir de c).

São gerados, ao todo, cinco vídeos para a análise da trajetória e cinco vídeos para a análise da deformação. As técnicas descritas nesse capítulo serão aplicadas em todos os vídeos e, ao final, é obtida uma trajetória média e uma deformação média em relação aos

vídeos para cada uma das técnicas.

3.2.3 Vídeos de Exames Ecocardiográficos

Os vídeos utilizados nesse trabalho são adquiridos mediante parceria com o setor de Cardiologia do Hospital Universitário Walter Cantídio (HUWC) da Universidade Federal do Ceará (UFC) e a Escola de Ecografia de Pernambuco (ECOPE). Os vídeos cedidos são de exames de ecocardiografia em diversas posições do coração (duas, três e quatro câmeras) de pacientes saudáveis e/ou contendo alguma deformação miocárdica.

Para a aquisição do vídeo é necessário um exame com um aparelho ecocardiógrafo para visualizar a janela cardíaca, gravar o exame e separar apenas um ciclo cardíaco do paciente. Esses procedimentos são realizados pelo médico operador ainda durante o exame. Depois de separado apenas o ciclo cardíaco, é possível aplicar a técnica (já existente em grande parte dos ecocardiógrafos) de *strain* bidimensional e visualizar curvas de deformação e o valor da deformação global.

Os vídeos cedidos para a realização desse trabalho foram adquiridos mediante dois aparelhos ecocardiógrafos, o primeiro da GE MEDICAL SYSTEMS, modelo *vivid 7* e o segundo da SAMSUNG MEDISON, modelo *eko 7*. No total são 7 vídeos no formato AVI, 3 da GE e 4 da SAMSUNG, com duração entre 60 e 100 milissegundos, que é a duração normal do ciclo cardíaco. Esses vídeos são capturados antes da aplicação da técnica de *strain* bidimensional. Depois da aplicação desta técnica são armazenados os valores da deformação global para servir de padrão ouro de referência na comparação dos algoritmos em análise desta dissertação.

Um destes vídeos traz, ainda, a imagem das curvas de deformação ao longo dos quadros do vídeo. As mesmas curvas são obtidas pelas técnicas testadas e comparadas visualmente, mostrando suas semelhanças.

3.3 Avaliação das Técnicas Implementadas

Visando a quantificação do rastreamento, os deslocamentos produzidos pelos algoritmos implementados são comparados com os deslocamentos que geraram o movimento do vídeo sintético. Já para a análise da deformação, são realizadas comparações baseadas nos perímetros produzidos pelo rastreamento de regiões individuais mediante equação 2.2. Além da análise da trajetória e da deformação, uma análise a respeito do esforço computacional é realizada com as melhores técnicas aplicadas nos exames médicos.

3.3.1 Trajetória

Durante as simulações das técnicas implementadas com os vídeos sintéticos, a cada novo quadro, uma nova posição do objeto rastreado é estimada. Cada posição gera um par de coordenadas x, y que são comparadas com as coordenadas originais do objeto.

Para a avaliação da trajetória, as coordenadas são comparadas de duas maneiras: correlação e erro quadrático médio. Na primeira, quanto à correlação entre as trajetórias, calcula-se o coeficiente de correlação entre as posições reais e estimadas a fim de verificar o quanto a trajetória real a trajetória gerada pelo método consegue se aproximar. Contudo, esta metodologia de análise não é suficiente, já que há casos em que uma correlação perfeita ($\rho = 1$) não traduz um rastreamento exato. Esse exemplo é ilustrado na Figura 3.9 pelos desenhos de trajetórias reais e estimadas e ocorre porque a trajetória estimada é geometricamente igual à trajetória real, porém, transladada.

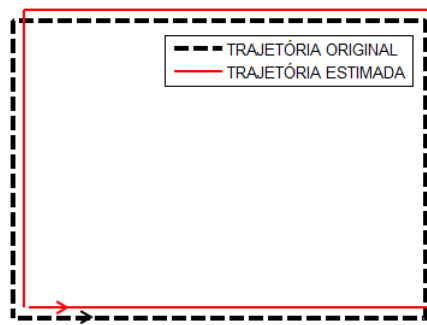


Figura 3.9: desenho das trajetórias reais e estimadas.

Além da correlação, o erro quadrático médio entre trajetórias também é calculado para evitar situações como a da Figura 3.9. Desta maneira, obtém-se resultados tanto da qualidade da trajetória quanto de sua acurácia.

3.3.2 Deformação

Para simulações referentes à deformação em vídeos sintéticos, são armazenado não as coordenadas das regiões rastreadas, mas os valores dos perímetros do objeto, que é dependente da capacidade que cada algoritmo possui em rastrear os vértices do objeto. Os valores dos perímetros de cada quadro são armazenados.

De posse dos valores dos perímetros, são calculadas as taxas de deformações (*strain rate*) referentes a cada um, de acordo com a equação 2.2. Por fim, são geradas curvas de deformação ao longo dos quadros. O erro quadrático médio é utilizado em conjunto para a aferição da diferença entre os valores das taxas de deformação.

Já para vídeos de exames ecocardiográficos não se pode fazer a mesma comparação de acordo com o erro quadrático médio, pois, não se dispõe de valores das curvas de deformação para servir como base de comparação. Para estes casos, o valor da deformação global (*global strain*) é utilizado como parâmetro de referência para comparação. Este valor está contido no vídeo do exame médico.

Na análise em vídeos de exames ecocardiográficos não são calculados os valores da taxa de deformação (*strain rate*), mas a deformação global (*global strain*) do músculo cardíaco mediante a equação 2.1. O parâmetro L é o comprimento da parede do miocárdio ao final da sístole e L_0 é o seu comprimento ao final da diástole. Desta forma, a equação 2.1 pode ser reescrita como (REISNER et al., 2004)

$$\varepsilon(\%) = \frac{L - L_0}{L_0} \times 100. \quad (3.2)$$

Para calcular o comprimento da parede nesses instantes específicos é necessário adquirir as imagens dos quadros onde acontece o final da sístole e da diástole. Logo, a análise dos diferentes eventos do ciclo cardíaco deve ser feita e, para tal, são apresentadas as ondas de um sinal de eletrocardiograma de um ciclo cardíaco conforme mostrado na Figura 3.10.

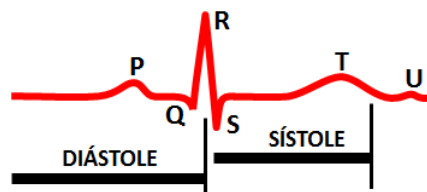
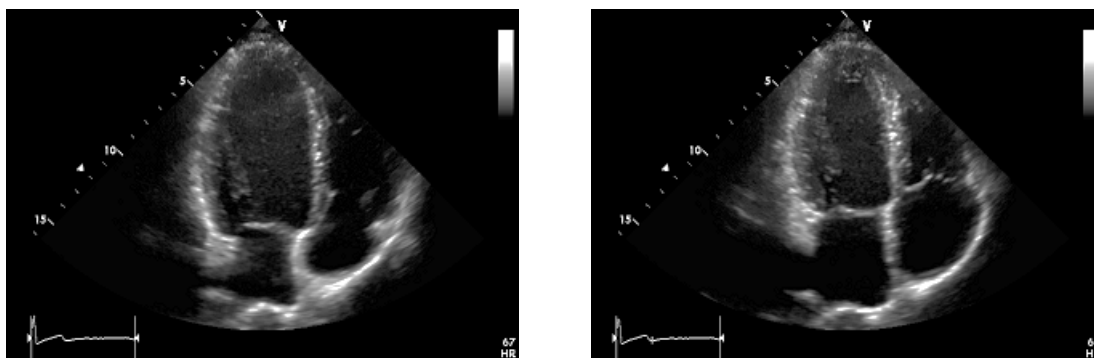


Figura 3.10: fases de sístole e diástole em eletrocardiograma de um ciclo cardíaco.

O quadro onde ocorre o final da sístole ventricular pode ser capturado no final do ciclo, no final da onda T, que representa a repolarização dos ventrículos. Já o final da diástole ventricular, que ocorre com o fechamento das válvulas, pode ser capturado no pico do complexo QRS. A partir das duas imagens, ilustradas na Figura 3.11, desses dois quadros é possível realizar o cálculo da deformação global do miocárdio.

3.3.3 Esforço Computacional

Para avaliar o esforço computacional dos métodos, utiliza-se o mesmo ambiente computacional com o mínimo de interferência de outros programas detalhado no Capítulo seguinte. Esta análise consiste na medição dos tempos em que o sistema de cada técnica leva para calcular a deformação do coração. Cada técnica é executada 30 vezes para cada



(a)

(b)

Figura 3.11: quadros do vídeo do ciclo cardíaco no instante, a) fim da diástole; e b) fim da sístole.

vídeo e seus tempos são coletados. Ao final são mostrados os tempos médios junto com o desvio-padrão de cada técnica.

Conhecidas as técnicas a serem implementadas e a metodologia de testes utilizada nesta dissertação, no próximo Capítulo são apresentados os resultados obtidos pela comparação das técnicas.

Capítulo 4

Resultados e Discussões

Os resultados detalhados neste Capítulo seguem a disposição dos métodos de avaliação e comparação dos algoritmos descritos na Seção 3.3, mediante os dois tipos de vídeos de testes citados na Seção 3.2, sintéticos e reais. Para os primeiros tipos de vídeos (sintéticos com adição de ruído impulsivo) são mostrados os resultados de trajetória e deformação nas técnicas de CB: SAD, SSD, MAE, MSE, NNC, NC, CC e AC e das técnicas de FO: método de Horn-Schunck (HS), Lucas-Kanade (LK) e Lucas-Kanade Piramidal (PIR) com base nas medidas de correlação e erro quadrático médio.

Já para o segundo tipo de vídeo, ou seja, vídeos reais do ciclo cardíaco, são apresentados resultados da deformação global miocárdica baseada em valores obtidos junto ao médico especialista. Esses resultados são expostos em tabelas com seus erros calculados e ilustrados em gráficos. Há ainda a análise do erro médio, junto com o desvio-padrão, de cada técnica em relação aos vídeos ecocardiográficos. As técnicas com melhores resultados são, por fim, comparadas quanto ao esforço computacional e seus resultados são mostrados ao final do Capítulo.

4.1 Caracterização do Ambiente de Testes

Na geração dos vídeos sintéticos adota-se 10 configurações de PSNR, como foi detalhado no Capítulo anterior: ∞ dB; 20; 17,8; 14,8; 13,1; 11,8; 10,8; 10; 9,4 e 8,8 dB. Em cada quadro do vídeo são gerados pontos ruidosos aleatoriamente sobre o objeto a ser rastreado. Desta maneira, são gerados cinco vídeos com a mesma intensidade de ruído para cada configuração de PSNR, totalizando 50 vídeos.

Cada algoritmo é testado cinco vezes produzindo cinco trajetórias diferentes para cada PSNR. A trajetória resultante adotada é dada pela média das cinco trajetórias. Nesta

etapa inicial verificou-se um desvio-padrão em torno de 0,0035 para todos os vídeos, o que mostra trajetórias semelhantes quando em ambientes ruidosos semelhantes.

Todos os testes são realizados no mesmo *laptop* cujas características são sumarizadas na Tabela 4.1.

Fabricante:	DELL
Modelo:	Inspiron 15R (N5010)
Processador:	Intel Core i5 (M480) @ 2.67 GHz
RAM:	4GB (DDR3) @ 1333 MHz
Vídeo:	Intel HD Graphics
SO:	MS Windows 7

Tabela 4.1: configuração do computador.

4.2 Resultados de Trajetória para Vídeos Sintéticos

Primeiramente são testados os 8 estimadores de deslocamento da técnica de CB variando-se seu tamanho de bloco (N) entre 7, 9 e 11 *pixels* para cada vídeo. De início, é verificado que os estimadores MAE e MSE produzem resultados exatamente iguais em todos os testes e este fato acontece devido à semelhança de suas equações 2.24 e 2.25, que diferem no expoente do estimador MSE. Este mesmo fato ocorre com os estimadores AC e CC que, devido às suas formulações matemáticas dadas pelas equações 2.29 e 2.28, é possível verificar que o estimador de correlação cruzado é, na verdade, o numerador do estimador de autocorrelação.

Dessa maneira, os resultados dos estimadores MAE e MSE são descritos em função do MAE, que possui menos operações matemáticas. De forma semelhante, os resultados dos estimadores AC e CC são sumarizados como o estimador CC.

A correlação média de cada estimador com as três variações de N está ilustrada na Figura 4.1, na qual é possível perceber que os resultados do estimador SAD, SSD e MAE praticamente não variam em função do tamanho do bloco. Já os estimadores NC, NNC e CC têm sua correlação aumentada, de forma significativa, à medida que se aumenta o valor de N , principalmente a técnica NNC que possui a pior correlação média quando $N = 7$, e as melhores quando $N = 9$ e $N = 11$. Uma melhor correlação, acima de 0,8, indica o quão semelhantes estão as trajetórias reais e estimadas.

Conforme explicado na Seção 3.3.1, a medida de correlação não é suficiente para avaliar uma técnica, por isso são calculados os erros entre as trajetórias para cada valor de PSNR. Assim como a correlação, este cálculo do erro é computado para cada tamanho de bloco gerando as Figuras 4.2, 4.3 e 4.4. Ao analisar estas três figuras de forma geral, percebe-se

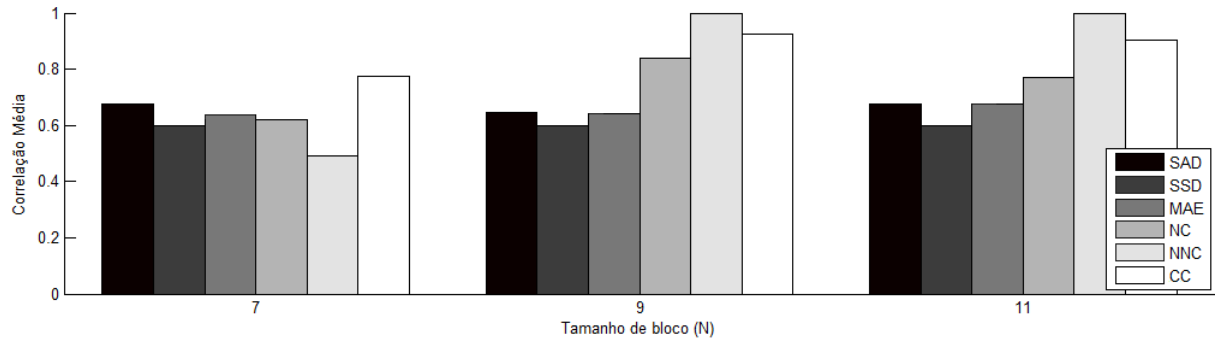


Figura 4.1: resultados de correlação média com o tamanho de bloco (N) entre 7, 9 e 11.

o comportamento natural do erro: reduzir seu valor em todos os estimadores à medida que se aumenta a PSNR. Contudo, quando se analisa cada estimador em cada Figura separadamente é possível se obter resultados diferentes.

Analisando a Figura 4.2 observa-se que o estimador NNC é o único com erros acima de 0,1 para PSNR acima de 13,1 dB. Esse comportamento é divergente dentre os outros algoritmos e demonstra o pior estimador para esse tamanho de bloco ($N = 7$). A explicação dessa situação é exemplificada e ilustrada no Apêndice C.

Ao analisar o estimador CC verifica-se sua qualidade com erro praticamente zero para PSNR maior do que 10 dB, o que difere dos demais algoritmos que só tem seu erro diminuído à ordem de 0,05 quando PSNR é superior a 13,1 dB. Este estimador é, ainda, o que obtém maior correlação com $N = 7$ ao passo que o estimador NNC, anteriormente citado, obtém a pior correlação, conforme se observa na Figura 4.1.

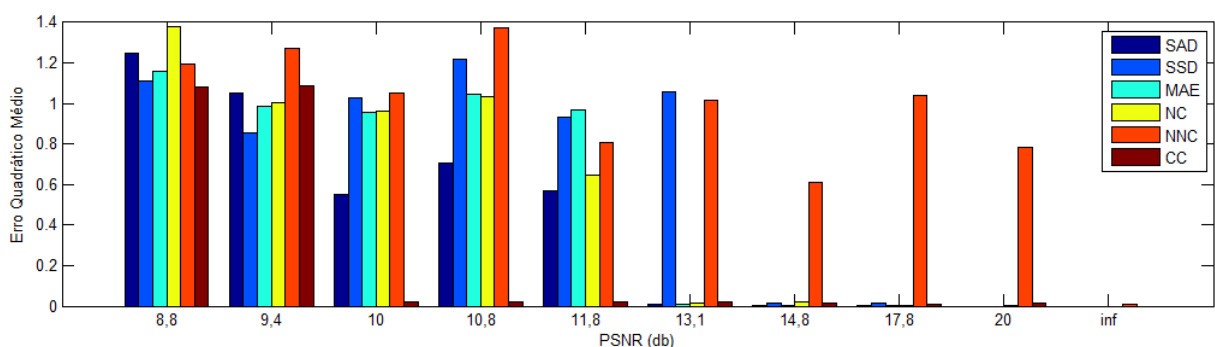


Figura 4.2: resultados de erro quadrático médio da análise de trajetória com diferentes PSNR para estimadores de deslocamento com tamanho de bloco (N) igual a 7.

Ao aumentar o tamanho do bloco para 9 pixels, cujos resultados estão apresentados na Figura 4.3, é possível perceber a melhora significativa do estimador NNC com seu erro quadrático médio praticamente igual a zero em todos os vídeos com as diferentes PSNR. Desta forma, o NNC se torna o melhor o estimador para esta configuração, comprovando

a melhor correlação da Figura 4.1 com $N = 9$ seguido pelo estimador CC.

O estimador CC, assim com o NNC, assume valores de erro praticamente igual a zero para todos os vídeos, excetuando quando a PSNR é igual a 8,8 dB, conforme ilustrado na Figura 4.3. Ainda analisando esta Figura, vê-se a melhora de estimadores de uma forma geral, como os estimadores SAD, SSD, MAE e NC com resultados próximos.

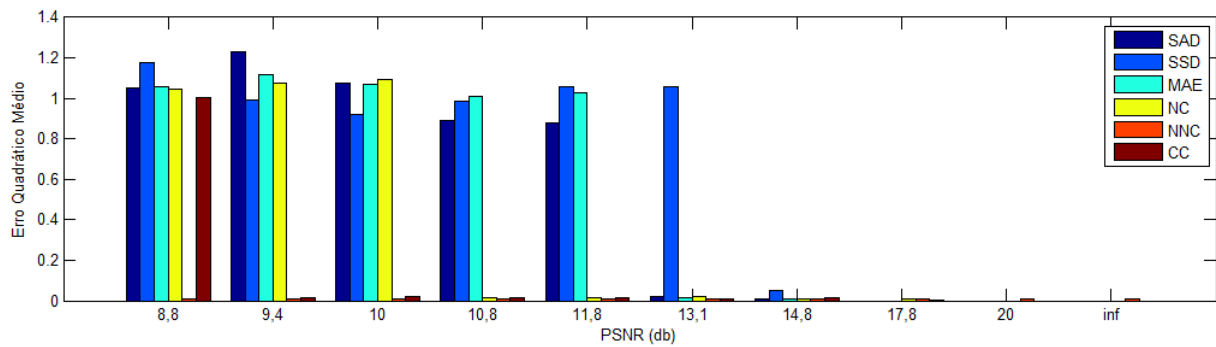


Figura 4.3: resultados de erro quadrático médio da análise de trajetória com diferentes PSNR para estimadores de deslocamento com tamanho de bloco (N) igual a 9.

Ao analisar a Figura 4.4, com o tamanho de bloco igual a 11, vê-se a melhoria de todos os estimadores mas não tão significante quando o tamanho do bloco aumentou de 7 para 9 *pixels*. Com o bloco de 11 *pixels*, tanto o estimador NNC quanto o estimador CC obtém erros praticamente iguais a zero, seguido pelo estimador NC.

Já entre os algoritmos SAD, SSD e MAE, que possuem performances idênticas, é o estimador SAD que obtém menores erros seguido pelo MAE. Esta espécie de *ranking* entre as técnicas corroboram os resultados de correlação mostrados na Figura 4.1.

Ainda em relação à Figura 4.4, percebe-se que o NNC continua apresentando taxas de erros praticamente iguais a zero, mas ainda assim, maior que todos os outros quando a PSNR possui valor acima de 13,1 . Portanto, o algoritmo NNC possui praticamente o mesmo erro independente da quantidade de ruído. Uma análise mais detalhada sobre este algoritmo é realizada no Apêndice C.

Diferentemente da análise dos estimadores da técnica CB, as três técnicas de FO são analisadas em cinco diferentes PSNR: ∞ dB; 20; 17,8; 14,8 e 13,1 dB, pois abaixo desse valor nenhum método apresentou diferença significante entre seus resultados, ou seja, o rastreamento não é eficiente para nenhuma técnica de FO.

A princípio, são calculadas as correlações médias e mostradas na Tabela 4.2. É possível perceber que o FO Piramidal obtém médias melhores, em contraposição aos valores dos

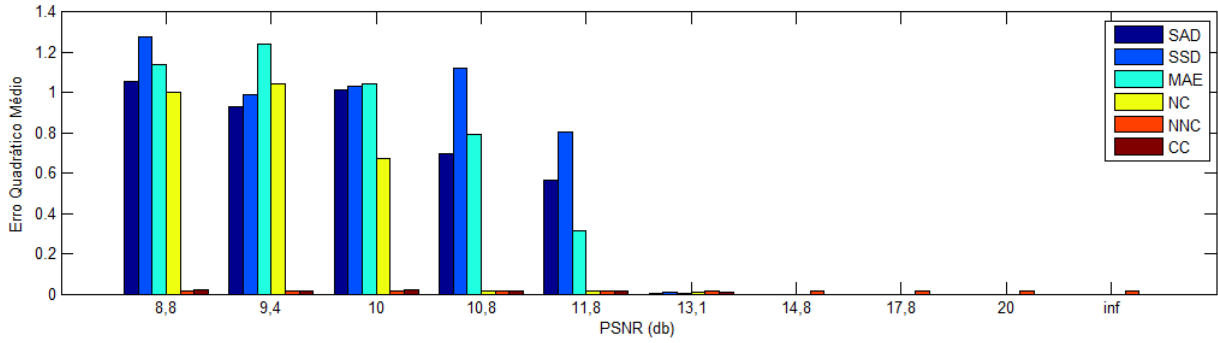


Figura 4.4: resultados de erro quadrático médio da análise de trajetória com diferentes PSNR para estimadores de deslocamento com tamanho de bloco (N) igual a 11.

Tabela 4.2: correlação média entre trajetórias (fluxo óptico).

	PSNR				
	∞ dB	20 dB	17,8 dB	14,8 dB	13,1 dB
Horn-Schunck	1,0000	0,9999	0,3522	0,1545	-0,1215
Lucas-Kanade	0,9999	0,9562	0,5738	0,1146	0,4670
Lucas-Kanade Piramidal	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,9983

outros dois métodos. Esta diferença é evidenciada quando mostradas as correlações graficamente na Figura 4.5(a). Percebe-se, ainda, a semelhança entre os valores de correlação das outras duas técnicas, mostrando que ambas possuem o mesmo nível de dificuldade de rastreamento, à medida que o valor de PSNR diminui.

Para comprovar os resultados da análise de correlação anterior, são calculados os erros entre as diferentes trajetórias das técnicas de FO. Observa-se, na Figura 4.5(b), que a metodologia Piramidal obtém os menores erros. As outras duas técnicas obtêm resultados semelhantes mas há erros maiores com o algoritmo de Horn e Schunck, à medida que o valor de PSNR diminui.

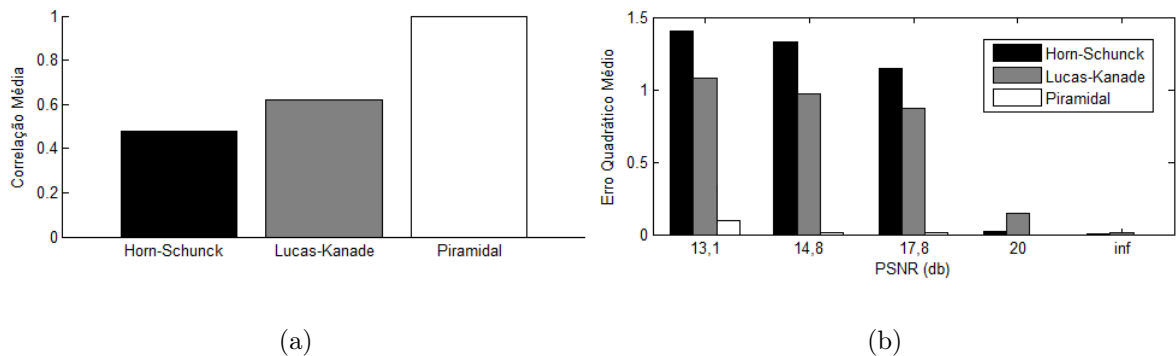


Figura 4.5: resultados de análise da trajetória, a) correlação média (desvio-padrão em torno de 3); e b) erro quadrático médio para as técnicas de FO.

4.3 Resultados de Deformação para Vídeos Sintéticos

A segunda etapa da obtenção de resultados com vídeos sintéticos consta no cálculo da deformação mediante o rastreamento dos vértices de um objeto retangular. Primeiramente, são mostrados os resultados de erro quadrático médio para a técnica de CB, variando o tamanho do bloco tal como feito na análise de trajetória. Os resultados estão mostrados nas Figuras 4.6, 4.7 e 4.8.

De um modo geral, o erro quadrático médio é inversamente proporcional à PSNR. Isto é, diminui à medida que a PSNR tende a infinito. Comparando-se as escalas dos três gráficos, percebe-se que o valor do erro praticamente não muda quando o valor da PSNR em 8,8 dB, 9,4 e 10 dB mas diminui a partir de 10,8 dB chegando praticamente a zero, quando o tamanho do bloco aumenta para 11 *pixels*. Excetuando-se o estimador NNC, que merece uma análise mais detalhada descrita no Apêndice C.

Analisando apenas a Figura 4.6, que representa os resultados com tamanho do bloco igual a 7 *pixels*, evidenciam-se erros aproximadamente constantes independente da PSNR para o estimador NNC, erros muito próximos para SAD, SSD e MAE (sendo os maiores relacionados ao SSD). Entretanto, os maiores valores de erros ocorrem com o estimador NC e os menores valores de erro com o estimador CC.

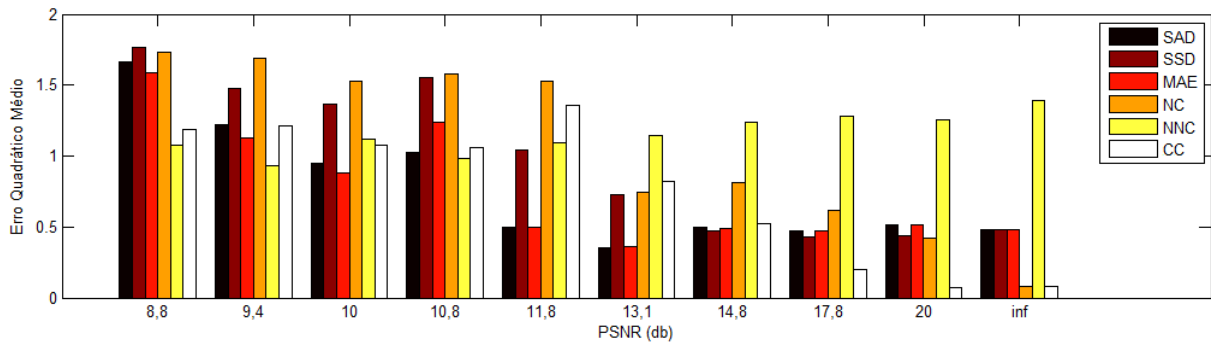


Figura 4.6: resultados de erro quadrático médio da análise de deformação com diferentes PSNR para estimadores de deslocamento para $N = 7$.

O comportamento dos estimadores continua semelhante quando o tamanho do bloco aumenta para 9 *pixels* conforme ilustrado na Figura 4.7. A diferença ocorre na melhoria das técnicas com os valores de PSNR de 14,8 dB a ∞ dB. Esta situação é semelhante à que ocorre na análise da trajetória, ou seja, quando se aumenta o tamanho do bloco, melhora o rastreamento e, por sua vez, os cálculos desejáveis de deformação, neste caso.

Ainda nessa Figura, percebe-se o aumento significativo do valor do erro quadrático médio de alguns estimadores em relação aos outros em cada vídeo. Este é o caso do SSD, que é o estimador com o maior valor de erro quadrático médio quando analisados os

cinco menores valores de PSNR, enquanto nos demais valores de PSNR, o pior estimador continua sendo o NNC.

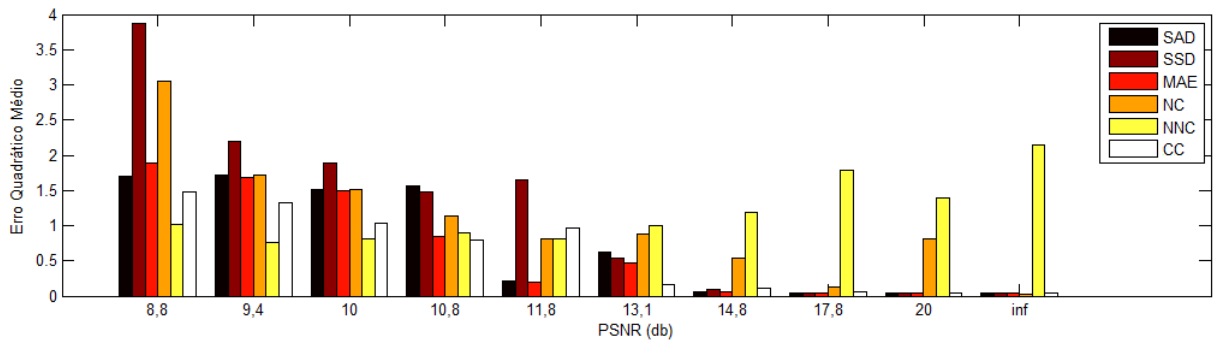


Figura 4.7: resultados de erro quadrático médio da análise de deformação com diferentes PSNR para estimadores de deslocamento para $N = 9$.

Aumentando ainda mais o tamanho do bloco para 11 *pixels* observa-se, na Figura 4.8, que o comportamento dos algoritmos tende a estabilizar, com exceção do NNC que teve seu erro aumentado quando o erro das outras técnicas continua praticamente zero. A partir desta constatação e do detalhamento deste estimador no Apêndice C, verifica-se sua instabilidade, pois, quanto maior a PSNR, menos ruidoso é o vídeo. Logo, o estimador NNC em ambientes sem ruído com blocos maiores que o objeto de interesse não é uma técnica que produz resultados animadores.

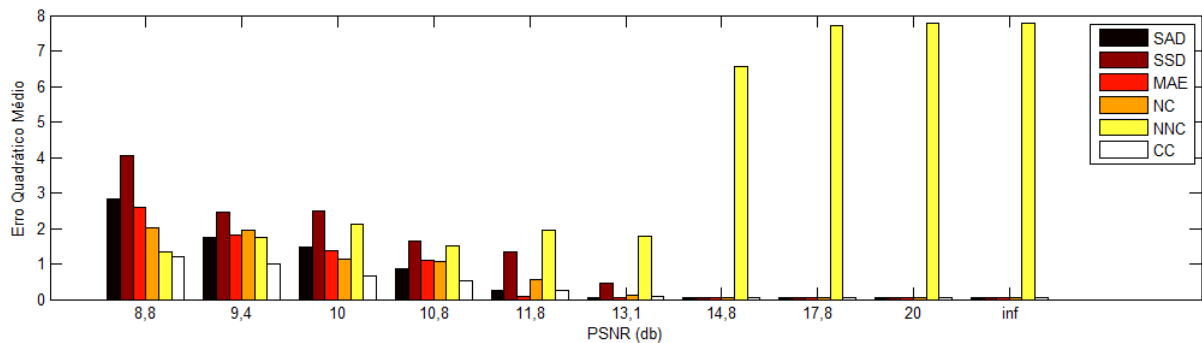


Figura 4.8: resultados de erro quadrático médio da análise de deformação com diferentes PSNR para estimadores de deslocamento para $N = 11$.

Ao analisar a deformação calculada pelo rastreamento das técnicas de FO, percebe-se que os menores erros continuam ocorrendo com a técnica Piramidal, conforme ilustrado na Figura 4.9. Enquanto na análise da trajetória a pior técnica é a de Horn-Schunk, na análise da deformação a técnica que apresenta maior valor de erro é a de Lucas-Kanade.

Para ilustrar o erro entre as três técnicas de FO, dois gráficos, mostrados nas Figuras 4.10(a) e 4.10(b), representam as curvas de deformação em duas configurações de análise sintética. A primeira, quando a PSNR é igual 20 dB e as técnicas de Horn-Schunk e de

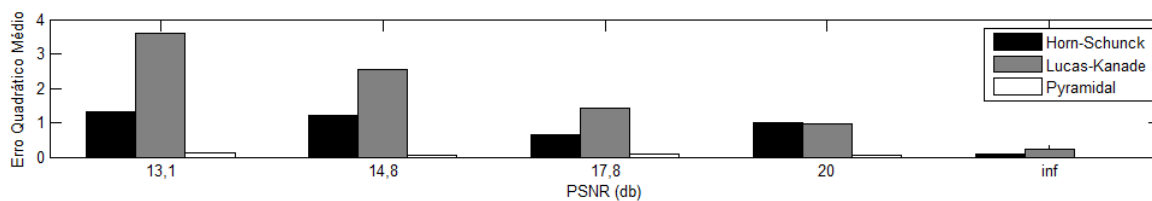


Figura 4.9: resultados de erro quadrático médio da análise de deformação com diferentes PSNR para técnicas de FO.

Lucas-Kanade produzem valores de erros aproximadamente iguais. A segunda, quando a PSNR é igual a 13,1 dB e a técnica de Lucas-Kanade apresenta um valor de erro significativamente maior do que as outras técnicas em análise. Analisando esses dois gráficos percebe-se mais claramente que o erro está intimamente ligado à variação da taxa de deformação. Assim, os maiores valores de erros representam grandes variações em torno da real curva de deformação, enquanto os menores erros representam as menores variações.

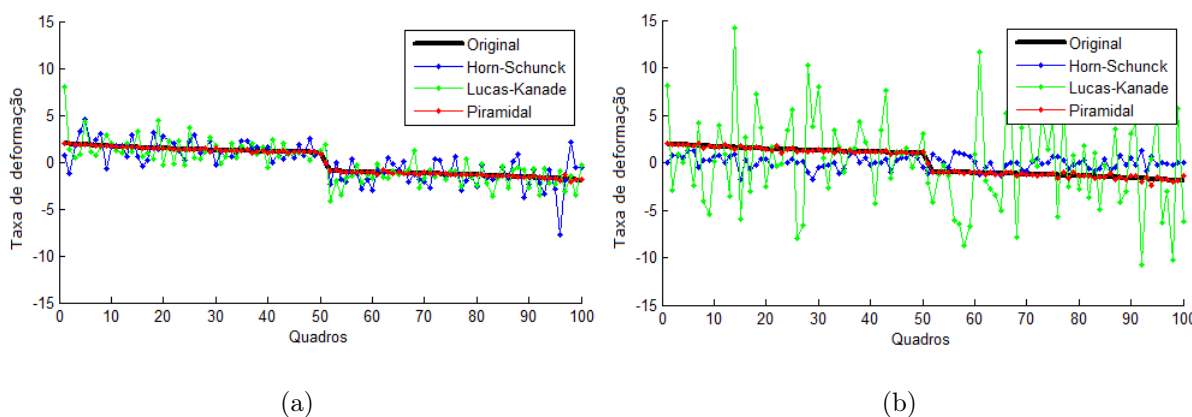


Figura 4.10: curvas de taxas de deformação das técnicas de FO, a) PSNR = 20 dB; e b) PSNR = 13,1 dB

4.4 Resultados de Trajetória para Vídeos Sintéticos de Ultrassom

Seguindo a metodologia de análise de trajetória explicada na seção anterior todas as técnicas são aplicadas e, ao final, é verificada a correlação média e o erro entre as trajetórias. O que foi verificado na seção anterior se repetiu nos vídeos sintéticos de ultrassom: os estimadores MAE e MSE, assim como os estimadores AC e CC, apresentaram resultados idênticos durante os testes. Logo, os resultados dos estimadores MAE e MSE são descritos

em função do MAE, que possui menos operações matemáticas e, de forma semelhante, os resultados dos estimadores AC e CC são sumarizados como o estimador CC.

Diferentemente dos testes em vídeos sintéticos normais, não foi necessário variar o tamanho de bloco para a técnica de CB. Devido à característica do ruído *speckle* presente nos *phantoms* computacionais, verificou-se que blocos menores do que o objeto a ser rastreado não produziram trajetória alguma. À medida que se aumentava o tamanho do bloco ao ponto de envolver o objeto a ser rastreado, mais longo era o rastreamento. Dessa maneira, o tamanho de bloco ideal encontrado empiricamente e utilizado nos testes foi de $N = 25$ *pixels*, que é bem maior do que o tamanho utilizado nos testes anteriores devido à deformação causada no objeto pelos *phantoms*.

O resultado da correlação média entre as três técnicas de FO e os seis estimadores de CB está ilustrado na Figura 4.11. Ao analisar apenas os estimadores de deslocamento, percebe-se uma semelhança na sequência dos estimadores com melhores correlações entre vídeos sintéticos normais. Na seção anterior, o estimador com a melhor correlação média foi o NNC, seguido pelo CC, NC, SAD, MAE e SSD. Já nos vídeos sintéticos de ultrassom, a sequência difere pelo fato do NNC ter apresentado desempenho inferior, indo do melhor estimador para o pior. Ainda analisando apenas as técnicas de CB, nota-se que houve, de maneira geral, uma diminuição no valor da correlação média para todos os estimadores, o que é normal devido ao tamanho do bloco ser maior, gerando maiores variações de posição.

Analisando as técnicas de FO, ainda na Figura 4.11, percebe-se a alta eficácia da técnica PIR em relação não só às outras técnicas de FO, mas também em relação aos estimadores de CB. As técnicas de HS e de LK, apesar de possuir valores de próximos de correlação, têm resultado diferente da correlação média entre os vídeos sintéticos da seção anterior, onde a técnica LK se sobressaiu.

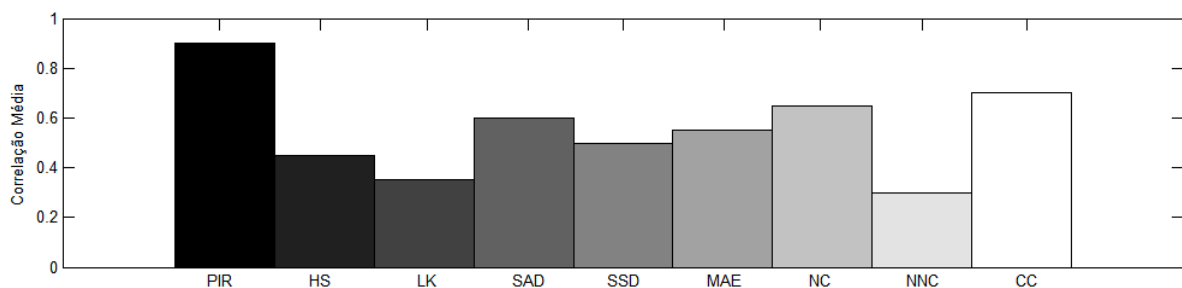


Figura 4.11: resultados de correlação média das trajetórias das técnicas aplicadas nos vídeos sintéticos de ultrassom.

Ainda seguindo a metodologia adotada em seções anteriores, é analisado o erro quadrático médio entre os trajetos estimados pelas técnicas de FO e CB em cada vídeo sintético

de ultrassom e, posteriormente, é realizado o cálculo do erro. A Figura 4.12 traz a média dos valores de erro para cada técnica. Novamente a técnica PIR se destaca com os menores valores de erro em relação a todas as outras técnicas e os métodos HS e LK seguem com os maiores erros.

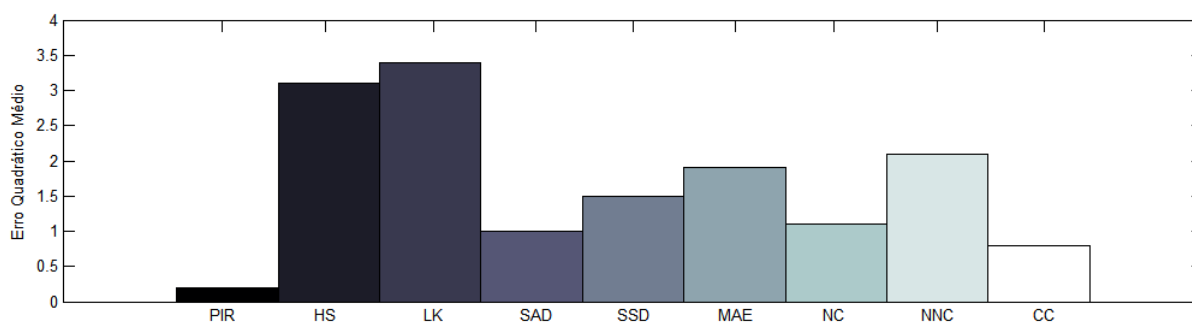


Figura 4.12: resultados de erro quadrático médio das trajetórias das técnicas aplicadas nos vídeos sintéticos de ultrassom.

Analisando os estimadores de CB percebe-se o menor erro com o CC, seguido pelos estimadores SAD e NC. Dentre esses, os piores resultados, em ordem crescente de erro, apareceram com SSD, MAE e NNC, se mostrando a pior técnica na análise de trajetória e melhor explicada no Apêndice C.

4.5 Resultados de Deformação para Vídeos Sintéticos de Ultrassom

Para finalizar os testes em vídeos sintéticos, é utilizada a medida de deformação por quadro como métrica de avaliação através do erro quadrático médio. Diferentemente dos testes de deformação na seção de vídeos sintéticos normais, para realizar a comparação nos *phantoms* computacionais calcula-se a deformação de um objeto em uma dimensão ao longo de um vídeo. Esse objeto é um tipo de barra constando de dois objetos circulares unidos por uma linha. A ideia é rastrear os objetos circulares, que se movem no mesmo sentido mas em direções opostas, e calcular o quanto a linha que os une se deforma em cada novo quadro.

Os resultados dos valores de erro são mostrados na Figura 4.13. Como último teste em vídeos sintéticos, pode-se adiantar a conclusão de que a técnica de FO Piramidal é, sem dúvida, a melhor técnica visto o destaque com erros menores e maior correlação em todos os testes. Ainda em relação às técnicas de FO, o método HS mostra desempenho bastante semelhante ao método LK em todas as análises sintéticas, com pequena superioridade do

método HS nos testes em vídeos sintéticos de ultrassom. Contudo, esse desempenho é bem aquém em relação à maioria das técnicas.

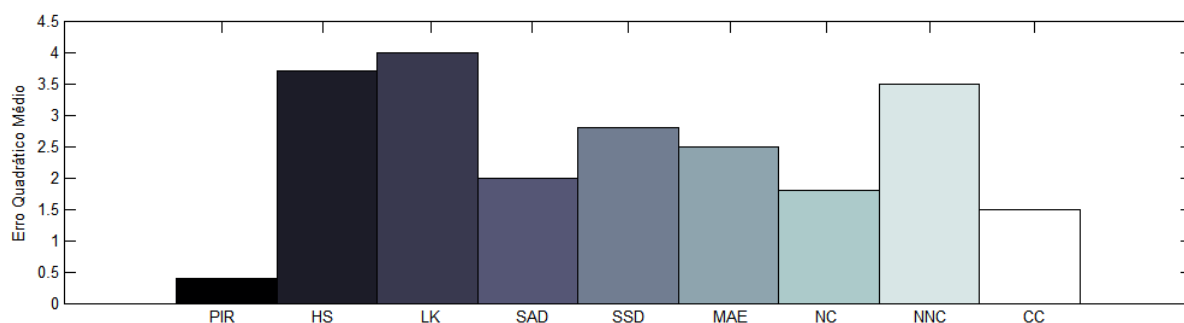


Figura 4.13: resultados de erro quadrático médio da análise de deformação das técnicas aplicadas nos vídeos sintéticos de ultrassom.

Ao analisar apenas os seis estimadores de deslocamento da técnica de CB, nota-se o estimador NNC com pior resultado e o CC novamente com os resultados mais satisfatórios apresentando os menores valores de erro. Observa-se ainda, pela Figura 4.13, a pouca diferença entre os valores de erro dos demais estimadores. De um modo geral há um desempenho semelhante entre o SAD e o NC que é superior ao desempenho do MAE e SSD.

4.6 Resultados de Deformação para Exames Ecocardiográficos

A etapa de análise de deformação em exames ecocardiográficos é semelhante à análise em vídeos sintéticos. Para cada vídeo são testados os nove métodos (seis estimadores de deslocamento e três técnicas de fluxo óptico). Primeiramente, são definidos manualmente 12 pontos na parede do miocárdio em cada vídeo, formando um grande segmento em torno da parede miocárdica que se deforma de acordo com a movimentação destes pontos. Desta maneira, a cada quadro do vídeo, as posições dos pontos são atualizadas e, por sua vez, o tamanho do segmento formado por tais pontos.

De posse de todos os valores dos tamanhos de segmentos, ao longo do vídeo de um ciclo cardíaco, pode-se obter a taxa de deformação previamente apresentada na Seção 2.3. A taxa de deformação, dada pela derivada da deformação em relação ao tempo (dos quadros do vídeo), é apresentada na Figura 4.14(a) lado-a-lado com a taxa de deformação real apresentada na Figura 4.14(b) calculada pelo aparelho de ecocardiograma. A partir destas Figuras, é possível perceber a semelhança não só entre o formato das curvas, mas

também na escala das mesmas.

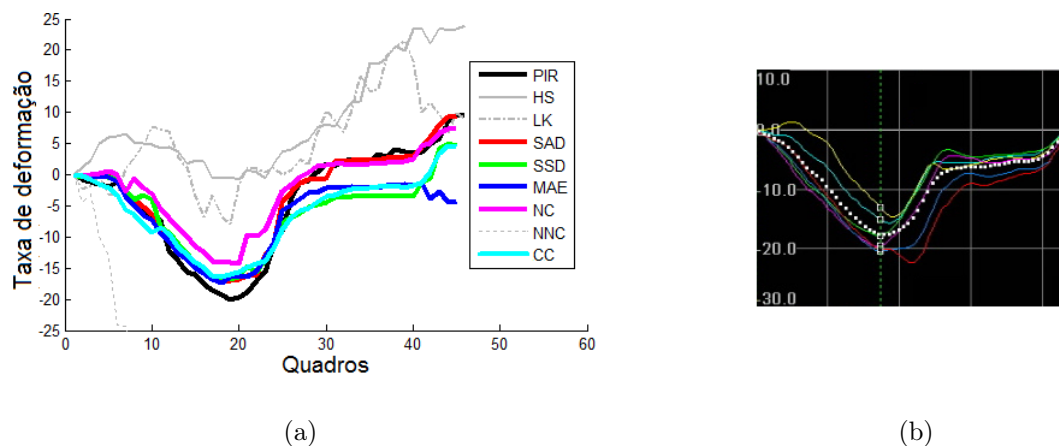


Figura 4.14: curvas de taxa deformação, a) estimadas; e b) reais.

É possível perceber, ainda, que as três técnicas (fluxo óptico de Horn e Chunck, de Lucas e Kanade e estimador NNC) geraram taxas de deformação bem diferentes da taxa de deformação real. Essas técnicas não conseguem realizar o rastreamento completo dos pontos gerando valores que produzem curvas extremamente diferentes das curvas geradas pelas outras técnicas de CB.

Todos os valores de tamanho do segmento da parede miocárdica são utilizados para gerar curvas de taxa de deformação. Já para realizar o cálculo da deformação global é necessário apenas os tamanhos nos quadros onde ocorreram o fim da fase sistólica e o fim da fase diastólica, tomando-se como base a equação 3.2.

Os valores da deformação global de cada vídeo, calculada por cada técnica, estão mostrados na Tabela 4.3 juntamente com os valores de referência (REF) e o erro produzido pela diferença absoluta entre estes valores e os valores obtidos por cada técnica.

Os maiores erros ocorrem, como já esperado, com as técnicas de FO HS (Horn-Schunck), LK (Lucas-Kanade) e o estimador de deslocamento NNC, que não realizam o rastreamento correto dos pontos na parede do miocárdio. Visando melhorar a comparação do erro entre as outras seis técnicas, os erros são ilustrados no gráfico de barras da Figura 4.15.

A partir desse gráfico de barras, observa-se que os menores valores de erros ocorrem com a técnica de FO Piramidal (PIR) seguida dos estimadores CC e SAD. Para diferenciar os outros estimadores, são calculados os erros médios (μ) de cada técnica para os sete vídeos junto com seus desvios-padrão (σ) mostrados na Tabela 4.4. A partir desta Tabela, é possível comprovar que o menor valor de erro médio absoluto ocorre com a técnica

Tabela 4.3: resultados e erros de deformação global.

	Vídeo 1	Erro	Vídeo 2	Erro	Vídeo 3	Erro	Vídeo 4	Erro
REF	-19,1	-	-17,8	-	-18,1	-	7,9	-
PIR	-19,270	0,1698	-17,992	0,1919	-18,250	0,1497	8,6195	0,7195
HS	-0,3034	18,797	-1,6746	16,125	1,07590	17,024	0,7234	7,1766
LK	38,1779	19,078	-0,9162	16,884	-7,0808	11,019	16,587	8,6873
SAD	-17,641	1,4587	-16,465	1,3348	-19,262	1,1618	9,4921	1,5921
SSD	-18,834	0,2661	-16,147	1,6532	-20,032	1,9322	10,276	2,3764
MAE	-23,321	4,2210	-16,603	1,1974	-17,524	0,5760	10,031	2,131
NC	-15,413	3,6872	-13,839	3,9609	-16,448	1,6519	11,298	3,3981
NNC	-49,150	30,050	-42,171	24,371	22,1564	4,0564	31,991	24,0915
CC	-17,965	1,1351	-15,973	1,8267	-19,862	1,7623	9,3462	1,4462
		Vídeo 5	Erro	Vídeo 6	Erro	Vídeo 7	Erro	
REF		-4,9	-	-8,5	-	-11,3	-	
PIR		-4,7287	0,1713	-8,6791	0,1791	-9,5743	1,7257	
HS		2,89360	2,0064	-4,0591	4,4409	-20,656	9,3557	
LK		0,48580	4,4142	4,54160	3,9584	-18,036	6,7357	
SAD		-4,7315	0,1685	-8,1567	0,3433	-13,949	2,6491	
SSD		-5,1474	0,2474	-7,1997	1,3003	-12,934	1,6340	
MAE		-4,5239	0,3761	-6,3085	2,1915	-13,679	2,3787	
NC		-5,1575	0,2575	-5,5842	2,9158	-15,743	4,4431	
NNC		-17,968	13,068	-17,908	9,4080	-2,3922	8,9078	
CC		-5,0660	0,1660	-8,6214	0,1214	-10,655	0,6445	

Piramidal, seguida dos estimadores CC, SAD, SSD, MAE e NC. A menor variação também aconteceu quando empregada a técnica de FO Piramidal, seguida do estimador SAD, CC, SSD, MAE e NC.

Tabela 4.4: média(μ) e desvio-padrão(σ) do erro de deformação para as nove técnicas implementadas.

	PIR	HS	LK	SAD	SSD	MAE	NC	NNC	CC
$exame_1$	0,1698	18,7966	19,0779	1,4587	0,2661	4,2210	3,6872	30,0503	1,1351
$exame_2$	0,1919	16,1254	16,8838	1,3348	1,6532	1,1974	3,9609	24,3712	1,8267
$exame_3$	0,1497	17,0241	11,0192	1,1618	1,9322	0,5760	1,6519	4,0564	1,7623
$exame_4$	0,7195	7,1766	8,6873	1,5921	2,3764	2,1310	3,3981	24,0915	1,4462
$exame_5$	0,1713	2,0064	4,4142	0,1685	0,2474	0,3761	0,2575	13,0684	0,1660
$exame_6$	0,1791	4,4409	3,9584	0,3433	1,3003	2,1915	2,9158	9,4080	0,1214
$exame_7$	1,7257	9,3557	6,7357	2,6491	1,6340	2,3787	4,4431	8,9078	0,6445
μ (%)	0,4724	10,7037	10,1109	1,2440	1,3442	1,8674	2,9021	16,2791	1,0146
σ (%)	0,4287	5,6672	4,7566	0,5881	0,6341	0,9865	1,1128	8,4788	0,6034

Durante a análise dos estimadores de deslocamento é possível verificar que o tamanho de bloco ideal é dependente da estrutura que se deseja rastrear. Dessa forma, cada técnica de CB obtém pontos com diferentes tamanhos de blocos, dependendo das estruturas de cada vídeo. O estimador NNC teve seu tamanho de bloco variado, mas em nenhum dos casos pôde realizar o acompanhamento dos pontos na parede do miocárdio.

O comportamento do estimador NNC é, de certa forma, esperado devido aos resultados

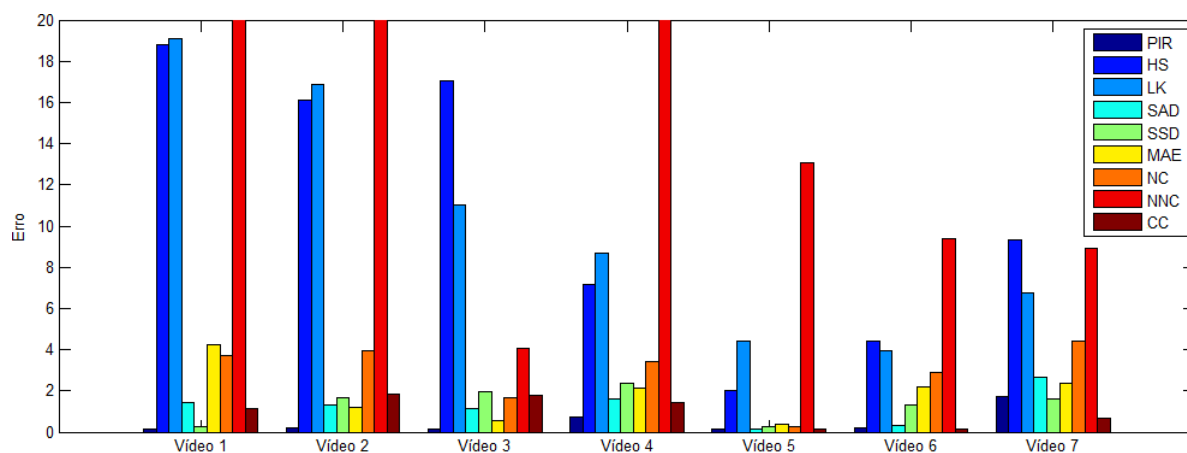


Figura 4.15: erro absoluto entre a deformação global de referência e estimada dentre as técnicas analisadas.

inconstantes durante a análise com vídeos sintéticas. Os melhores resultados da técnica Piramidal e do estimador CC também corroboram com a análise sintética, repetindo-se os melhores resultados.

4.7 Resultados de Esforço Computacional em Exames Ecocardiográficos

O último parâmetro de análise é o esforço computacional. A técnica de FO Piramidal e doo estimadores SAD, SSD, MAE, NC e CC são testadas sob a mesma configuração de hardware e o mesmo sistema computacional de testes. Cada técnica é executada 30 vezes para cada vídeo e cada tempo de execução é armazenado. Na Tabela 4.5 são mostrados os tempos médios (μ) de execução e os desvios-padrão (σ), em segundos, para cada caso.

	PIR	SAD	SSD	MAE	NC	CC
μ (s)	1,5186	6,4459	6,1737	6,1517	11,3629	5,2209
σ (s)	0,0698	0,1933	0,1913	0,1336	0,0731	0,1204

Tabela 4.5: média(μ) e desvio-padrão(σ) em segundos do esforço computacional para cada técnica em relação aos exames médicos.

Finalizando a análise das técnicas, na Tabela 4.5 de esforço computacional percebe-se a técnica Piramidal como a menos custosa dentre as seis estudadas. Esta ainda possui o menor desvio-padrão, seguida pelo estimador CC, com quase 1 segundo a menos que os estimadores SAD, SSD e MAE. Já o estimador NC é o que exige maior esforço computacional com aproximadamente o dobro do tempo médio dos outros quatro estimadores.

Com base no conjunto de resultados das diferentes análises e nas discussões apresentadas neste Capítulo, algumas conclusões, contribuições e sugestões para trabalhos futuros podem ser evidenciadas.

Capítulo 5

Conclusões, Contribuições e Trabalhos Futuros

Nesta dissertação é realizada uma análise comparativa entre os algoritmos de rastreamento de Fluxo Óptico (FO) e Casamento de Blocos (CB). Estes algoritmos são divididos em três técnicas de FO: Piramidal, técnica de Horn e Schunk, técnica de Lucas e Kanade; e em oito estimadores de deslocamento de CB: SAD, SSD, MAE, MSE, NNC, NC, CC e AC.

O processo de análise comparativa é realizado em três situações: em vídeos sintéticos, vídeos sintéticos de ultrassom e em vídeos reais, obtidos de ecocardiografia. Os vídeos sintéticos são analisados quanto à trajetória e à deformação em diferentes valores de PSNR e, para os vídeos sintéticos de ultrassom, com *phantoms* computacionais. Já os vídeos reais são analisados quanto à deformação global e ao esforço computacional.

Na análise da trajetória são aplicadas duas métricas de avaliação das técnicas: correlação média e erro quadrático médio. Já nas primeiras análises percebe-se que os estimadores MAE e MSE produzem resultados iguais em todos os testes. O mesmo ocorre com os estimadores AC e CC. Desta forma, adota-se apenas um estimador de cada (aqueles com menores números de operações matemáticas: MAE e CC). Os algoritmos da técnica de CB são comparados, ainda, variando-se o tamanho do bloco de cada um.

Ainda em relação aos resultados de trajetória obtidos pelos algoritmos usando vídeos sintéticos normais, os estimadores podem ser organizados em ordem do que possui a trajetória com ordem crescente no valor de correlação: SSD, MAE, SAD, NC, CC e NNC. Das três técnicas de FO, a abordagem Piramidal obtém uma correlação média aproximadamente igual a 1, ou seja, a trajetória encontrada é praticamente igual à trajetória original independente da variação de valores da PSNR, seguida pela técnica de Lucas e

Kanade e, por último, Horn e Schunck. O erro quadrático médio segue essa mesma ordem para as técnicas de FO. Já para os estimadores de CB, os menores erros ocorrem com a técnica CC.

Analisando o valor de erro entre a deformação dos vídeos sintéticos normais observa-se que as melhores técnicas das duas abordagens permaneceram as mesmas: CC e Piramidal. Já os outros algoritmos variam os resultados entre si. A técnica de Horn e Schunck, por exemplo, produz erros menores que a técnica de Lucas e Kanade. Entre os estimadores, o NNC se destaca por possuir comportamento instável durante a variação de valores de PSNR.

A segunda etapa da análise comparativa é realizada em *phantoms* computacionais produzidos pelo *software Field II*. Na análise de trajetória, onde são avaliadas a correlação média e o erro quadrático médio, observa-se que, diferentemente do análise em vídeos sintéticos normais, é necessário blocos de tamanho maiores do que o objeto a ser rastreado. Para tal, é utilizado tamanho de bloco $N = 25 \text{ pixels}$. Em relação à correlação média entre as técnicas, a que obteve maior desempenho permaneceu a técnica de FO Piramidal, seguida dos estimadores CC, NC, SAD, MAE, SSD, dos métodos HS, LK e finalizando a pior técnica como o estimador NNC. Situação semelhante ao resultado de correlação média entre vídeos sintéticos normais senão fosse o resultado do estimador NNC. Este estimador foi o único que obteve comportamento diferente entre a análise sintética em vídeos normais e de ultrassom e isto é devido ao aumento do tamanho de bloco, aumentando também as possibilidade de casamentos entre blocos.

Ao analisar o erro das trajetórias e o erro da deformação nos vídeos dos *phantoms*, percebem-se gráficos semelhantes no tocante às melhor e piores técnicas, mostrando uma tendência de estabilidade entre as técnicas avaliadas. Para tal, a técnica PIR continua como a técnica com menor valor de erro, seguido pelo estimador CC. As piores técnicas também continuam as mesmas: o estimador NNC, seguido pelos métodos de FO HS e LK.

A terceira análise comparativa é realizada com exames reais de ciclos cardíacos, extraídos de exames de ecocardiografia. Nesta etapa, as técnicas são comparadas todas juntas sob as mesmas métricas de avaliação: em relação às curvas das taxas de deformação e os valores dos erros em relação à deformação global do miocárdio. Conclui-se, nesta etapa, quais técnicas são realmente propícias a serem implementadas em um sistema dedicado para o estudo da deformação miocárdica.

Os algoritmos de FO de Horn e Chunck e de Lucas e Kanade apresentam resultados insatisfatórios no rastreamento de pontos específicos. Contudo, podem ser combinadas à

outras abordagens para gerar novas possíveis técnicas. O estimador NNC é o único que não realiza o rastreamento em vídeos reais de ecocardiografia, independente de qual tamanho de bloco é utilizado ou qual região do miocárdio é selecionada para o rastreamento.

A abordagem Piramidal e os estimadores SAD, SSD, MAE, NC e AC apresentam resultados coerentes com o objetivo do trabalho, mostrando-se como técnicas adequadas para o rastreamento pontual de imagens de ecocardiografia. Ao comparar as técnicas em relação ao esforço computacional, tem-se como resultado o algoritmo Piramidal produzindo o menor tempo médio, totalizando cerca de 1,5 segundos para rastrear e calcular a deformação do músculo cardíaco. Os estimadores SAD, SSD e MAE consomem cerca de 6,3 segundos, o NC 11,3 segundos e o AC 5,2 segundos para fazer o mesmo procedimento. Conclui, desta forma, que o algoritmo Piramidal é a técnica que obtém os melhores resultados nesta dissertação, considerando o conjunto específico de vídeos usados.

Outra importante conclusão está no tamanho dos blocos que devem ser utilizados. Conclui-se também que blocos com dimensões maiores que os objetos de estudo produzem rastreamento com menores erros. Evidenciando-se, desta maneira, a dependência da técnica de CB em relação ao tamanho da estrutura a ser rastreada.

A partir deste trabalho, outros trabalhos futuros podem ser desenvolvidos. Neste sentido, são propostos para desenvolvimentos futuros:

- utilização de mais exames de ecocardiografia;
- diferenciação de exames de pacientes com cardiomiopatias e sádios;
- implementação de sistema dedicado para o cálculo da deformação miocárdica;
- desenvolvimento de sistema de busca automática por pontos significativos na parede do miocárdio;
- adição de funções para controle de erro.

Referências Bibliográficas

BARBOSA, R. L. et al. A computação do fluxo óptico em imagens obtidas por um sistema móvel de mapeamento terrestre. *Revista Brasileira de Cartografia*, v. 57, n. 2, p. 72–78, 2005.

BARROS, A. C. S. *Análise Comparativa de Técnicas de Detecção de Movimento e Rastreamento de Objetos em Vídeo Digital usando Dispositivos Móveis*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Ceará, 2009.

BOHS, L. N.; TRAHEY, G. E. A novel method for angle independent ultrasonic imaging of blood flow and tissue motion. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 38, n. 3, p. 280–286, 1991.

BOUGUET, J.-Y. Pyramidal implementation of the lucas kanade feature tracker: Description of the algorithm. Intel Corporation Microprocessor Research Labs, 2000.

BURT, P. J.; ADELSON, E. H. The laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Transactions on Communications*, v. 31, n. 4, p. 532–540, 1983.

CARMO, P. et al. Terapêutica de ressincronização na miocardiopatia induzida pelo pacing ventricular direito em doente pediátrico. *Revista Portuguesa de Cardiologia*, v. 31, p. 43–47, 2012.

CARVALHO, C. F.; CHAMMAS, M. C.; CERRI, G. G. Princípios físicos do doppler em ultra-sonografia. *Revista Ciência Rural*, Scielo, v. 38, p. 872 – 879, 06 2008. ISSN 0103-8478.

CASTRO, P. et al. Potential pitfalls of strain rate imaging: angle dependency. *Biomedical Sciences Instrumentation*, v. 36, p. 197–202, 2000.

CHO, G.-Y. et al. Global 2-dimensional strain as a new prognosticator in patients with heart failure. *Journal of the American College of Cardiology*, v. 54, n. 7, p. 618–624, 2009.

CHUNKE, Y.; TERADA, K.; OE, S. Motion analysis of echocardiograph using optical flow method. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, v. 1, p. 672–677, 1996.

COSTANZO, L. S. *Fisiologia*. Espanha: Elsevier, 2011.

DECARLO, D.; METAXAS, D. Adjusting shape parameters using model-based optical flow residuals. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, v. 24, n. 6, p. 814–823, jun. 2002. ISSN 0162-8828. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.2002.1008387>>.

DEL CASTILLO, J. M. et al. Deformação miocárdica tangencial (shear strain) em indivíduos normais: o seu significado. *Revista brasileira de ecocardiografia e imagem cardiovascular*, v. 22, n. 4, p. 20–26, 2009.

DEL CASTILLO, J. M.; HERSZKOWICZ, N.; FERREIRA, C. Speckle tracking - a contratilidade miocárdica em sintonia fina. *Revista brasileira de ecocardiografia e imagem cardiovascular*, v. 23, n. 3, p. 46–54, 2010.

D'HOOGHE, J. et al. Echocardiographic strain and strain-rate imaging: a new tool to study regional myocardial function. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 21, n. 9, p. 1022–1030, sept. 2002. ISSN 0278-0062.

_____. Regional strain and strain rate measurements by cardiac ultrasound: Principles, implementation and limitations. *European Journal of Echocardiography*, v. 1, n. 3, p. 154–170, 2000.

EBBINI, E. S. Region-adaptive motion tracking of speckle imagery. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, v. 4, p. 2075–2078, 2000.

EDLER, I.; HERTZ, C. H. The use of ultrasonic reflectoscope for the continuous recording of the movements of heart walls. *Kungl Fysiogr Sällsk Lund Forh*, Blackwell Science Ltd, p. 24–40, 1954.

FAHMY, A.; AL-AGAMY, A.; KHALIFA, A. Myocardial segmentation using contour-constrained optical flow tracking. In: CAMARA, O. et al. (Ed.). *Statistical Atlases and Computational Models of the Heart. Imaging and Modelling Challenges*. Toronto, Canada: Springer Berlin / Heidelberg, 2012, (Lecture Notes in Computer Science, v. 7085). p. 120–128. ISBN 978-3-642-28325-3.

- FELIX, J. H. S. *Sistema de visão computacional para detecção e quantificação de enfisema pulmonar*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Ceará, 2007.
- FISHER, Y. *Fractal Image Compression: Theory and Application*. London, UK: Springer, 1994.
- FOX, K. et al. *The Eae Textbook of Echocardiography*. Oxford, NY: OUP Oxford, 2011.
- FRIEMEL, B. H.; BOHS, L. N.; TRAHEY, G. E. Relative performance of two-dimensional speckle-tracking techniques: normalized correlation, non-normalized correlation and sum-absolute-difference. *IEEE Ultrasonics Symposium Proceedings*, v. 2, p. 1481–1484, 1995.
- GIACHETTI, A.; CAMPANI, M.; TORRE, V. The use of optical flow for road navigation. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, IEEE, v. 14, n. 1, p. 34–48, 1998.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Digital Image Processing*. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, Inc., 2008. ISBN 9780131687288.
- GUYTON, A. C.; HALL, J. E. *Tratado de Fisiologia Médica*. [S.l.]: Elsevier, 2006.
- GYAOUROVA, A.; KAMATH, C. Block matching for object tracking. *Computer and Information Science*, 2003.
- HELLE-VALLE, T. et al. New noninvasive method for assessment of left ventricular rotation: Speckle tracking echocardiography. *Circulation*, v. 112, p. 3149–3156, 2005.
- HENDEE, W. R.; RITENOUR, E. R. *Medical Imaging Physics*. Wiley-Liss, 2002. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/book/10.1002/0471221155>>.
- HO, C. Y.; SOLOMON, S. D. A clinician's guide to tissue doppler imaging. *Circulation*, v. 113, p. e396–e398, 2006.
- HORN, B. K. P.; SCHUNCK, B. G. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, v. 17, p. 185–203, 1981.
- INTEL. *Open source computer vision library*. [S.l.]: Estados Unidos, 2000.
- ISAAZ, K. et al. Doppler echocardiographic measurement of low velocity of the left ventricular posterior wall. *American Journal of Cardiology*, v. 64, n. 1, p. 66–75, 1989.

- JAIN, J.; JAIN, A. Displacement measurement and its application in interframe image coding. *IEEE Transactions on Communications*, v. 29, n. 12, p. 1799–1808, 1981.
- JAN, I. *Medical Image Processing, Reconstruction and Restoration: Concepts and Methods*. Michigan: CRC Press, 2005. ISBN 9780824758493.
- JENSEN, J. A. Field: A program for simulating ultrasound systems. In: *10TH NORDIC/BALTIC CONFERENCE ON BIOMEDICAL IMAGING, VOL. 4, SUPPLEMENT 1, PART 1:351–353*. [S.l.: s.n.], 1996. p. 351–353.
- JENSEN, J. A.; SVENDSEN, N. B. Calculation of pressure fields from arbitrarily shaped, apodized, and excited ultrasound transducers. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, v. 39(2), p. 262–7, 1992.
- JÄHNE, B. *Digital Image Processing, 5th revised and extended edition*. Heidelberg: Springer, 2002. Disponível em: <<http://stacks.iop.org/0957-0233/13/i=9/a=711>>.
- JOYNER, C. R.; REID, J. M. Applications of ultrasound in cardiology and cardiovascular physiology. *Progress in Cardiovascular Diseases*, v. 5, n. 5, p. 482 – 497, 1963. ISSN 0033-0620.
- KOOPMAN, L. P. et al. Comparison between different speckle tracking and color tissue doppler techniques to measure global and regional myocardial deformation in children. *Journal of the American Society of Echocardiography*, v. 23, n. 9, p. 919–928, 2010.
- KOSCHAN, A.; RODEHORST, V.; SPILLER, K. Color stereo vision using hierarchical block matching and active color illumination. In: *Proceedings of the 1996 International Conference on Pattern Recognition (ICPR '96) Volume I - Volume 7270*. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 1996. (ICPR '96), p. 835–. ISBN 0-8186-7282-X. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=844381.845267>>.
- KRISHNAMURTHY, R.; MOULIN, P.; WOODS, J. Optical flow techniques applied to video coding. In: *Proceedings of the 1995 International Conference on Image Processing (Vol. 1)*. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 1995. (ICIP '95), p. 570–. ISBN 0-8186-7310-9. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=839282.841037>>.
- LANGELAND, S. et al. Comparison of time-domain displacement estimators for two-dimensional rf tracking. *Ultrasound in Medicine & Biology*, v. 29, n. 8, p. 1177–1186, 2003.

LUCAS, B. D.; KANADE, T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In: *International Joint Conference on Artificial Intelligence*. San Mateo, CA: [s.n.], 1981.

LUKCAC, R.; PLATANIOTIS, K. N. *Color Image Processing: Methods and Applications*. Boca Raton, FL: CRC Press / Taylor & Francis, 2006.

MAILLOUX, G. E. et al. Computer analysis of heart motion from two-dimensional echocardiograms. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 34, p. 356–364, 1987.

_____. Restoration of the velocity field of the heart from two-dimensional echocardiograms. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 8, p. 143–153, 1989.

MALPICA, N. et al. Tracking of regions-of-interest in myocardial contrast echocardiography. *Ultrasound in Medicine and Biology*, v. 30, p. 303–309, 2004.

MARWICK, T. H.; YU, C.-M.; SUN, J. P. *Myocardial Imaging: Tissue Doppler and Speckle Tracking*. Malden, Massachusetts: Wiley-Blackwell, 2007.

MIKIC, I.; KRUCINSKI, S.; THOMAS, J. D. Segmentation and tracking in echocardiographic sequences: Active contours guided by optical flow estimates. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 17, p. 274–284, 1998.

MIRSKY, I.; GHISTA, D. N.; SANDLER, H. *Cardiac Mechanics: Physiological, Clinical and Mathematical Considerations*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons Ltd, 1974.

MIRSKY, I.; PARMLEY, W. W. Assessment of passive elastic stiffness for isolated heart muscle and the intact heart. *Circulation*, v. 33, p. 233–243, 1973.

OMS. *Fact sheet N° 317*. Janeiro 2011. Disponível em:
<<http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs317/en/index.html>>.

OTTO, C. M. *Textbook of clinical echocardiography*. Philadelphia, PA: Elsevier, 2004.

PERK, G.; TUNICK, P. A.; KRONZON, I. Non-doppler two-dimensional strain imaging by echocardiography from technical considerations to clinical applications. *Journal of the American Society of Echocardiography*, v. 20, n. 3, p. 234–43, 2007.

RATH, G. B.; MAKUR, A. A backward segmented-block matching algorithm for video compression. *Signal Process.*, Elsevier North-Holland, Inc., Amsterdam, The Netherlands, v. 70, n. 1, p. 75–79, out. 1998. ISSN 0165-1684. Disponível em:
<[http://dx.doi.org/10.1016/S0165-1684\(98\)00155-8](http://dx.doi.org/10.1016/S0165-1684(98)00155-8)>.

REISNER, S. A. et al. Global longitudinal strain: a novel index of left ventricular systolic function. *Journal of the American Society of Echocardiography*, v. 17, n. 6, p. 630–633, 2004.

SILVA, C. et al. Doppler tecidual, tissue tracking, strain rate e strain. para que serve isso tudo? *Revista Brasileira de Ecocardiografia*, v. 19, p. 79–81, 2002.

SILVA, C. E. S. et al. Avaliação da contratilidade segmentar na doença de chagas utilizando a integral do gradiente intramiocárdico de velocidade (strain miocárdico) obtida pela ecocardiografia com doppler tecidual. *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, scielo, v. 84, p. 285 – 291, 04 2005. ISSN 0066-782X.

_____. Normatização dos equipamentos e técnicas de exame para realização de exames ecocardiográficos. *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, scielo, v. 82, p. 1 – 10, 00 2004. ISSN 0066-782X.

TESKE, A. et al. Echocardiographic quantification of myocardial function using tissue deformation imaging, a guide to image acquisition and analysis using tissue doppler and speckle tracking. *Cardiovascular Ultrasound*, v. 5, n. 1, p. 27, 2007. ISSN 1476-7120. Disponível em: <<http://www.cardiovascularultrasound.com/content/5/1/27>>.

TORRENT-GUASP, F. Structure and function of the heart. *Revista Espanola de Cardiologia*, v. 51(2), p. 91–102, 1998.

TORRENT-GUASP, F. et al. Systolic ventricular filling. *European Journal of Cardiothoracic Surgery*, v. 25(3), p. 376–86, 2004.

TRAHEY, G. E.; ALLISON, J. W.; RAMM, O. T. V. Angle independent ultrasonic detection of blood flow. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 34, n. 12, p. 965–7, 1987.

VERONESI, F. et al. Tracking of left ventricular long axis from real-time three-dimensional echocardiography using optical flow techniques. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, v. 10, p. 174–181, 2006.

VIOLA, F.; WALKER, W. F. A comparison of the performance of time-delay estimators in medical ultrasound. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, v. 50, n. 4, p. 392–401, 2003.

- WALKER, W. F. et al. Real-time imaging of tissue vibration using a two-dimensional speckle tracking system. *IEEE Ultrasonics Symposium Proceedings*, v. 2, p. 873–877, 1993.
- YAACOBI, M.; LIEL-COHEN, N.; GUTERMAN, H. Simultaneous left atrium volume tracking from echocardiographic movies. In: *Electrical and Electronics Engineers in Israel, 2008. IEEEI 2008. IEEE 25th Convention of*. Israel: [s.n.], 2008. p. 403–407.
- YAMATO, R. J. *Avaliação ecocardiográfica com Doppler tecidual, Strain Rate e Strain de cães da raça Golden Retriever com distrofia muscular (GRMD)*. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2008.
- YANG, X.; MURASE, K. A multi-scale phase-based optical flow method for motion tracking of left ventricle. In: *Bioinformatics and Biomedical Engineering (iCBBE), 2010 4th International Conference on*. Chengdu, China: [s.n.], 2010. p. 1–4. ISSN 2151-7614.
- YILMAZ, A.; JAVED, O.; SHAH, M. Object tracking: A survey. *ACM Comput. Surv.*, ACM, New York, NY, USA, v. 38, n. 4, dez. 2006. ISSN 0360-0300. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1177352.1177355>>.
- ZAMORANO, J. L.; FERNÁNDEZ, M. A. G.; KAUL, S. *Contrast Echocardiography in Clinical Practice*. Milan: Springer, 2004.
- ZITNICK, C. L.; JOJIC, N.; KANG, S. B. Consistent segmentation for optical flow estimation. In: *Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision - Volume 2*. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2005. (ICCV '05), p. 1308–1315. ISBN 0-7695-2334-X-02. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/ICCV.2005.61>>.

Apêndice A

Modos de imagens ecocardiográficas

As imagens extraídas a partir dos ecos de sinais ultrassônicos podem ser apresentadas basicamente em três modalidades: Modo B (bidimensional / brilho), Modo M (movimento) e Doppler (OTTO, 2004; COSTANZO, 2011).

- **Modo B:** Também conhecida como modo “brilho” (*brightness*) ou modo “bidimensional”. Este modo se baseia no princípio físico do ultrassom que forma uma imagem em duas dimensões a partir do eco de sinais ultrassônicos. Esta imagem gerada é observada em um monitor no qual é possível extrair informações a respeito da anatomia cardíaca, tais como a localização dos átrios, dos ventrículos, das valvas cardíacas e do movimento das estruturas durante a sístole e diástole cardíaca. Esta modalidade auxilia de forma significativa no estudo do coração. Um exemplo de uma imagem ecocardiográfica em modo B é ilustrado na Figura A.1.

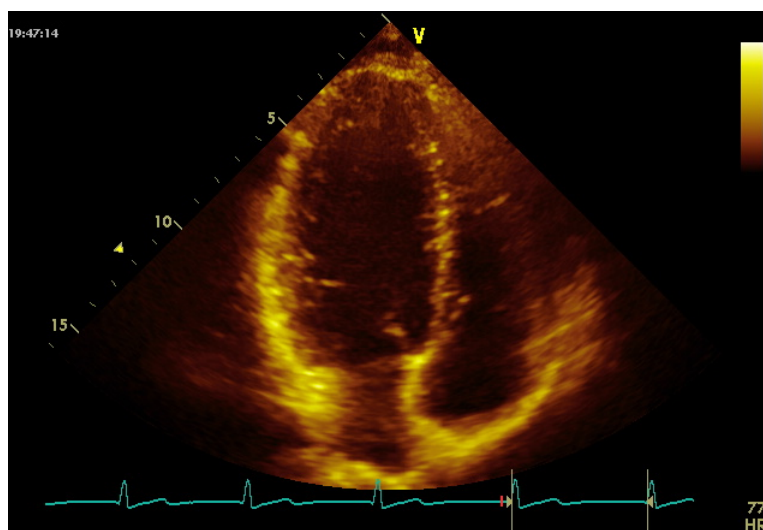


Figura A.1: exemplo de imagem em modo B.

•**Modo M:** Também conhecido como modo de “movimento”, é a modalidade que avalia o movimento das valvas e paredes cardíacas para obtenção de medidas das câmaras e grandes vasos da base do coração. Imagens no modo M são obtidas pelo mesmo princípio do modo B e permitem uma análise precisa de forma quantitativa. Contudo, imagens desse tipo possuem uma única dimensão e são obtidas por um transdutor mantido em uma posição fixa numa linha reta imaginária que pode ser posicionada sobre a região ou estrutura cardíaca que se deseja avaliar (YAMATO, 2008). O gráfico obtido por este transdutor possui a velocidade de movimento das estruturas no eixo X e a profundidade da distância entre a estrutura cardíaca e o transdutor no eixo Y. Esta configuração está ilustrada na Figura A.2.

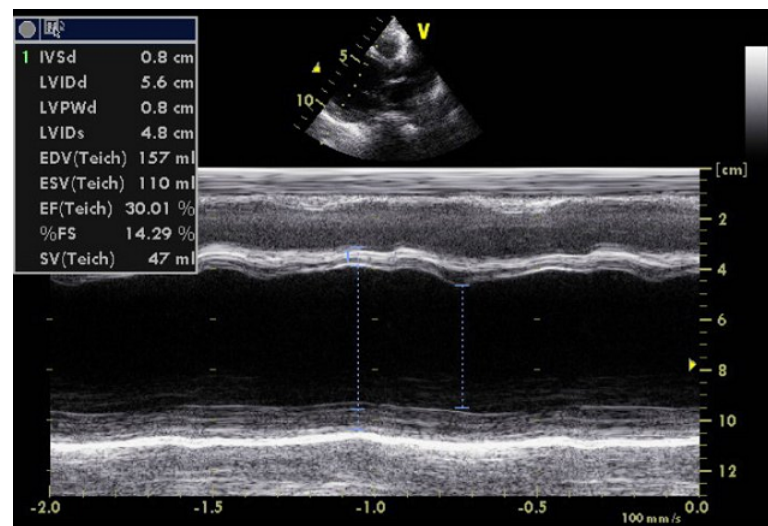


Figura A.2: exemplo de imagem em modo M (CARMO et al., 2012).

•**Modo Doppler:** Esta modalidade se baseia no princípio do efeito *Doppler* e permite a avaliação das funções cardíacas através da análise da direção e da velocidade do fluxo sanguíneo dos grandes vasos através das valvas cardíacas. Nas imagens em modo *Doppler*, existe uma linha base que representa o transdutor. Quando a frequência *Doppler* é positiva, é formado um espectro acima dessa linha base (representando o fluxo na direção do transdutor). Quando a frequência *Doppler* é negativa, é formado um espectro abaixo da linha base (representando o fluxo na direção contrária ao transdutor). Esse tipo de imagem pode ser visto na Figura A.3.

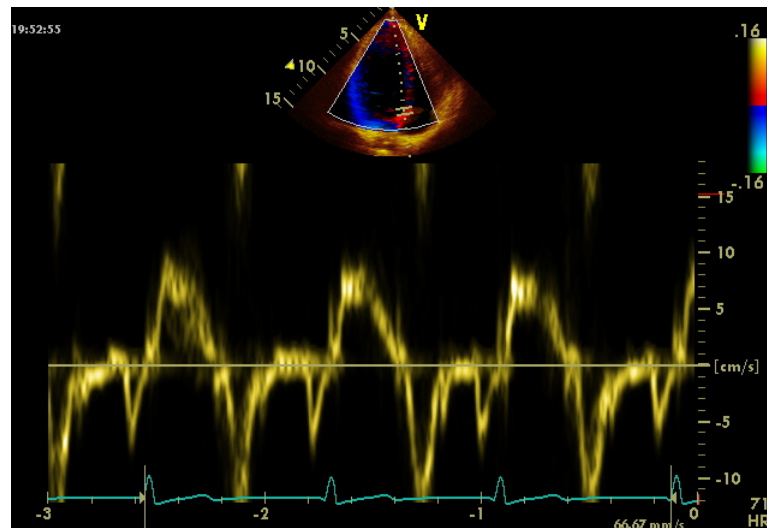


Figura A.3: exemplo de imagem em modo *Doppler*.

Apêndice B

Planos e janelas de cortes

O coração localiza-se na cavidade torácica atrás do osso esterno e acima do músculo do diafragma. Sua maior porção encontra-se à esquerda do tórax na região conhecida como mediastino médio. As imagens do coração (ecocardiográficas) são obtidas por cortes padronizados chamados de janelas ecocardiográficas. São regiões onde se obtém as imagens de melhor qualidade para avaliação funcional e estrutural do músculo cardíaco.

As janelas ecocardiográficas, ilustradas na Figura B.1, são: supraesternal, paraesternal, apical, subcostal. Cada janela é dividida por meio da variação da posição do transdutor através de movimentos de modo que a imagem cardíaca se estabelece para o entendimento do examinador.

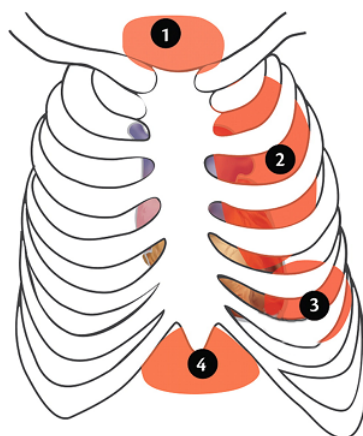


Figura B.1: localização das janelas ecocardiográficas: 1) supraesternal; 2) paraesternal; 3) apical e 4) subcostal.

Os planos de cortes recomendados na ecocardiografia bidimensional transtorácica são baseados nos ângulos em que o feixe do ultrassom incide no coração. Esses planos estão ilustrados na Figura B.2 e são:

- plano longitudinal: plano de corte perpendicular à parede torácica e paralelo ao eixo

longo do coração, numa linha imaginária que, geralmente, une o ombro direito ao flanco esquerdo no paciente normolíneo;

- plano transversal (eixo curto): plano de corte perpendicular à parede torácica e ao plano longitudinal;
- plano sagital: plano de corte aproximadamente paralelo à parede torácica e perpendicular aos planos longitudinal e transversal

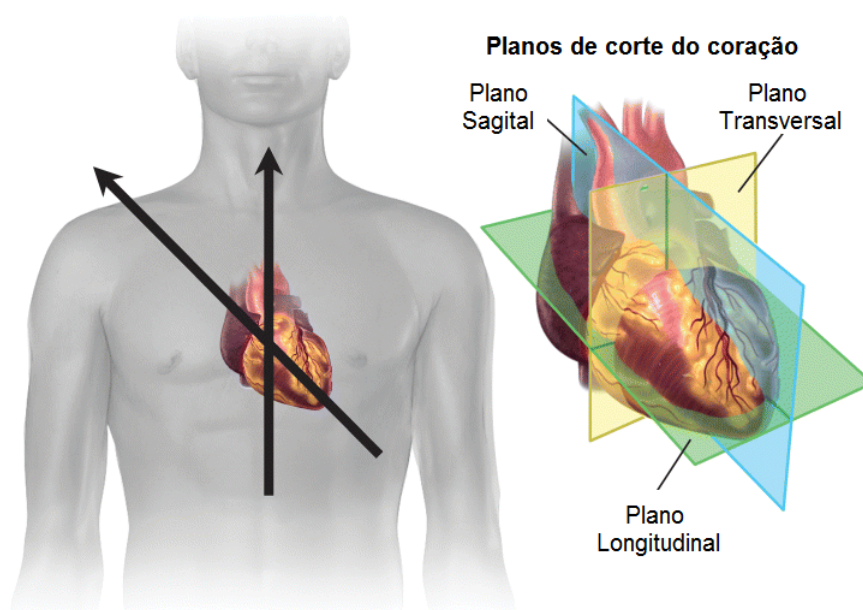


Figura B.2: planos ecocardiográficos: longitudinal, transversal e sagital.

De acordo com Silva et al. (2004), a nomenclatura dos diversos tipos de corte deve incluir não só a localização do transdutor mas também o plano de corte. Os cortes transtorácicos são divididos de acordo com sua janela ecocardiográfica: paraesternais, apicais, supraesternais e subcostais.

Os planos de cortes paraesternais, mostrados na Figura B.3(a), se dividem em longitudinal e transversal. Nos planos de cortes paraesternais longitudinal (eixo longo) e transversal (eixo curto). No corte paraesternal longitudinal, o ápex aparece à esquerda e a aorta à direita do monitor (A). No corte paraesternal ao nível dos músculos papilares, o septo anterior aparece na parte superior do monitor, o músculo papilar pósteromedial à esquerda e o ântero-lateral à direita, enquanto que a parede posterior do VE, na região inferior do monitor (B). No corte paraesternal transversal ao nível da válvula aórtica, o tronco pulmonar fica à direita e a válvula tricúspide, à esquerda do monitor (C).

Já os cortes apicais podem ser de duas, quatro ou cinco câmaras, como pode ser visto na Figura B.3(b), e mostram o ápex cardíaco na parte superior do monitor (câmaras

ventriculares) e a base na parte inferior (câmaras atriais).

Os cortes supraesternais mostrados na Figura B.4(a), assim como os cortes paraesternais, se dividem em longitudinal e transversal. O corte no plano longitudinal (A) mostra o plano em relação à aorta torácica. Nesse corte, o arco aórtico está localizado superiormente no monitor, enquanto que a aorta ascendente fica a esquerda e o início da descendente, à direita. No eixo transversal (B), com uma rotação anti-horária de, aproximadamente, 90° , pode-se observar a aorta transversalmente, o tronco pulmonar à direita do monitor, a veia cava superior e a bifurcação da artéria pulmonar direita, à esquerda do monitor.

Por fim, os cortes subcostais são obtidos com o índex (recomenda-se que todo aparelho de ecocardiografia bidimensional tenha uma marcação como índex, o qual deve indicar a borda do plano de imagem à direita do monitor) voltado para a esquerda do paciente. Nesta imagem, o ventrículo direito fica na região superior do transdutor, o ventrículo esquerdo aparece na região inferior e à direita e o átrio esquerdo, na região inferior e à esquerda. Quando o corte é obtido ao nível dos músculos papilares, o ventrículo direito aparece na parte superior do monitor, sendo que a parede posterior do ventrículo esquerdo é visualizada na região inferior e à esquerda, o músculo papilar ântero-lateral, na região inferior e à direita e a parede anterior do ventrículo esquerdo, à direita do monitor. Mediante o corte dos átrios (Figura B.4(b)), são visualizados apenas as câmaras atriais, estando o átrio direito na parte superior e o esquerdo, na inferior.

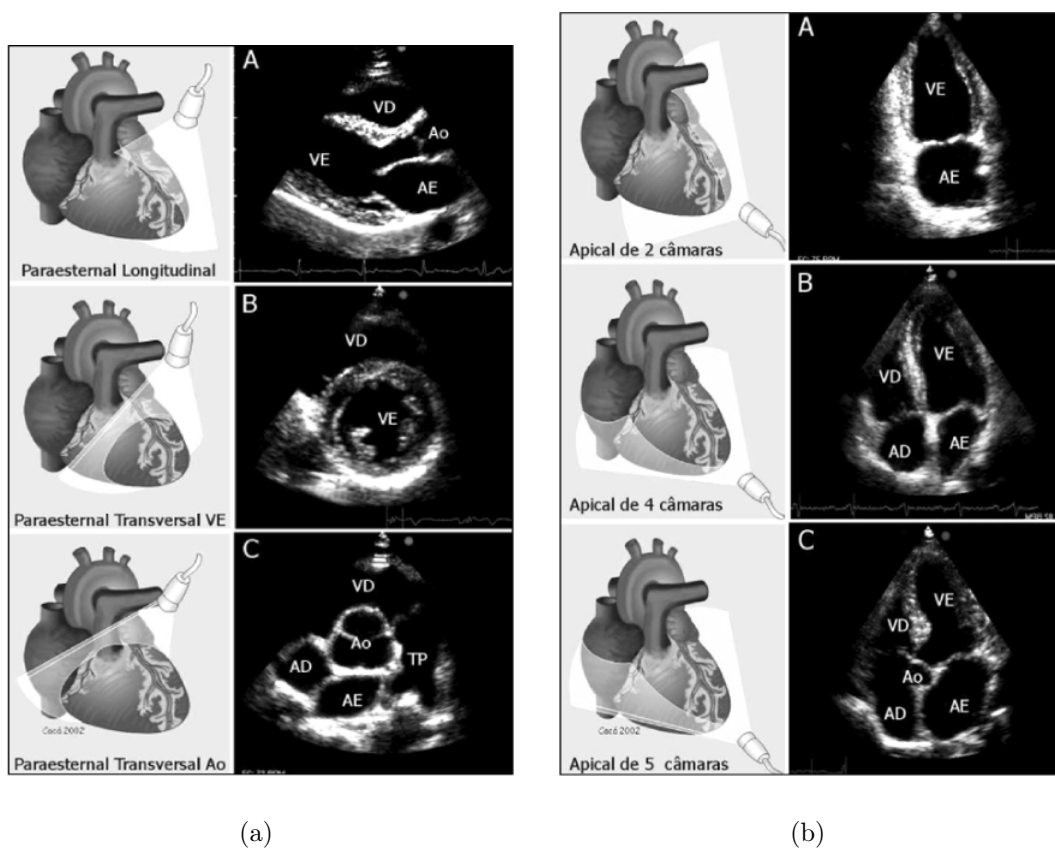


Figura B.3: (a) Cortes paraesternais e (b) cortes apicais (SILVA et al., 2004)

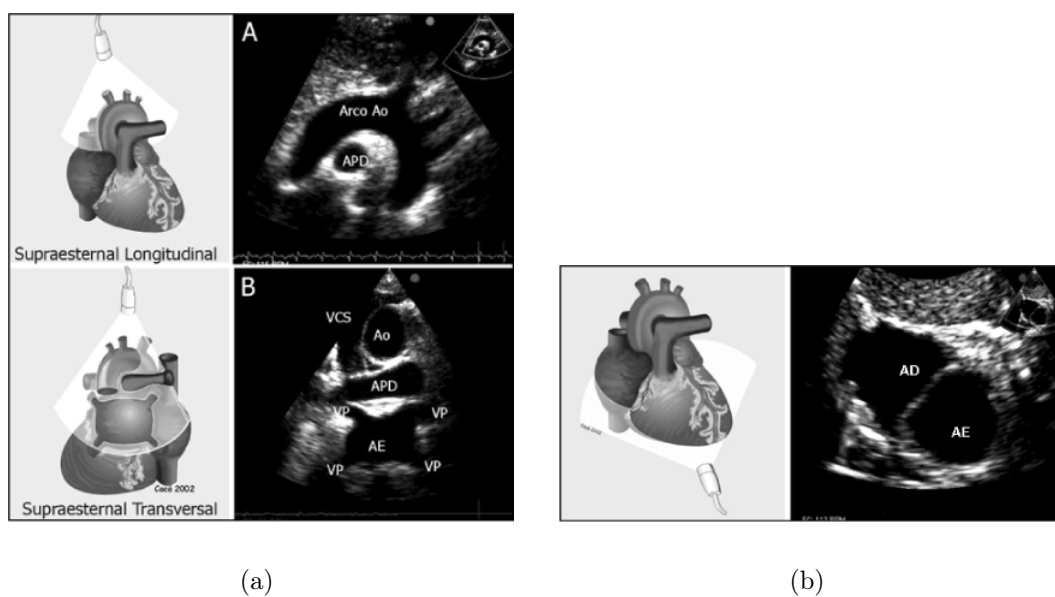


Figura B.4: (a) Cortes supraesternais e (b) corte subapical (SILVA et al., 2004)

Apêndice C

Estimador de Correlação Não-Normalizada

Durante a análise sintética dos estimadores de deslocamento da técnica de Casamento de Blocos, verifica-se um comportamento peculiar com o estimador de Correlação Não-Normalizada (NNC). Na presença de elevada quantidade de ruído este estimador obtém um determinado comportamento parecido com os outros estimadores.

Era de se esperar que o mesmo estimador mantivesse o comportamento na presença de níveis menores de ruído. Acontece o contrário, com baixa quantidade de ruído o estimador NNC apresenta erros consideráveis em relação às demais técnicas. Visando apurar o porquê desse comportamento, este algoritmo foi analisado separadamente e aqui descrito.

A análise é feita mediante quadros do vídeo sintético com $\text{PSNR} = \infty$. Um bloco é definido sobre um objeto e este objeto é rastreado ao longo dos quadros buscando a melhor correspondência baseado na equação

$$f_{nnc}(x, y) = \sum_{(i,j)} [I_0(x + i, y + j) \times I_1(x + i + u, y + j + w)]. \quad (\text{C.1})$$

O menor valor da função f_{nnc} entre o bloco original, que está mostrado na Figura C.1(a), ocorre com a correspondência 1, ilustrada pela Figura C.1(b), quando, na verdade, deveria ocorrer com o próprio bloco original. Ou seja, a Figura C.1(b) é mais parecida com a Figura C.1(a) do que a Figura C.1(a) com ela mesma. Desta maneira, a correspondência 1 é utilizada como bloco referência para ser procurado no quadro seguinte.

Esse comportamento é devido à sua formulação matemática que nada mais é do que o somatório do produto dos *pixels* dos blocos. Ou seja, a função pode ser representada pela

união dos blocos de referência e os blocos que representam as melhores correspondências.

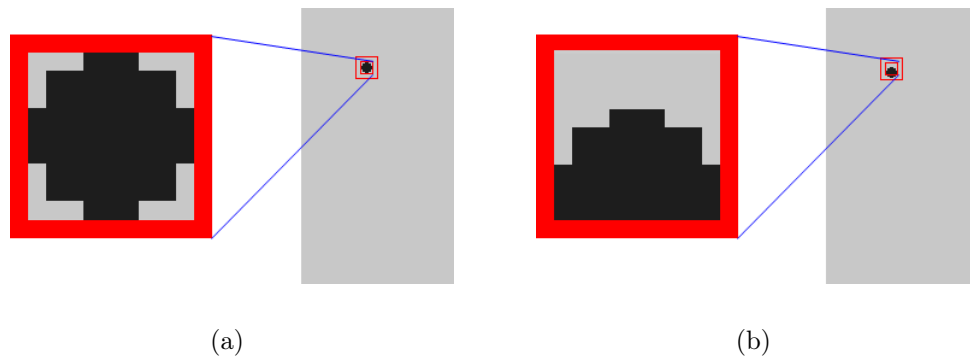


Figura C.1: a) bloco original; e b) melhor correspondência com o bloco original.

É por esse motivo que o estimador NNC tem comportamento inconstante, pois existem duas situações que produzem o mesmo resultado. A cada quadro essas situações variam entre si e, por sua vez, o ponto de rastreamento também varia. Essas duas situações ocorrem quando a melhor correspondência ocorre na parte de cima (Situação 2) e a parte de baixo (Situação 1) do bloco original (que contém o objeto a ser rastreado) e são ilustradas na Figura C.2.

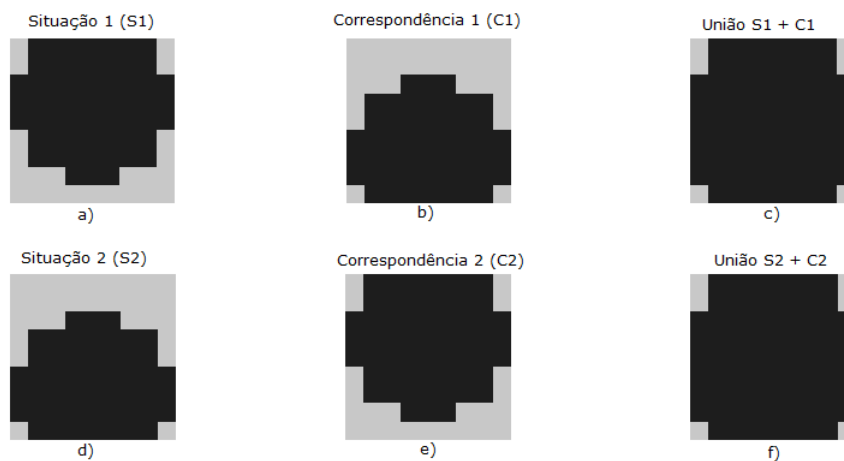


Figura C.2: duas situações diferentes com valores de correspondências de NNC iguais.

Dessa maneira, o rastreamento por esse estimador torna-se inconstante e impreciso, independente do nível de ruído apresentado na cena.