
Utilização de Métodos de Registros Não Rígidos para Análise de Disfunções Pélvicas em Imagens Médicas

Cícero Lima Costa



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Uberlândia
2019

Cícero Lima Costa

**Utilização de Métodos de Registros Não
Rígidos para Análise de Disfunções Pélvicas em
Imagens Médicas**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação da Faculdade de Computação da Universidade Federal de Uberlândia como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Área de concentração: Ciência da Computação

Orientador: Celia Aparecida Zorzo Barcelos

Uberlândia
2019

Ficha Catalográfica Online do Sistema de Bibliotecas da UFU
com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

C837 Costa, Cícero Lima, 1989-
2019 Utilização de métodos de registros não rígidos para análise de
disfunções pélvicas em imagens médicas [recurso eletrônico] /
Cícero Lima Costa. - 2019.

Orientadora: Celia Aparecida Zorzo Barcelos.
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia,
Pós-graduação em Ciência da Computação.
Modo de acesso: Internet.
Disponível em: <http://dx.doi.org/10.14393/ufu.di.2019.2300>
Inclui bibliografia.
Inclui ilustrações.

1. Computação. I. Barcelos, Celia Aparecida Zorzo, 1954-,
(Orient.). II. Universidade Federal de Uberlândia. Pós-graduação
em Ciência da Computação. III. Título.

CDU: 681.3

Bibliotecários responsáveis pela estrutura de acordo com o AACR2:
Gizele Cristine Nunes do Couto - CRB6/2091
Nelson Marcos Ferreira - CRB6/3074



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

ATA DE DEFESA

Programa de Pós-Graduação em:	Ciência da Computação				
Defesa de:	Dissertação de Mestrado Acadêmico, 07/2019, PPGCO				
Data:	19 de julho de 2019	Hora de início:	13h45min.	Hora de encerramento:	15h40min.
Matrícula do Discente:	11722CCP003				
Nome do Discente:	Cícero Lima Costa				
Título do Trabalho:	Utilização de Métodos de Registros não Rígidos para Análise de Disfunções Pélvicas em Imagens Médicas				
Área de concentração:	Ciência da Computação				
Linha de pesquisa:	Ciência de Dados				
Projeto de Pesquisa de vinculação:	-				

Reuniu-se na sala 1B132, Bloco 1B, Campus Santa Mônica, da Universidade Federal de Uberlândia, a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação, assim composta: Professores Doutores: Marcelo Zanchetta do Nascimento - FACOM/UFU, Núbia Rosa da Silva Guimarães - DCC/UFG, e Célia Aparecida Zorzo Barcelos - FAMAT/UFU, orientadora do candidato.

Iniciando os trabalhos a presidente da mesa, Prof.^a Dr.^a Célia Aparecida Zorzo Barcelos, apresentou a Comissão Examinadora e o candidato, agradeceu a presença do público, e concedeu ao Discente a palavra para a exposição do seu trabalho. A duração da apresentação do Discente e o tempo de arguição e resposta foram conforme as normas do Programa.

A seguir a senhora presidente concedeu a palavra, pela ordem sucessivamente, aos examinadores, que passaram a arguir o candidato. Ultimada a arguição, que se desenvolveu dentro dos termos regimentais, a Banca, em sessão secreta, atribuiu o resultado final, considerando o candidato:

Aprovado.

Esta defesa faz parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre.

O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna da UFU.

Nada mais havendo a tratar foram encerrados os trabalhos. Foi lavrada a presente ata que após lida e achada conforme foi assinada pela Banca Examinadora.



Documento assinado eletronicamente por **Marcelo Zanchetta do Nascimento, Professor(a) do Magistério Superior**, em 23/07/2019, às 09:55, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Célia Aparecida Zorzo Barcelos, Professor(a) do Magistério Superior**, em 24/07/2019, às 07:22, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Núbia Rosa da Silva Guimarães, Usuário Externo**, em 09/08/2019, às 13:41, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://www.sei.ufu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **1396869** e o código CRC **1C815169**.

Referência: Processo nº 23117.063132/2019-59

SEI nº 1396869

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Os abaixo assinados, por meio deste, certificam que leram e recomendam para a Faculdade de Computação a aceitação da dissertação intitulada “**Utilização de Métodos de Registros Não Rígidos para Análise de Disfunções Pélvicas em Imagens Médicas**” por **Cícero Lima Costa** como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de **Mestre em Ciência da Computação**.

Uberlândia, 19 de Julho de 2019

Orientador:

Prof^a. Dr^a. Celia Aparecida Zorzo Barcelos
Universidade Federal de Uberlândia

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Marcelo Zanchetta do Nascimento
Universidade Federal de Uberlândia

Prof^a. Dr^a. Núbia Rosa da Silva Guimarães
Universidade Federal de Goiás

Dedico principalmente a meus pais e a todos que de alguma forma contribuíram para o desenvolvimento deste trabalho.

Agradecimentos

Agradeço...

A Deus, por iluminar meu caminho e permitir que eu conquiste mais este objetivo.

A meus pais, a minha irmã, aos meus sobrinhos e a minha namorada por sempre apoiar e ajudar nos momentos difíceis.

A orientadora Celia A. Zorzo Barcelos pelo apoio e orientação em todos os momentos da realização deste trabalho. É um exemplo de pessoa e de profissional.

Aos meus amigos que colaboraram na obtenção de conhecimento e se mostraram companheiros durante o curso.

Ao Dr. Túlio Augusto Alves Macedo pela disponibilidade em auxiliar no entendimento do problema de disfunções pélvicas.

"A descoberta consiste em ver o que todos viram e em pensar no que ninguém pensou."
(Albert Szent-Gyorgyi)

Resumo

Disfunções pélvicas representam de 10% à 20% dos atendimentos em clínicas gastrointestinais, afetando principalmente mulheres com mais de 50 anos. As disfunções podem ser diagnosticadas por meio da defecografia, um exame dinâmico de ressonância magnética. Para identificar uma disfunção o radiologista deduz várias medidas estáticas em diferentes momentos e em diferentes manobras durante o exame. Entretanto, pode ocorrer a variabilidade interobservador; para um mesmo exame, analisado por especialistas diferentes, podem ser gerados laudos diferentes. Com o objetivo de reduzir a variabilidade interobservador e auxiliar o radiologista na interpretação da defecografia para o diagnóstico de disfunções pélvicas, propomos: Propagar, automaticamente, marcas das regiões da bexiga e do canal anal ao longo dos quadros da defecografia, para cada manobra, via registro de imagem baseado em modelo variacional; calcular o deslocamento das regiões durante a defecação e; classificar os exames com base nos deslocamentos e gerar um pré-diagnóstico. Segundo o especialista, há exames que não apresentam disfunção ou apresentam com nível baixo, médio ou alto de gravidade. A análise dos resultados indica que o sistema pode auxiliar o médico no processo de diagnóstico. A proposta foi bem sucedida no pré-diagnóstico de disfunção na bexiga e obteve dificuldade com a disfunção no canal anal.

Palavras-chave: Registro de Imagens. K-means. Disfunções Pélvicas. Defecografia..

Abstract

Pelvic Dysfunctions represent 10% to 20% of visits to gastrointestinal clinics, affecting mainly women over 50 years old. Dysfunctions can be diagnosed by defecography, a dynamic Magnetic Resonance Imaging (MRI) scan. To identify a dysfunction, the radiologist deduces various static measurements at different times and in distinct maneuvers during the examination. However, interobserver variability may occur, for the same exam, analyzed by different specialists, different reports can be generated. In order to reduce interobserver variability and assist the radiologist in interpreting defecography for the diagnosis of pelvic dysfunction, we propose: automatically propagate bladder and anal canal markings along defecography frames for each maneuver via image registration based on a variational model; calculate the regions displacement during defecation and; classify exams based on displacements and generate a pre-diagnosis. According to an expert, there are tests that do not have dysfunction or have low, medium or high level of severity dysfunction. Analysis of the results indicates that the system can assist the physician in the diagnostic process. The proposal was successful in pre-diagnosing bladder dysfunction and had difficulty with anal canal dysfunction.

Keywords: Image Registration. K-means. Pelvic Dysfunctions. Defecography..

Lista de ilustrações

Figura 1 – Representação de discreto e contínuo.	32
Figura 2 – Exemplos de transformações geométricas que ocorrem em imagens (MAINTZ; VIERGEVER, 1998).	37
Figura 3 – Imagens de ressonância utilizadas no método de registro. (a) imagem origem S ; (b) imagem objetivo T ; (c) diferença inicial entre S e T , $ S(x) - T(x) $ (SALTO et al., 2014).	40
Figura 4 – Exemplo de aplicação do método de registro de imagem. (a) Imagem registrada sem utilização de termo de suavização (S_{ss}); (b) imagem registrada utilizando termo de suavização (S_{cs}); (c) diferença de (S_{ss}) e T , $ S_{ss}(x) - T(x) $; (d) diferença de (S_{cs}) e T , $ S_{cs}(x) - T(x) $; (e) campo de deformação u sem termo suavização; (f) campo de deformação u com termo suavização (SALTO et al., 2014).	41
Figura 5 – Exemplo de consistência inversa (CHEN; YE, 2010).	47
Figura 6 – Deformação de S e T para uma imagem intermediária M (CHEN; YE, 2010).	48
Figura 7 – Exemplo de registro utilizando consistência inversa (CHEN; YE, 2010).	49
Figura 8 – Anatomia pélvica feminina (SALVADOR et al., 2019).	56
Figura 9 – Exemplo de imagem de defecografia. Regiões que podem ser identificadas por meio de uma imagem de defecografia (SALVADOR et al., 2019).	57
Figura 10 – Exemplo de medida de deslocamento de região em uma defecografia (ROOS et al., 2002).	58
Figura 11 – Exemplo de como as linhas devem ser definidas para que seja possível medir o ângulo de deslocamento de região em uma defecografia (ROOS et al., 2002).	59
Figura 12 – Definição das linhas para que seja possível medir a descida pélvica. Reta vermelha liga a sínfise púbica ao sacro. Reta verde liga a parte inferior da pélvis a uma reta fixa. (COLAIACOMO et al., 2009).	59

Figura 13 – Imagem original de defecografia (a). Imagem de defecografia marcada por um especialista (b). (c) A marca M^C referente a região da bexiga (cistocele). A marca M^A da Sínfise Púbica (d). (e) apresenta a marca M^R referente ao canal anal (retocele) (COLAIACOMO et al., 2009).	62
Figura 14 – Fluxo da proposta sem considerar os ciclos de contração a relaxamento.	63
Figura 15 – Fluxo da proposta considerando os ciclos de contração a relaxamento.	64
Figura 16 – Processo de Registro.	65
Figura 17 – Processo de definição dos ciclos.	66
Figura 18 – União das marcar de um ciclo.	66
Figura 19 – Cálculo da distância entre marcas - considerando os ciclos.	67
Figura 20 – Calculo da distância entre marcas - sem considerar os ciclos.	67
Figura 22 – Distâncias que são consideradas como característica para classificar os exames.	68
Figura 23 – Processo de classificação com base em média simples.	69
Figura 24 – Processo de classificação com base em K-Means.	70
Figura 21 – Movimento da bexiga. Primeira coluna: Imagem de origem sintética; final e o deslocamento entre a imagem inicial e a imagem final. Segunda coluna: o mesmo processo da primeira coluna é apresentado com imagens de defecografia (COLAIACOMO et al., 2009).	71
Figura 25 – Exemplo de matriz de confusão (SARKAR; BALI; SHARMA, 2018).	76
Figura 26 – De cima para baixo, por linhas: Imagem origem S , destino T , diferença $ S - T $, imagens registradas $S(x + u_n)$ pelo método de momentos (Equação 17), imagens registradas $S(x + u_n)$ pelo método da curvatura (Equação 34), imagens registrada $S(x + u_n)$ pelo método da difusão (Equação 36) (SALTO et al., 2014; LIU; RIBEIRO, 2014; LIU; RIBEIRO, 2010a).	79
Figura 27 – Registro de Defecografia. (a) A imagem de inicial S_1 ; (b) a imagem objetivo T_1 ; (c) o campo de deslocamento $u^{curv}(x)$; (d) o resultado aplicando a função $u^{curv}(x)$ na imagem inicial S_1 ; (e) o campo de deslocamento $u^{dif}(x)$ e; (f) o resultado obtido aplicando $u^{dif}(x)$ na imagem de origem S_1 (SALTO et al., 2014).	81
Figura 28 – Diferenças de registro de defecografia. (a) diferença entre S_1 e T_1 ($ S_1(x) - T_1(x) $); (b) $ S_1^{curv}(x) - T_1(x) $ e (c) $ S_1^{dif}(x) - T_1(x) $ (SALTO et al., 2014).	82
Figura 29 – (a e b) Bexiga marcada manualmente em dois momentos diferentes da defecografia por RM, Ms e Mt , respectivamente. (c) Diferença entre as marcas Ms e Mt . (d) Ms^{curv} resultado do registo usando Equação 34. (e) Ms^{dif} resultado do registro usando Equação 36. (f e g) Diferenças entre Ms^{curv} e Mt e, Ms^{dif} e Mt , respectivamente.	83

Figura 30 – (a) gráfico CC vs número de iteração k . A linha sólida indica o resultado para $CC(S_1^{dif}; T_1)$ e a linha tracejada para $CC(S_1^{curv}; T_1)$, variando o número de iterações. (b) Gráfico $RMSE$ vs número de iteração k . A linha sólida indica o resultado para $RMSE(S_1^{dif}; T_1)$ e a linha tracejada para $RMSE(S_1^{curv}; T_1)$, variando o número de iterações.	84
Figura 31 – Registro de Defecografia. (a) Imagem inicial S_2 ; (b) A imagem objetivo T_2 , (c) o campo de deslocamento $u^{curv}(x)$; (d) o campo de deslocamento $u^{dif}(x)$; (e) a imagem registrada S_2^{curv} e; (f) a imagem registrada S_2^{dif} (SALTO et al., 2014).	86
Figura 32 – Resultados do registro de defecografia. (a) $ S_2(x) - T_2(x) $; (b) $ S_2^{curv}(x) - T_2(x) $ e (c) $ S_2^{dif}(x) - T_2(x) $ (SALTO et al., 2014).	87
Figura 33 – (a e b) Segmentação manual da bexiga e do canal anal nas imagens S_2 e T_2 , gerando Ms_2 e Mt_2 , respectivamente. (c) Diferença entre as marcas Ms_2 e Mt_2 . (d) Ms_2^{curv} resultado do registro usando Equação 34. (e) Ms_2^{dif} resultado do registro usando Equação 36. (f e g) Diferenças entre Ms_2^{curv} e Mt_2 e, Ms_2^{dif} e Mt_2 , respectivamente.	88
Figura 34 – Registro de imagem sintética. (a) imagem de inicial S ; (b) Imagem objetivo T ; (c) A diferença entre S e T ; (d) A diferença $ S^{dif}(x) - T(x) $; (e) A imagem registrada $S(x + u^{dif}(x))$ e finalmente, (f) o campo de deslocamento $u^{dif}(x)$	89
Figura 35 – Coeficientes de Correlação. Abordagem estática com $\lambda = 193$ para todos os exames e abordagem dinâmica adotando Algoritmo 1.	90
Figura 36 – Erro Médio Quadrático. Abordagem estática com $\lambda = 193$ para todos os exames e abordagem dinâmica adotando Algoritmo 1.	91
Figura 37 – Comparação do coeficiente de correlação usando λ dinâmico e estático. Com λ iniciando em 193.	92
Figura 38 – Comparação do erro quadrado médio usando λ dinâmico e estático. Com λ iniciando em 193.	92

Lista de tabelas

Tabela 1	– Coeficiente de Correlação (CC)	78
Tabela 2	– Erro médio quadrático (RMSE)	78
Tabela 3	– Média de CC por exames - Obtidos em diferentes testes.	93
Tabela 4	– Média de RMSE por exames - Obtidos em diferentes testes.	94
Tabela 5	– Resultados dos testes de classificação dos exames.	96
Tabela 6	– Classificação dos exames por média simples. Situações que considera o descolamento do órgão em relação a ele mesmo e em relação a articulação.	96
Tabela 7	– Classificação dos exames via K-Means. Situações que consideram o descolamento do órgão em relação a ele mesmo e em relação a articulação.	97
Tabela 8	– Matriz confusão para a melhor situação de classificação.	97

Lista de siglas

CC Coeficiente de Correlação

RMSE Erro médio quadrático

RM Ressonância Magnética

Sumário

1	INTRODUÇÃO	25
1.1	Motivação	26
1.2	Objetivos e Desafios da Pesquisa	27
1.3	Hipótese	27
1.4	Contribuições	28
1.5	Organização da Dissertação	29
2	FUNDAMENTOS MATEMÁTICOS	31
2.1	Espaço de representação	31
2.2	Imagem Digital	32
2.3	Registro de Imagens	33
2.4	Situações para utilização do registro	33
2.5	Etapas para aplicação do registro de imagens	34
2.6	Transformações Geométricas	35
2.7	Formas de registro não rígido	37
2.8	Fundamentos de Registro Baseado em Métodos Variacionais . .	38
2.8.1	Medidas de distância	42
3	MÉTODOS DE REGISTRO DE IMAGENS	43
3.1	Registro de Imagem utilizando momentos	43
3.2	Registro utilizando consistência inversa	46
3.3	Registro de Imagem utilizando curvatura e difusão	49
4	DISFUNÇÕES PÉLVICAS	53
4.1	Definição do problema médico	55
4.1.1	Disfunções na região pélvica	55
4.1.2	Identificação	56
4.1.3	Disfunções	57

4.1.4	Diagnóstico	58
5	PROPOSTA	61
5.1	Definição dos ciclos	65
5.2	Deslocamento dos órgãos	66
5.3	Classificação	68
6	EXPERIMENTOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS	73
6.1	Procedimento para atualização de parâmetros	73
6.2	Avaliação da qualidade do registro	75
6.3	Avaliação da qualidade do pré-diagnóstico	75
6.4	Experimentos	76
6.4.1	Experimento I	77
6.4.2	Experimento II	80
6.4.3	Experimento III	89
6.4.4	Experimento IV	95
6.5	Avaliação dos Resultados	97
7	CONCLUSÃO	99
7.1	Principais Contribuições	100
7.2	Trabalhos Futuros	100
	REFERÊNCIAS	101

Introdução

A disseminação de informações através de imagens é utilizada pela humanidade desde os primórdios. No século XXI, as imagens são cruciais para a resolução de problemas nas áreas médicas, biológicas, de geoprocessamento e de segurança (MODERSITZKI, 2007). As imagens geradas por essas áreas, muitas vezes, não possuem padronização; elas são obtidas por aparelhos variados e em tempos diferentes. Há situações que é necessário associar imagens de um mesmo órgão, obtidas por Raios-X e por ressonância, para identificar possíveis disfunções. O processo de reconhecer disfunções através de imagens pode ser automatizado por recursos computacionais que diminuem o risco de falha humana (MODERSITZKI, 2007).

Existem diversas técnicas computacionais que são utilizadas para a manipulação de imagens: os filtros que normalmente são utilizados para evidenciar ou reduzir alguma característica da imagem; a segmentação que é feita para separar os objetos de uma imagem e, dentre outras; o registro de imagem que é o foco deste trabalho.

As técnicas de registro auxiliam em análises e comparações entre imagens. O registro integra imagens obtidas por sensores diferentes ou em tempos diferentes. Duas imagens de um mesmo objeto, obtidas em posições e dispositivos diferentes, podem variar em relação à escala, rotação e translação (GOSHTASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007).

O domínio sobre as deformações em imagens é uma característica do registro de imagens. Dependendo do tipo de deformação, o registro pode ser classificado como rígido, afim, não rígido e projetivo (MAINTZ; VIERGEVER, 1998). O rígido está relacionado a imagens que sofreram translações e rotações. Quando a imagem sofre alteração de escala e cisalhamento utiliza-se o registro afim. Se a imagem possui efeitos de profundidade e curvatura usa-se o registro projetivo. No entanto, há imagens que sofrem deformações livres, como por exemplo, imagens advindas do corpo humano. Os órgãos fazem movimentos livres gerando alterações difíceis de serem registradas, que não se enquadram no registro rígido, afim ou projetivo. Neste caso, é utilizado o registro não rígido que permite registrar a livre deformação das imagens (MAINTZ; VIERGEVER, 1998).

O registro não rígido pode incluir o uso de marcações manuais, contorno, fluxo óptico,

abordagens estocásticas e variacionais. Uma variedade de algoritmos, para a abordagem de registro não rígido, tem sido proposta na literatura, tendo em vista o bom desempenho desta abordagem na área médica (DAI; KHORRAM, 1999; FISCHER; MODERSITZKI, 2004; GUO et al., 2005; YEUNG; SHI, 2005; KESSLER, 2006; MYRONENKO; SONG, ; CHEN; YE, 2010; LIU; RIBEIRO, 2014).

Na área médica o registro de imagens pode ser utilizado em cirurgias guiadas e em exames dinâmicos, nos quais é preciso analisar o deslocamento de órgãos no decorrer de vários quadros de um vídeo. Um exemplo de exame dinâmico é a defecografia. Ela é uma Ressonância Magnética (RM) dinâmica que gera muitas imagens do deslocamento de órgãos da região pélvica durante a evacuação.

O enfraquecimento do assoalho pélvico é a principal causa de constipação e defecação incompleta, incontinência fecal, incontinência urinária e prolapso genital (SHORVON; STEVENSON, 1989). O problema representa de 10% à 20% dos atendimentos em clínicas gastrointestinais. Afeta aproximadamente 50% das mulheres com mais de 50 anos. As disfunções pélvicas afetam uma parcela significativa da sociedade e precisam de tratamento adequado.

Neste trabalho propomos um processo automático de pré-diagnóstico da cistocele e retocele; as anomalias no deslocamento da bexiga e do reto durante a evacuação são denominadas, respectivamente, cistocele e retocele. O processo contempla o uso de registro não rígido para propagar marcações em imagens e o uso de média simples e K-means para classificação dos exames. As formas de classificação são avaliadas com métricas baseadas em matriz de confusão.

1.1 Motivação

Os conceitos de registro de imagem se relacionam a problemas da área médica, pois, há situações que um mesmo órgão que se movimenta de uma imagem para outra ou modifica de tamanho.

Em cirurgias guiadas o registro deve ocorrer entre uma imagem tirada anteriormente do paciente com uma imagem em tempo real. A região de interesse marcada em uma imagem obtida em um exame pré-operatório é associada às imagens do paciente em tempo real. A associação entre as imagens permite reconhecer e delimitar durante toda a cirurgia a região de interesse, evitando danos em regiões saudáveis e tornando a cirurgia mais rápida (GRIMSON et al., 1996; WIDMANN, 2007; ONG et al., 2010).

A técnica de registro de tem sido aplicada em ajuda ao diagnóstico, como por exemplo no acompanhamento da evolução de câncer e no acompanhamento de problemas cardíacos (GAO et al., 2017; KHALIL et al., ; GUY et al., 2019). Outra situação em que o registro pode ser aplicado é no diagnóstico de disfunções pélvicas. Durante a evacuação a bexiga pode se deslocar muito, caracterizando uma disfunção que deve ser tratada. Para detectar

a disfunção é preciso que haja um conjunto de imagens da região da bexiga para quantificar o deslocamento e estabelecer um diagnóstico preciso (ROOS et al., 2002).

Associar e analisar conjuntos de imagens manualmente para elaborar diagnósticos e executar cirurgias é desgastante e aumenta as possibilidades de falhas. Por segurança e ganho de tempo em relação a processos manuais, técnicas para a aplicação do registro de imagem na área médica têm sido cada vez mais desenvolvidas e estudadas (MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003).

Tendo em vista que uma pesquisa científica tem por finalidade contribuir com a sociedade, um problema médico foi pesquisado para ser utilizado como caso de teste dos métodos de registro que serão abordados no trabalho. Para a escolha do problema, houve uma reunião com o Dr. Túlio Augusto Alves Macedo, médico radiologista na Universidade Federal de Uberlândia (UFU). Dentre os vários problemas em que o registro de imagem poderia ser aplicado, o médico sugeriu que fosse utilizado o problema de disfunções pélvicas, pois são raros os recursos de softwares que ajudam no diagnóstico automático destas disfunções.

1.2 Objetivos e Desafios da Pesquisa

Este trabalho tem como objetivo analisar a aplicabilidade do registro em imagens de disfunções pélvicas e propor um processo automatizado de classificação de exames de defecografia. Os métodos de registro não rígido são sensíveis as diferenças entre as imagens, portanto, buscou-se na literatura um método capaz de registrar imagens de disfunções pélvicas. Para tanto, foram adotadas as seguintes estratégias:

- ❑ Estudar os conceitos matemáticos e computacionais relacionados aos métodos de registro.
- ❑ Estudar utilização dos métodos variacionais para o problema de registro de imagem.
- ❑ Ajustar os métodos de registro não rígido para aplicá-los às imagens de defecografia.
- ❑ Analisar e comparar a ação de métodos de registro não rígido em imagens de defecografia.
- ❑ Propor um processo automático de pré-diagnóstico de disfunções pélvicas.

1.3 Hipótese

Não existe um método de registro não-rígido capaz de registrar qualquer tipo de transformação geométrica em imagens de RM. A qualidade do registro varia de acordo com a intensidade da transformação geométrica.

Os métodos de registro são muito sensíveis as variações nas imagens, logo, em um exame de RM com pacientes diferentes e parametrização fixa, a qualidade dos resultados do registro pode não ser a mesma. É importante averiguar, se o método de registro, obtém melhores resultados em exames de defecografia quando a parametrização da equação é ajustada de maneira dinâmica.

Perguntas que devem ser respondidas:

1. Há métodos não rígidos de registro de imagens capazes de registrar qualquer transformação geométrica em imagem de RM?
2. Qual o comportamento dos métodos de registro não rígido com parametrização fixa e parametrização dinâmica?
 - a) Considerando tempo de execução e os resultados obtidos durante a classificação, qual situação terá melhor custo benefício no pré-diagnóstico de disfunções pélvicas em exames de defecografia?
3. Técnicas de registro não rígido podem ser utilizadas para automatizar o pré-diagnóstico de disfunções pélvicas?

1.4 Contribuições

1. Apresentação dos resultados da comparação entre alguns métodos de registro não-rígidos propostos na literatura.
 - a) Existem muitos métodos de registro na literatura, portanto, é relevante para pesquisadores a existência de comparações de alguns desses métodos aplicados a problemas reais.
2. Um processo automatizado para o pré-diagnóstico em exames de disfunções pélvicas.
 - a) O pré-diagnóstico automatizado possibilitará ao médico dar prioridade ao laudo de pacientes mais graves.
 - b) Auxiliar o radiologista na análise da defecografia para o diagnóstico de incontinência fecal.

Em diagnóstico por imagem pode ocorrer a variabilidade interoperador, ou seja, um médico pode ter conclusões diferentes para uma mesma imagem quando analisada em momentos diferentes. O uso de um sistema pode reduzir a variabilidade interoperador.

1.5 Organização da Dissertação

A dissertação está organizada em 7 Capítulos. O Capítulo 2 apresenta fundamentos matemáticos de registro de imagens. No Capítulo 3 são descritos alguns métodos de registro não rígido disponíveis na literatura. O Capítulo 4 mostra o problema médico no qual o registro é aplicado. No Capítulo 5 é apresentado o modelo proposto para auxiliar no pré-diagnóstico de disfunções pélvicas. No Capítulo 6 estão detalhados os experimentos utilizados para avaliar a eficácia do método proposto na solução do problema de pré-diagnóstico de disfunções pélvicas. O Capítulo 7 tem como objetivo apresentar as conclusões finais sobre o uso de registro no pré-diagnóstico de disfunções pélvicas e sugerir trabalhos futuros para continuidade da pesquisa.

Fundamentos Matemáticos

Neste capítulo, são apresentados os fundamentos de registro de imagens e situações nas quais essas técnicas podem ser aplicadas. Além disso, é feita a apresentação de conceitos matemáticos básicos para as técnicas de registro baseadas em métodos variacionais.

Na Seção 2.1 e 2.2 serão apresentados alguns fundamentos matemáticos que auxiliam no entendimento de técnicas de registro de imagens.

2.1 Espaço de representação

Para introduzir o conceito de imagem digital é importante compreender as definições sobre funções contínuas e funções discretas. Matematicamente, uma função contínua é real (definida em R), onde para cada valor x fornecido existe um valor de $f(x)$ resultante (WOODS, 2011; GONZALEZ; WOODS, 2009; MODERSITZKI, 2007; GOSHTASBY, 2005). Formalmente tem-se,

$$\begin{aligned} f : R &\rightarrow R \\ x &\rightarrow f(x) \end{aligned} \tag{1}$$

A utilização de funções discretas ganhou notoriedade após o surgimento do computador, uma vez que seu sistema de armazenamento e processamento aborda números inteiros ou aproximações de números reais. Consequentemente, o processamento computacional de imagens exige a conversão de um sinal contínuo em uma representação discreta. Esse processo é conhecido como discretização, e possui uma fácil implementação em computadores digitais com uso de matrizes multidimensionais (WOODS, 2011; GONZALEZ; WOODS, 2009; MODERSITZKI, 2007; GOSHTASBY, 2005).

Supondo uma caldeira utilizada para aquecer um grande volume de água. Com a caldeira desligada a água se encontra a 20° e depois de um certo tempo, ao final do processo de aquecimento, a água se encontra a 80° . É intuitivo imaginar que, em um certo intervalo de tempo, para a água sair de 20° e alcançar os 80° , ela passou por todos os valores possíveis entre 20 e 80, daí tem-se a ideia do contínuo, onde a temperatura

da água e o tempo para aquecê-la possui seus valores em R . Tal exemplo, é considerado discreto se o aumento de temperatura em função do tempo for representado apenas por parte dos valores existentes entre 20 e 80 e por parte dos instantes de tempo. Na Figura 1, o exemplo de aquecimento da água é apresentado de forma contínua e discreta, sendo que t representa o tempo e $f(t)$ é a temperatura.

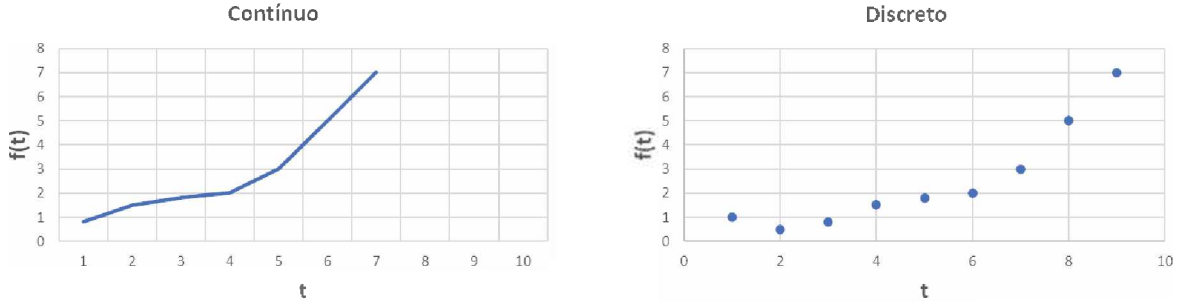


Figura 1 – Representação de discreto e contínuo.

O processo de discretização é bastante utilizado na solução de problemas relacionados a processamento de sinal, processamento de imagem, análise geométrica, dentre outros.

2.2 Imagem Digital

Imagem é uma função contínua $f(\mathbf{x})$, onde $f : \Omega \subset R^d \rightarrow R$, $\mathbf{x} \in R^d$ e d é numero de dimensões que a imagem pode assumir. Em uma imagem, $\mathbf{x} = (x, y)$ é denominado pixel (ponto) e $f(\mathbf{x})$ é a intensidade (brilho) da imagem naquele ponto (WOODS, 2011; GONZALEZ; WOODS, 2009; MODERSITZKI, 2007; GOSHTASBY, 2005).

A imagem utilizada no computador, conhecida como imagem digital, é obtida a partir de um sinal analógico (imagem analógica) por meio de amostragem e quantização. A imagem analógica é aproximada por amostras igualmente espaçadas distribuídas na forma de uma matriz $N \times M$ (WOODS, 2011; GONZALEZ; WOODS, 2009; MODERSITZKI, 2007; GOSHTASBY, 2005).

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

A amostragem diz respeito a coordenadas x, y , ou seja, está relacionada com a discretização dos valores de linhas e colunas da imagem. A quantização está relacionada com a intensidade de níveis de cinza discretos permitidos para cada pixel. Portanto, para cálculos computacionais uma imagem é considerada uma matriz que armazena uma amostra de níveis de cinza de uma imagem analógica.

2.3 Registro de Imagens

O registro consiste em uma técnica capaz de alinhar os pontos de uma imagem à outra que possua objetos semelhantes, por meio de uma função de transformação geométrica. Um dos principais problemas do registro ocorre quando duas imagens apresentam basicamente o mesmo objeto, mas a posição da imagem capturada ou obtida é diferente para as duas imagens. Dessa maneira, as imagens não são espacialmente alinhadas ou registradas. Isso significa que não há uma correspondência espacial direta entre as mesmas. Geralmente, esse problema ocorre se as imagens são tomadas a partir de diferentes perspectivas, tempo ou dispositivos (BROWN, 1992; MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; GOSHTASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007; VIERGEVER et al., 2016).

Para definir um método de registro capaz de alinhar espacialmente duas imagens é preciso conhecer a deformação que causa a diferença espacial entre elas. Tais deformações podem ser rotação, translação, escala, profundidade, curvas dentre outras. Na literatura os métodos de registro são encontrados com relação as deformações que podem registrar e são denotados como rígidos, afins, projetivos e não rígidos (BROWN, 1992; MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; GOSHTASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007; VIERGEVER et al., 2016).

O uso dos métodos de registro ajuda a tornar mais relevantes as informações oriundas de um conjunto de imagem, a utilização destes métodos é bastante difundida na área médica. É possível combinar por meio de registro, imagens advindas de RM e Raios-X, a fim de tornar o diagnóstico de um paciente mais preciso.

Nos tópicos a seguir serão retratadas informações importantes para implementação de métodos de registro.

2.4 Situações para utilização do registro

A utilização de registro de imagem é recomendada diante de 4 situações principais:

Diferentes visões: Imagens de uma mesma cena são adquiridas de diferentes pontos de visão. Por exemplo, a aquisição de imagens de sensoriamento remoto (BROWN, 1992; MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; GOSHTASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007; VIERGEVER et al., 2016).

Diferentes tempos: Imagens de uma mesma cena são adquiridas em momentos diferentes e podem apresentar qualidade distinta. Nesse caso, o registro ajuda a conhecer e avaliar a sequência de imagens adquiridas. Exemplos de aplicação são sensoriamento remoto, detecção de movimento, acompanhamento de evolução de tumor (BROWN, 1992; MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; GOSHTASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007; VIERGEVER et al., 2016).

Diferentes sensores: As imagens de uma cena são adquiridas por diferentes sensores, em que o objetivo é integrar informações e obter mais detalhes da cena. Um exemplo comum dessa situação acontece na área médica, na qual muitas vezes é preciso combinar imagens obtidas por Raios-X com imagens de RM para analisar mais facilmente a relação de tecidos e parte óssea (BROWN, 1992; MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; GOSHTASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007; VIERGEVER et al., 2016).

Registro de cena para modelo: São registradas imagens de uma cena e um modelo da cena. O modelo pode ser uma outra cena com conteúdo semelhante, na área médica pode ser outro paciente. O objetivo é localizar no modelo uma região e comprará-la a região adquirida de uma nova cena. Na área médica é possível registrar uma imagem modelo a uma imagem em tempo real (BROWN, 1992; MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; GOSHTASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007; VIERGEVER et al., 2016).

Em cirurgias guiadas, por exemplo, o registro ocorre entre uma imagem do pré-operatório com imagens do paciente em tempo real. O registro permite definir, na imagem em tempo real, onde se encontra a região marcada previamente na imagem do pré-operatório. O registro permite reconhecer e delimitar durante toda cirurgia a região de interesse, evitando danos em regiões saudáveis e tornando a cirurgia mais rápida (GRIMSON et al., 1996; EGGERS; MÜHLING; MARMULLA, 2006; WIDMANN, 2007; ONG et al., 2010).

2.5 Etapas para aplicação do registro de imagens

Registrar duas imagens não é algo trivial, visto que entre elas, um mesmo objeto pode apresentar diferentes níveis cinza ou ruídos devido ao aparelho, e, diferentes momentos ou posições nas quais ele foi capturado. Dessa forma, ao alinhar ponto-a-ponto duas imagens, pode existir alguns pontos muito diferentes, dificultando assim o processo de registro (BROWN, 1992; MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; GOSHTASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007; VIERGEVER et al., 2016).

A complexidade desse processo pode aumentar quando a imagem a ser registrada possui diferentes objetos, além do objeto de interesse. Isto porque, nessa situação, informações dos objetos podem se misturar, prejudicando assim o alinhamento dos pontos (MODERSITZKI, 2007; GOSHTASBY, 2005).

Os erros causados pela diferença nos níveis de cinza, por presença de ruídos ou pela existência de objetos extras na imagem podem ser minimizados através da aplicação de técnicas de processamento de imagens, tais como:

Suavização: Nessa técnica a imagem passa por um processo de filtragem. Ruídos, pixels muito diferentes de seus vizinhos, são normalizados para ficarem semelhantes

aos vizinhos, tornando a imagem mais homogênea (GONZALEZ; WOODS, 2009; WOODS, 2011).

Segmentação: Essa técnica faz a separação das regiões de interesse e possibilita a captura de objetos presentes na imagem. Através dessa técnica é possível registrar apenas os objetos de interesse presentes nas imagens a serem registradas (GONZALEZ; WOODS, 2009; WOODS, 2011).

Quantização de cor: Essa técnica reduz o número de informação de cor da imagem, determinando uma partição do número de cores em subconjuntos. Imagens quantizadas possuem menos diferenças, tendendo a serem homogêneas. Por exemplo, uma imagem em escala de cinza que é representada por pixels com valores de 0 à 255, se quantizada em cinco níveis de cinza, seus pixels apresentam apenas os valores 0, 51, 102, 153 e 204 (GONZALEZ; WOODS, 2009; WOODS, 2011).

Após um processamento da imagem é possível que suas características fiquem mais evidentes, facilitando a detecção de características. Nessa etapa, é verificado a existência de correspondência entre as características das duas imagens a serem registradas. As características podem ser regiões, contornos, linhas, dentre outros. Havendo correspondência entre as imagens o método de registro é capaz de produzir uma transformação geométrica capaz de alinhar as duas imagens.

2.6 Transformações Geométricas

As transformações geométricas dizem respeito ao mapeamento necessário para alinhar espacialmente duas imagens. Considerando o espaço R^2 , uma transformação geométrica basicamente transforma um ponto (x, y) em um ponto (x', y') . A escolha da transformação geométrica para alinhar (registrar) um par de imagem depende das deformações existentes entre esse par (BROWN, 1992; MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; GOSHTASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007; VIERGEVER et al., 2016).

As imagens podem apresentar deformações lineares como translação, rotação, espelhamento, crescimento, redução e alongamento. Nesses casos, os métodos de registro utilizam transformações geométricas que registram retas em retas. Porém, muitas vezes as deformações presentes nas imagens são mais complexas, os objetos das imagens a serem registradas sofrem curvatura em sua forma e a transformação geométrica precisa registrar retas em curvas ou vice-versa, conforme é exemplificado na Figura 2 (BROWN, 1992; MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; GOSHTASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007; VIERGEVER et al., 2016).

Quanto as transformações geométricas (Figura 2) os métodos de registro são classificados em (BROWN, 1992; MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; GOSHTASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007; VIERGEVER et al., 2016):

Rígido: permite registrar imagens que sofreram translações e rotações, é formulado como apresentado da Equação 2:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \varphi & \pm \sin \varphi \\ \sin \varphi & \pm \cos \varphi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} tx \\ ty \end{pmatrix}, \quad (2)$$

onde φ denota a rotação e

$$\begin{pmatrix} tx \\ ty \end{pmatrix}$$

a translação.

Afim: Utilizado quando a imagem sofre alteração de escala e cisalhamento, é definido na Equação 3:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} tx \\ ty \end{pmatrix}, \quad (3)$$

onde

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}$$

representa alguns valores reais da imagem.

Projetivo: Utilizado se a imagem possui efeitos de profundidade e curvatura, essa transformação pode representar um ponto em uma dimensão maior, é definido na Equação 4:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u/w \\ v/w \end{pmatrix} \wedge \begin{pmatrix} u \\ v \\ w \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

onde w representa coordenadas homogêneas.

Não rígido: Permite registrar a livre deformação da imagem. Por exemplo, imagens advindas do corpo humano, os órgãos fazem movimentos livres gerando alterações difíceis de serem registradas e que não se enquadram no registro rígido, afim ou projetivo, então usa-se o não rígido. Este método de registro pode ser formulado conforme Equação 5:

$$(x', y') = F(x, y), \quad (5)$$

onde F é função curva que mapeia dois pontos. Transformações curvas são um tipo de transformação polinomial que podem ser definidas como:

$$\begin{aligned}x' &= a_{00} + a_{10}x + a_{01}y + a_{20}x^2 + a_{11}xy + a_{02}y^2 + \dots \\y' &= b_{00} + b_{10}x + b_{01}y + b_{20}x^2 + b_{11}xy + b_{02}y^2 + \dots\end{aligned}$$

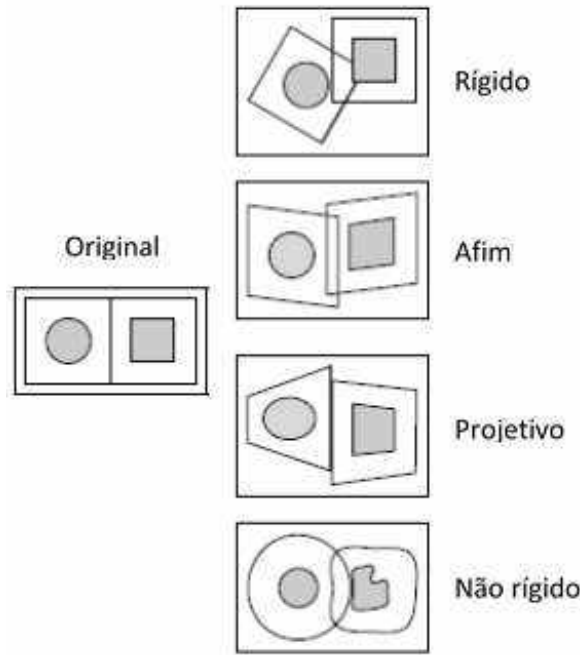


Figura 2 – Exemplos de transformações geométricas que ocorrem em imagens (MAINTZ; VIERGEVER, 1998).

Conhecer as transformações geométricas é muito importante para o sucesso da aplicação do método de registro. Neste trabalho serão utilizados métodos de registro com transformações não rígidas, visto que a base de imagens médicas apresenta características de livre deformação. Os órgãos capturados através de RM apresentam transformações curvas.

2.7 Formas de registro não rígido

O Registro não rígido, também conhecido como registro elástico, permite registrar transformações curvas, sendo comumente utilizado em aplicações que trabalham com imagens médicas. Existem vários métodos de registro não rígido como registro baseado em landmarks, registro baseado em eixos, registro baseado em wavelet, dentre outros (BROWN, 1992; MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; GOSH-TASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007; VIERGEVER et al., 2016).

O registro baseado em landmark considera pontos de referência entre duas imagens, tais pontos são características mutáveis entre as imagens. Normalmente os pontos de

referência são regiões de maior curvatura, por exemplo, registrando imagens de mão os landmark poderiam ser a pontas dos dedos. Nesse tipo de registro, muitas vezes pode ser difícil definir um ponto de referência, como em imagens médicas onde existem muitas variações de formas e regiões muito próximas (BROWN, 1992; MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; GOSHTASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007; VIERGEVER et al., 2016).

Uma grande quantidade de imagens médicas são geradas para examinar a anatomia humana, então, é interessante que o método de registro seja capaz de registrar a partir de características obtidas automaticamente. Dessa forma, o método baseado em eixos obtém vantagem em relação ao landmark por ser capaz de registrar considerando a distribuição de massa (eixo horizontal e vertical) que é uma característica fácil de ser detectada automaticamente em uma imagem (BROWN, 1992; MAINTZ; VIERGEVER, 1998; ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; GOSHTASBY, 2005; MODERSITZKI, 2007; VIERGEVER et al., 2016).

O registro baseado em wavelet também permite obter automaticamente características para serem registradas. Esse método de registro calcula e armazena o movimento das características mais evidentes da imagem e, representa o movimento por meio de um conjunto de coeficientes. Quando o modelo de movimento baseado em wavelet está embutido no SSD (sum squared difference) para realizar processo de minimização, as funções de base em diferentes escalas são usadas simultaneamente facilitando detecção dos coeficientes que registram um par de imagens (WU et al., 2000).

Esses métodos são exemplos importantes de formas de registro não rígido encontrados na literatura, mas, além desses é importante evidenciar o registro baseado nos métodos variacionais que é o principal foco deste trabalho e será fundamentado nas próximas seções.

2.8 Fundamentos de Registro Baseado em Métodos Variacionais

O registro de imagens é um método utilizado para maximizar a similaridade entre uma par de imagens com objetos em comum. O processo de registro dar-se-á encontrando uma função capaz de alinhar geometricamente duas imagens e de minimizar suas diferenças. Tal processo envolve o uso de medida de similaridade que irá comparar pixel a pixel as imagens para garantir que, no final, estas, sejam o mais similar possível (MODERSITZKI, 2007).

Para alinhar espacialmente uma imagem origem S a uma imagem objetivo T , onde $S : \Omega \subset \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ e $T : \Omega \subset \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$, o problema de registro consiste em encontrar um campo de deformação u que registre S em T , ou seja, $S(x + u(x)) \cong T(x)$, S^u , denotando-se $S^u(x) = S(x + u(x))$: (MODERSITZKI, 2007) (CHRISTENSEN; JOHNSON, 2001).

$$\min_u (D(S^u, T)) \quad (6)$$

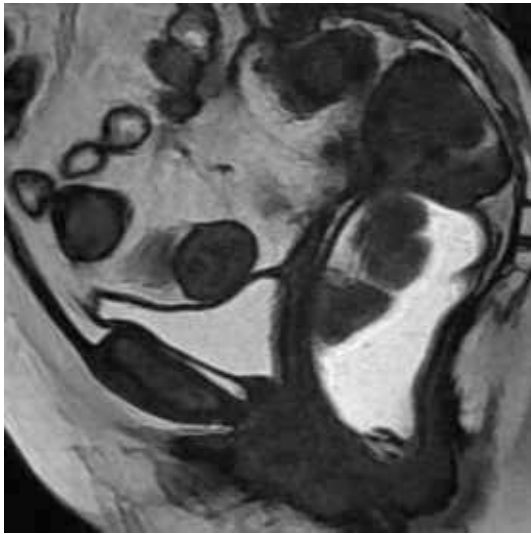
onde D é a distância dada por: $D = \int_{\Omega} (S^u(x) - T(x)) dx$.

Para o espaço R^2 tem-se que S é $S(x, y)$, T é $T(x, y)$ e $u = (u_1, u_2)$ com $u_1 = u(x, y)$ e $u_2 = u(x, y)$. Dessa maneira, para registrar $S(x, y)$ em $T(x, y)$ é preciso aplicar $S(x, y)$ em u para encontrar uma imagem $S^u(x', y')$ que seja o mais próxima possível a $T(x, y)$, para isso, considera-se $x' = x + u_1(x, y)$ e $y' = y + u_2(x, y)$. A Figura 3, contém a imagem origem S , objetivo T e a diferença entre elas $T - S$ (MODERSITZKI, 2007; LIU; RIBEIRO, 2010b; CHEN; YE, 2010; LIU; RIBEIRO, 2014).

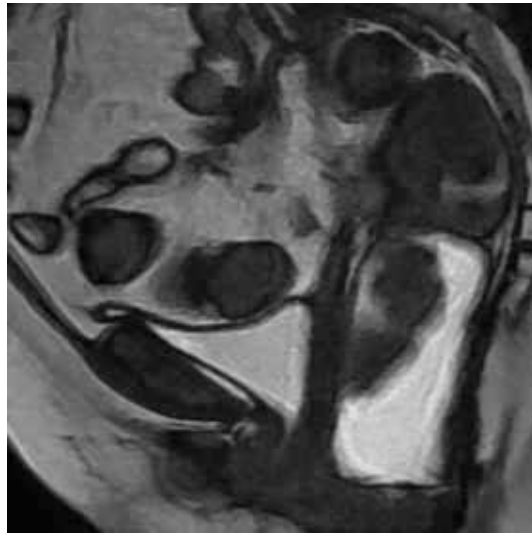
Apenas minimizar a distância, pode não ser uma solução, visto que um u que seja solução e não seja suave, não resolve o problema de registro. A solução obtida a partir do registro deve ser suave, uma vez que, ao ser aplicada aos pontos de uma imagem, eles não podem se mover de forma instável ou ficarem sem se mover.

A Figura 4 (a) e (b) mostra o resultado do registro, $S^u(x)$, sem e com o uso do termo de suavização, respectivamente. Por meio da Figura 4 (c), pode-se observar que a diferença entre $S^u(x)$ e T , sem utilizar o termo de suavização, é maior que a diferença mostrada em Figura 4 (d), na qual utilizou-se o termo de suavização. Isso reflete na Figura 4 (e), onde o fluxo sem o termo de suavização aparece desorganizado, enquanto que na Figura 4 (f), que usa a suavização, o fluxo é organizado e os pontos não fazem movimentos longos. Para obter a solução u suave é preciso adicionar um termo que contribui para a regularidade da transformação (MODERSITZKI, 2007). Portanto, tem-se $\min\{R(u) + D(S^u, T)\}$ onde, R é o termo de suavização.

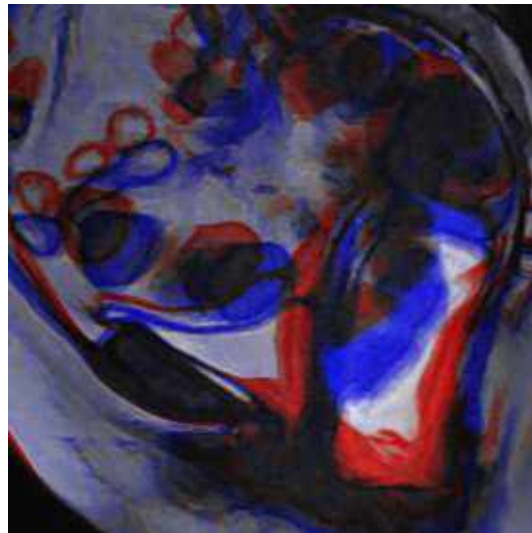
A metodologia para a escolha da suavização depende da aplicação e do problema de registro; na literatura correlata muitos autores propõem termos de suavização para trabalhar em sua maioria com imagens médicas. A medida de similaridade também é um dos componentes chave do registro de imagens e será explicada no próximo tópico.



(a)



(b)



(c)

Figura 3 – Imagens de ressonância utilizadas no método de registro. (a) imagem origem S ; (b) imagem objetivo T ; (c) diferença inicial entre S e T , $|S(x) - T(x)|$ (SALTO et al., 2014).

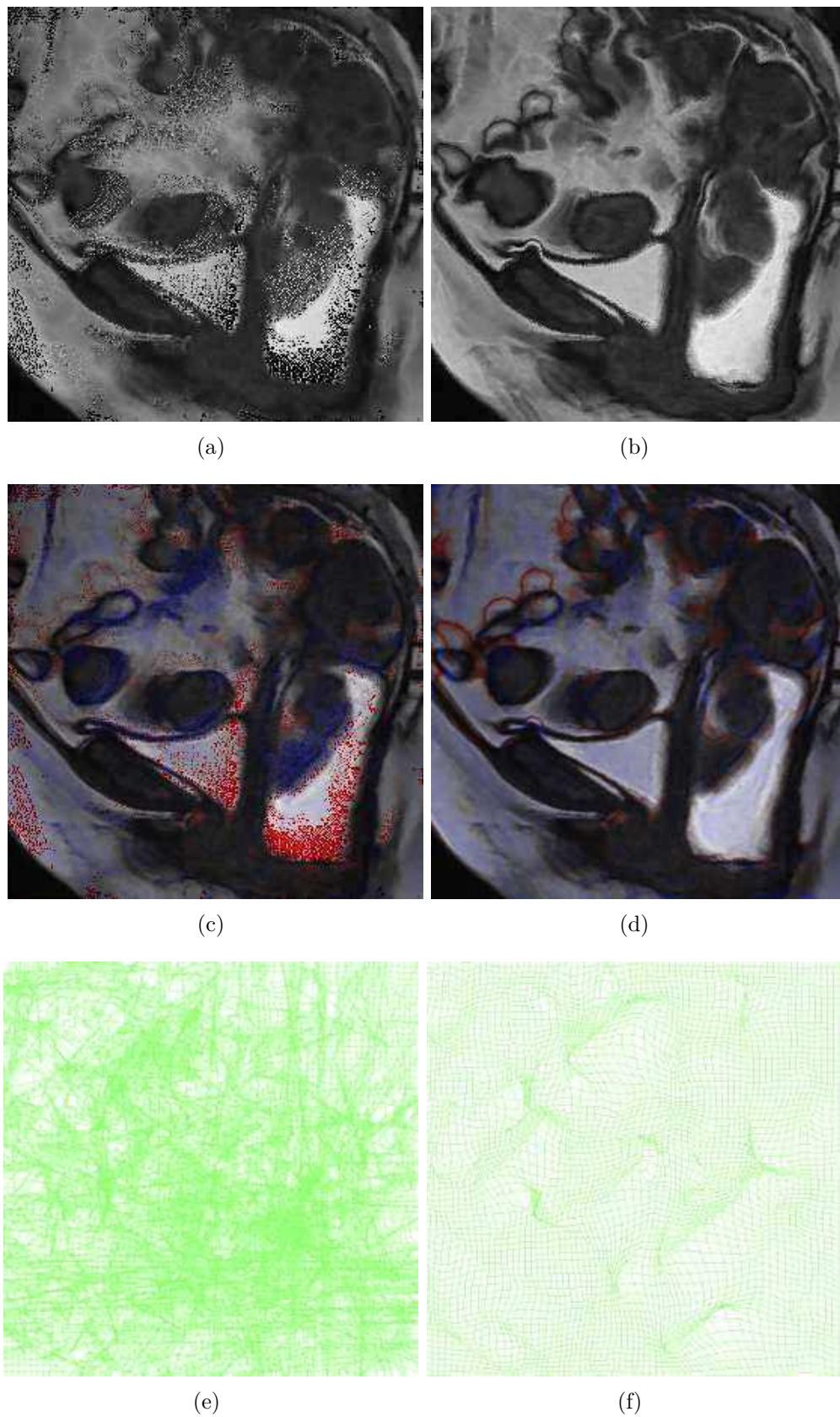


Figura 4 – Exemplo de aplicação do método de registro de imagem. (a) Imagem registrada sem utilização de termo de suavização (S_{ss}); (b) imagem registrada utilizando termo de suavização (S_{cs}); (c) diferença de (S_{ss}) e T , $|S_{ss}(x) - T(x)|$; (d) diferença de (S_{cs}) e T , $|S_{cs}(x) - T(x)|$; (e) campo de deformação u sem termo suavização; (f) campo de deformação u com termo suavização (SALTO et al., 2014).

2.8.1 Medidas de distância

A medida de distância é utilizada para otimizar o correto alinhamento espacial durante a execução do método de registro. Essa medida pode ser de similaridade, na qual é considerado o quanto duas imagens são iguais, ou de dissimilaridade em que se mensura o quanto as imagens são diferentes. (MODERSITZKI, 2007).

Em (MODERSITZKI, 2007) e (MODERSITZKI, 2009) que apresentam estudos sobre técnicas de registro, são apresentadas as seguintes medidas de distância:

- ❑ Soma das diferenças ao quadrado: É uma medida baseada na intensidade dos pixel que mede a energia contida na diferença entre duas imagens. Ao usar a medida deve assumir que o nível de cinza entre as duas imagens é similar.
- ❑ Correlação cruzada: Diferente da soma das diferenças ao quadrado, essa medida não compara uma imagem inicial diretamente a sua imagem objetivo. A comparação ocorre da imagem inicial para uma imagem objetivo modificada. Busca reduzir problemas ligados a diferentes níveis de pixels.
- ❑ Informação mútua: É uma medida mais geral, menos dependente da intensidade dos pixels. É baseada em entropia, busca medir a informação mútua entre duas imagens. Nessa medida é comum o uso de histogramas e janelas de Parzen para encontrar a densidade conjunta necessária para o cálculo da informação mútua.
- ❑ Campos de gradiente normalizados: Baseia-se na ideia de que mudanças no conteúdo da imagem são observáveis por meio de mudanças de intensidade, e tais mudanças são indicadas pelo gradiente da imagem.

A otimização de medidas de similaridade não é uma tarefa fácil e alguns autores se dedicam a esse trabalho. Myronenko (MYRONENKO; SONG,), por exemplo, propõe uma nova medida menos vulnerável a distorções de intensidade, chamada complexidade residual (RC)(MYRONENKO; SONG, ; MODERSITZKI, 2007).

Em registro de imagem o problema consiste na diferença de posicionamento entre dois objetos, neste caso, o uso de medidas muito gerais pode ser um problema; o método de registro pode assumir características diferentes do posicionamento como critério para estabelecer a correspondência entre duas imagens. Pode ser interessante o uso de medidas mais específicas.

Neste capítulo foram mostrados alguns conceitos gerais de registro de imagens que são importantes para implementação de vários métodos de registro. Conhecer os conceitos é muito importante para desenvolver métodos consistentes que produzam o resultado esperado. No próximo capítulo serão mostrados alguns métodos de registro não rígido e suas aplicações.

Métodos de Registro de Imagens

Para solucionar o problema apresentado neste trabalho, alguns métodos de registro foram pesquisados. Neste capítulo são apresentados alguns métodos de registros não-rígido.

3.1 Registro de Imagem utilizando momentos

Por meio da utilização de momentos estatísticos é possível criar descritores que sejam capazes de estimar a deformação local em uma imagem. O trabalho proposto por Liu e Ribeiro (LIU; RIBEIRO, 2014; LIU; RIBEIRO, 2010b) aborda o problema do cálculo dos campos de deformação não-rígidos entre pares de imagens em R^2 , utilizando os momentos estatísticos da imagem. Esse método não depende de informação prévia sobre a forma do objeto, sendo capaz de realizar uma representação global robusta que não depende de propriedades diferenciais da imagem, como a intensidade ou gradientes. O método descrito recupera campos de deformação precisos a partir de imagens altamente ruidosas, abrindo caminho para potenciais aplicações, como rastreamento de movimento em imagens de ressonância magnética ou ultrassom (LIU; RIBEIRO, 2010a; LIU; RIBEIRO, 2014; LIU; RIBEIRO, 2010b; SHARP; LEE; WEHE, 2002; DAI; KHORRAM, 1999).

No processo de registro utilizando momentos estatísticos, como em muitos outros métodos de registro não-rígido, é feita a aproximação entre um par de imagens; ou seja, dada uma imagem origem (S), o método de registro deve fazer a aproximação desta a uma imagem objetivo (T). Considerando a ordem de momentos $(p + q)$, uma imagem pode ser definida pela seguinte integral: (LIU; RIBEIRO, 2010a; LIU; RIBEIRO, 2010b; LIU; RIBEIRO, 2014)

$$M_{p,q} = \int \int_{\Omega} x^p y^q f(x, y) dx dy; \quad p, q \geq 0. \quad (7)$$

Para estimar o campo de deformação entre duas imagens $f(x, y)$ e $f'(x', y')$, é preciso encontrar parâmetros que, quando aplicados a $f'(x', y')$, a tornem o mais semelhante

possível a $f(x, y)$. Para isso, cada coordenada de $f'(x', y')$ deve sofrer uma transformação, em que o novo valor para cada uma será igual às respectivas coordenadas de $f(x, y)$ associadas a um valor de deformação. Tal transformação pode ser escrita da seguinte maneira (LIU; RIBEIRO, 2010a; LIU; RIBEIRO, 2010b; LIU; RIBEIRO, 2014):

$$x' = x + u(x, y) \text{ e } y' = y + v(x, y), \quad (8)$$

Onde, $u(x) = [u(x, y), v(x, y)]^T$ é o campo de deformação a ser encontrado entre as imagens. Sendo que u e v são encontrados da seguinte forma:

$$u(x, y) = \sum_{s,t=0}^{s,t=N} a_{s,t} x^s y^t \text{ e } v(x, y) = \sum_{s,t=0}^{s,t=N} b_{s,t} x^s y^t \quad (9)$$

Onde, N é ordem dos momentos e a e b são parâmetros que devem ser aplicados à coordenada da imagem inicial para transformá-la na imagem objetivo.

Sendo assim, os momentos de uma imagem T , representada pela função $f'(x', y')$, são iguais aos momentos de $f(x, y)$, quando os valores de deformação u e v são associados a x e y respectivamente e são capazes de tornar $f(x, y) = f'(x', y')$. Dessa forma, os momentos M' de $f'(x', y')$ são (LIU; RIBEIRO, 2010a; LIU; RIBEIRO, 2010b; LIU; RIBEIRO, 2014):

$$\begin{aligned} M_{p,q} &= \int \int_{\Omega} x'^p y'^q f'(x', y') dx' dy' \\ &= \int \int_{\Omega} (x + u)^p (y + v)^q f(x, y) |J| dx dy, \end{aligned} \quad (10)$$

Onde $x'^p = (x + u)^p$ e $y'^q = (y + v)^q$ e $|J|$ é a determinante da matriz jacobiana que é dada por:

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial x'}{\partial x} & \frac{\partial x'}{\partial y} \\ \frac{\partial y'}{\partial x} & \frac{\partial y'}{\partial y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 + u_x & u_y \\ v_x & 1 + v_y \end{bmatrix}. \quad (11)$$

Então, um resultado para $|J|$ pode ser aproximado:

$$\begin{aligned} |J| &= 1 + u_x + v_y + u_x v_y - u_y + v_x \\ &\approx 1 + u_x + v_y \\ &= 1 + \text{div}(u, v). \end{aligned} \quad (12)$$

Adicionalmente, a seguinte aproximação também é válida:

$$\begin{aligned} (x + u)^p &\approx x^p + p x^{p-1} u \\ (y + v)^q &\approx y^q + p y^{q-1} v \end{aligned} \quad (13)$$

e,

$$\begin{aligned} (x + u)^p (y + v)^q &\approx (x^p + p x^{p-1} u) (y^q + p y^{q-1} v) \\ &\approx x^p y^q + y^q x^{p-1} p u + x^p y^{q-1} p v \end{aligned} \quad (14)$$

Substituindo as equações 12 e 14 em 10, tem-se a seguinte aproximação:

$$\begin{aligned}
M'_{p,q} &\approx \int \int x^p y^p f(x, y) dx dy \\
&+ \int \int (y^q x^{p-1} p u + x^p y^{q-1} q v) f(x, y) dx dy \\
&+ \int \int x^p y^p f(x, y) \text{div}(u, v) dx dy \\
&+ \int \int (y^q x^{p-1} p u + x^p y^{q-1} q v) f(x, y) \text{div}(u, v) dx dy
\end{aligned} \tag{15}$$

O primeiro termo da aproximação representa o momento original; o segundo possibilita a variação de forma; o terceiro permite que a imagem sofra encolhimento e alongamento (variação de área) e o quarto termo permite a combinação do que ocorre no segundo e terceiro termo. Essa equação pode ser simplificada em termos de $M_{p,q}$ (LIU; RIBEIRO, 2010a; LIU; RIBEIRO, 2010b; LIU; RIBEIRO, 2014):

$$\begin{aligned}
M'_{p,q} &= M_{p,q} + \sum_{s,t=0}^{s,t=N} [a_{s,t}(p+s)M_{s+p-1,t+q}] \\
&+ \sum_{s,t=0}^{s,t=N} [b_{s,t}(q+t)M_{s+p,t+q-1}] + Q(a_{s,t}, b_{s,t}),
\end{aligned} \tag{16}$$

Onde $Q(a_{s,t}, b_{s,t})$, $s, t = 0, \dots, N$ é último termo na Equação 15, e Q é quadrática. Considerando $X = [a_{0,0}, b_{0,0}, \dots, a_{N,N}, b_{N,N}]^T$ como os parâmetros não conhecidos, pode-se escrever a Equação 16 como:

$$\Delta M_{p,q} = R_{p,q}^T X + Q(X), \tag{17}$$

Onde $\Delta M_{p,q} = M'_{p,q} - M_{p,q}$ é a matriz de coeficientes de termos lineares. E $Q(X) = X^T \tilde{Q} X$, onde \tilde{Q} é a simétrica e semi-definida matriz da forma quadrática.

Na Equação 22, os termos $\Delta M_{p,q}$, $R_{p,q}$ e $Q(X)$ são conhecidos; portanto, é necessário encontrar apenas o X . Para isso, tem-se:

$$\begin{aligned}
R_{p,q}^T X &= \Delta M_{p,q} - Q(X) \\
X &= (R_{p,q}^T)^{-1} [\Delta M_{p,q} - Q(X)]
\end{aligned} \tag{18}$$

Para encontrar o X que possibilite registrar uma imagem S em T , os autores propuseram o seguinte método iterativo:

Passos para efetuar o registro utilizando momentos

Dada as imagens S e T , para determinar os campos de deformação u e v necessários para registrá-las, é preciso encontrar os parâmetros que compõem o vetor X .

Considere N como o número de iterações necessárias para encontrar o X que gere os campos de deformação u e v , e

$M_{p,q}^T \rightarrow$ os momentos de T .

$M_{p,q}^K \rightarrow$ os momentos de S^K .

□ Tomando $X^0 = 0$, $S^0 = S$

Calcular $M_{p,q}^T$ através da Equação 7.

□ Para $K = 1, \dots, N$

Encontrar $X^{K+1} = [(R_{p,q}^K)^T]^{-1} \Delta M_{p,q}^K - Q(X^K)$.

– Calcular $M_{p,q}^K$ através da Equação 7.

$$\Delta M^K = M_{p,q}^T - M_{p,q}^K$$

– $Q(X^K) = (Q_{p,q})$ onde

$$Q_{p,q} = \int \int (y^q x^{p-1} p u^K + x^p y^{q-1} q v^K) f(x, y) \operatorname{div}(u^K, v^K) dx dy$$

* Para $u^K(x, y)$ e $v^K(x, y)$ utilize a Equação 9.

* $\operatorname{div}(u^K, v^K) =$

$$\frac{\partial u^K}{\partial x} + \frac{\partial v^K}{\partial y} =$$

$$u^K(x-1, y) - 2u^K(x, y) + u^K(x+1, y) + v^K(x, y-1) - 2v^K(x, y) + v^K(x, y+1)$$

$$\begin{aligned} - R_{p,q}^K &= \sum_{s,t=0}^{s,t=N} [(p+s)M_{s+p-1,t+q}^K] \\ &+ \sum_{s,t=0}^{q,t=N} [(p+s)M_{s+p,t+q-1}^K] \end{aligned}$$

Na próxima seção será apresentado um método de registro baseado em consistência inversa.

3.2 Registro utilizando consistência inversa

Tendo em vista que os métodos variacionais em sua forma simples não garantem que as transformações aplicadas às imagens sejam inversíveis, um novo termo que garante uma consistência inversa pode ser adicionado ao método variacional. A utilização da consistência inversa nos métodos variacionais é estudada e referenciada na literatura. Christensen e Johnson propuseram registrar S e T pela minimização do funcional de energia relacionado a h e g (CHRISTENSEN; JOHNSON, 2001; CHEN; YE, 2010):

$$E(h) = \lambda E_s(S \circ h, T) + E_r(u) + \rho \|h - g^{-1}\|_{L^2(\Omega)}^2, \quad (19)$$

$$E(g) = \lambda E_s(T \circ g, S) + E_r(v) + \rho \|g - h^{-1}\|_{L^2(\Omega)}^2. \quad (20)$$

Onde u e v são os campos de deformação *forward* e *backward* correspondentes a h e g respectivamente, ou seja: $h(x) = x + u(x)$ e $g(x) = x + v(x)$, com $u = (u_1, u_2, \dots, u_d)$ e $v = (v_1, v_2, \dots, v_d)$. Portanto, através $S \circ h \cong T$ e $T \circ g \cong S$ é possível efetuar o registro entre as imagens S e T de forma inversível. A medida de dissimilaridade E_s e de regularização do campo de deformação E_r é definida em (CHRISTENSEN; JOHNSON, 2001) por: $E_s(S \circ h, T) = \|S \circ h - T\|_{L^2(\Omega)}^2$, $E_r(u) = \|a\Delta u + b\nabla(\operatorname{div} u) - cu\|_{L^2(\Omega)}^2$, onde a, b, c são constantes positivas (CHEN; YE, 2010).

Nas Equações 19 e 20 os termos $\rho \|h - g^{-1}\|_{L^2(\Omega)}^2$ e $\rho \|g - h^{-1}\|_{L^2(\Omega)}^2$ forçam a consistência inversa de h e g . O registro de imagem é considerado de consistência inversa quando existe

correspondência entre duas imagens, sem depender da escolha de qual será a imagem origem e qual será a objetivo. Então, aplicando uma transformação h a S é possível chegar a T , e aplicando uma transformação g a T é possível chegar a S . Na Figura 5 é possível visualizar este processo (CHEN; YE, 2010).

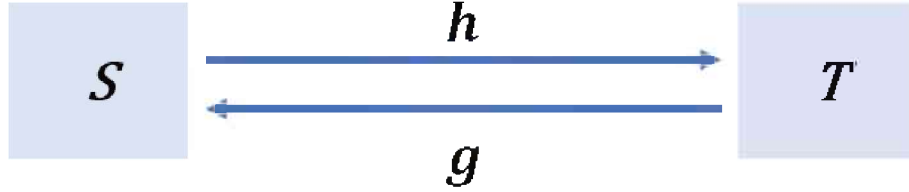


Figura 5 – Exemplo de consistência inversa (CHEN; YE, 2010).

Este modelo produz bons resultados no registro de imagem, no entanto, apresenta um tempo computacional elevado. Considerando o tempo computacional gasto no registro de duas imagens S e T através das funções de deformação h e g , CHEN e YE, (CHEN; YE, 2010), propuseram um novo método para o registro de imagem utilizando a consistência inversa. Propõe-se que S e T sejam deformadas simultaneamente, pois, o tempo para S e T chegarem a um ponto comum de deformação é menor do que o tempo gasto para S chegar diretamente a T ou T chegar diretamente a S .

O modelo proposto em (CHEN; YE, 2010), Figura 6, considera que S e T , definidas respectivamente no domínio Ω_S e Ω_T de R^d , são deformadas simultaneamente. Então, através das transformações $\phi : \Omega_S \rightarrow \Omega_M$ e $\tilde{\phi} : \Omega_T \rightarrow \Omega_M$ é válido que $S \circ \phi = T \circ \tilde{\phi}$, onde Ω_M é a região em que $S \circ \phi$ e $T \circ \tilde{\phi}$ se assemelham; M é a imagem registrada mais similar a S e T . Para que o processo seja inversível é preciso que exista função $\psi : \Omega_m \rightarrow \Omega_s$ e $\tilde{\psi} : \Omega_m \rightarrow \Omega_t$ tal que:

$$\psi \circ \phi = \phi \circ \psi = id \quad \tilde{\psi} \circ \tilde{\phi} = \tilde{\phi} \circ \tilde{\psi} = id \quad (21)$$

Obtendo as transformações $\phi, \tilde{\phi}, \psi, \tilde{\psi}$ é possível encontrar o caminho completo entre S e T , ou seja, é possível encontrar a transformação g que leva S a T e a transformação h que leva T a S . h e g são obtidas da seguinte forma:

$$h = \phi \circ \tilde{\psi} \quad g = \tilde{\phi} \circ \psi \quad (22)$$

Os campos de deformação u e v associados às transformações h e g podem ser calculados através do seguinte problema de minimização:

$$\min_{(\omega, \sigma)} E(\omega, \sigma) \quad (23)$$

onde,

$$E(\omega, \sigma) = \|D\omega\|^2 + \lambda F(\omega, \sigma) + \mu I(\omega) \quad (24)$$

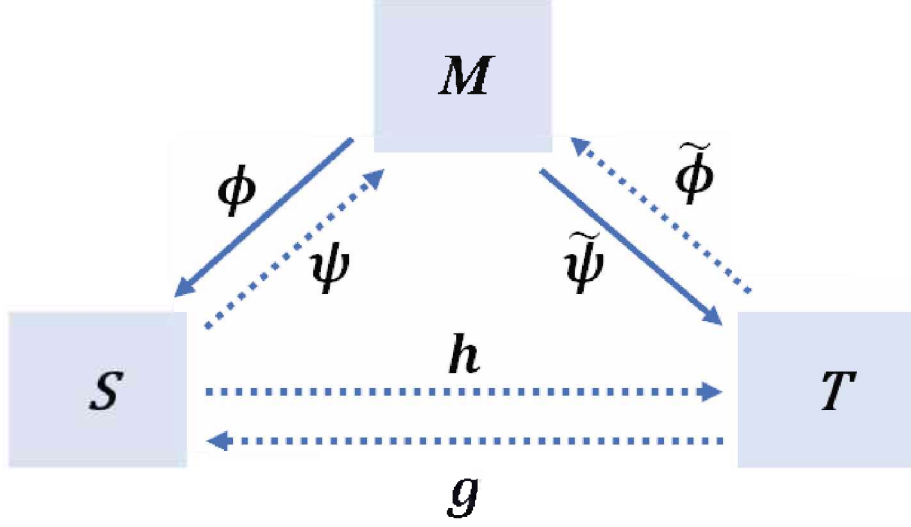


Figura 6 – Deformação de S e T para uma imagem intermediária M (CHEN; YE, 2010).

e ω denota $(u, \tilde{u}, v, \tilde{v})$ que representam respectivamente as funções já definidas $(\phi, \tilde{\phi}, \psi, \tilde{\psi})$ (CHEN; YE, 2010). E

$$||D\omega||^2 = ||Du||^2 + ||D\tilde{u}||^2 + ||Dv||^2 + ||D\tilde{v}||^2, \quad (25)$$

$$I(\omega) = I_v(u) + I_u(v) + I_{\tilde{v}}(\tilde{u}) + I_{\tilde{u}}(\tilde{v}) \quad (26)$$

onde:

$$I_v(u) = ||u + v(x + u)||^2 \text{ e } I_u(v) = ||v + u(x + v)||^2.$$

e F é dado por:

$$F(u, \tilde{u}, \sigma) \text{dis}(S(x + u), T(x + \tilde{u})) = ||S(x + u) - T(x + \tilde{u})||^2 / 2\sigma^2 + |\Omega| \log \sigma \quad (27)$$

sendo,

$$||u||(\sum_{j=1}^d ||u_j||^2)^{\frac{1}{2}}, \quad ||Du||(\sum_{j=1}^d ||Du_j||^2)^{\frac{1}{2}}$$

onde

$$||u_j|| = (\int_{\Omega} |u_j(x)|^2 dx)^{\frac{1}{2}}, \quad ||Du_j|| = (\int_{\Omega} |Du_j(x)|^2 dx)^{\frac{1}{2}}$$

para $j = 1, \dots, d$.

E $\text{dis}(S(x + u), T(x + \tilde{u}))$ representa a medida de dissimilaridade entre S e T . O objetivo do método é deformar duas imagens em paralelo até que elas se tornem o mais similar possível, segundo essa medida.

Na Figura 7 é possível ver o resultado do método proposto por (CHEN; YE, 2010). A Figura 7 (a) é a imagem S e a Figura 7 (b) é a imagem T , a Figura 7 (c) é resultado do registro de T em S e a Figura 7 (d) é o resultado do registro de S em T . A partir dos resultados é possível notar que o processo de registro apresentou bons resultados e que houve inversibilidade, pois através do mesmo método, S foi registrada em T e vice-versa.

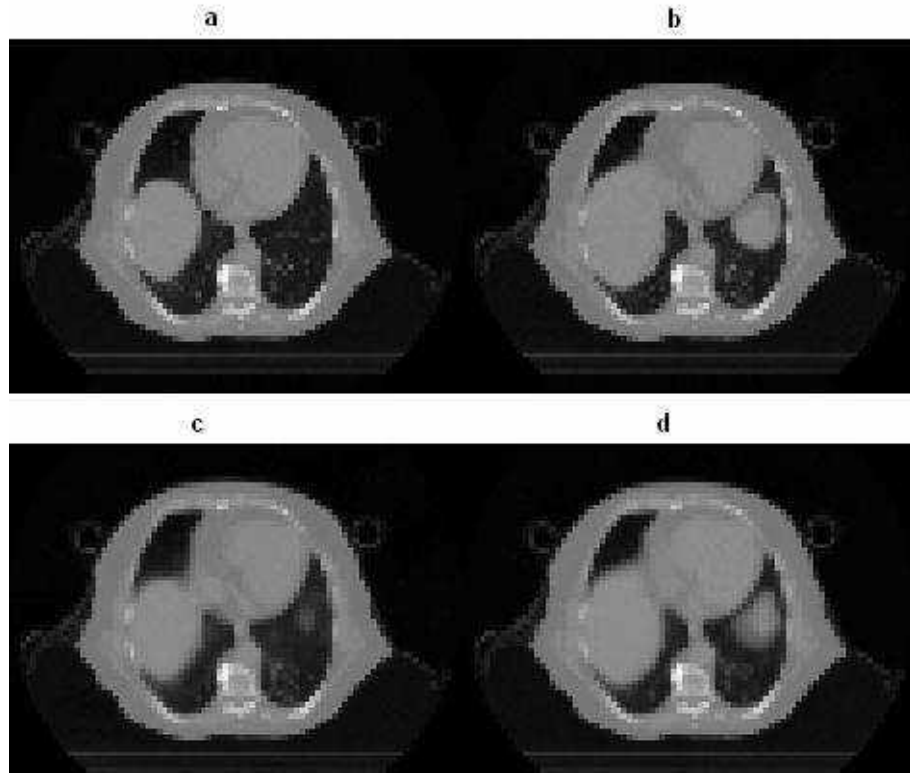


Figura 7 – Exemplo de registro utilizando consistência inversa (CHEN; YE, 2010).

3.3 Registro de Imagem utilizando curvatura e difusão

Dentre as técnicas propostas por Fischer e Modersitzki, (FISCHER; MODERSITZKI, 2004), nesta seção, são apresentadas duas técnicas baseadas em métodos variacionais que minimizam o seguinte funcional:

$$\min_u (F(S^u, T)) \quad (28)$$

tal que,

$$F(S^u, T) = D(S^u, T) + R_*(u), \quad (29)$$

Em (FISCHER; MODERSITZKI, 2004) analisou-se alguns termos de suavização para R_* , neste trabalho, serão tratados os termos de difusão, F_d , e de curvatura, F_c . ou seja:

$$R_*(u) = \begin{cases} \|\Delta u\|^2 \\ \|\nabla u\|^2 \end{cases}$$

e a distância entre S e T é definida conforme Equação 30:

$$D(S^u, T) = \|S(x + u) - T(x)\|^2 \quad (30)$$

onde,

$$\|\nabla u\|(\sum_{j=1}^2 \|\nabla u_j\|^2)^{1/2} \text{ e } \|\nabla u_j\| = (\int_{\Omega} |\nabla u_j(x)|^2 dx)^{1/2}$$

Equações similares são obtidas para $\|\Delta u\|$ quando o operador “ Δ ” é usado em vez de “ ∇ ”.

Então, considere o seguinte problema para ser minimizado:

$$F_c(S^u, T) = \|\Delta u\|^2 + \lambda \|S(x+u) - T(x)\|^2 \quad (31)$$

$$F_d(S^u, T) = \|\nabla u\|^2 + \lambda \|S(x+u) - T(x)\|^2 \quad (32)$$

onde λ é uma constante,

A minimização do problema dado pelas Equações 31 e 32 pode ser solucionado associando às equações de Euler-Lagrange.

Considerando $S(x)$ e $T(x)$ as imagens a serem registradas, e denotando $S^u(x) = S(x + u(x))$, a equação de Euler-Lagrange para a Equação 31 que utiliza o termo de curvatura é:

$$-|\nabla u| \text{Div}(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}) + \lambda(S(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - T(\mathbf{x}))\nabla S^u = 0, \quad (33)$$

e sua equação de fluxo:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = |\nabla u| \text{Div}(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}) - \lambda(S(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - T(\mathbf{x}))\nabla S^u \quad (34)$$

onde $\nabla S^u = (\frac{\partial S^u}{\partial u}, \frac{\partial S^u}{\partial v})$

e

$$|\nabla u| \text{Div}(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}) = \frac{u_y^2 u_{yy} - 2u_x u_y u_{xy} + u_x^2 u_{xx}}{u_x^2 + u_y^2 + \beta}$$

A equação de Euler-Lagrange que minimiza o funcional 32 é:

$$-\Delta u + \lambda(S(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - T(\mathbf{x}))\nabla S^u = 0 \quad (35)$$

e sua equação de fluxo é:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \Delta u - \lambda(S(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - T(\mathbf{x}))\nabla S^u \quad (36)$$

A solução numérica foi obtida usando diferenças finitas para discretizar as Equações 34 e 36:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{(u^{n+1} - u^n)}{\Delta t},$$

Então,

$$\frac{(u^{n+1} - u^n)}{\Delta t} = \Delta u^n - \lambda(S(\mathbf{x} + \mathbf{u}^n) - T(\mathbf{x}))\nabla S^{u^n}$$

$$(u^{n+1} - u^n) = \Delta t(\Delta u^n - \lambda(S(\mathbf{x} + \mathbf{u}^n) - T(\mathbf{x}))\nabla S^{u^n})$$

Para a implementação numérica é suposto que as imagens são representadas por uma matriz de valores de intensidade dada por $N \times M$, ou seja, bidimensional. Sabe-se que u_{ij} corresponde ao valor do campo de deformação u correspondente ao pixel (i, j) com

$i = 1, 2, \dots, N$ e $j = 1, 2, \dots, M$. As equações de fluxo obtém imagens nos tempos $t_n = n\Delta t$ sendo $n = 1, 2, \dots, \Delta t$ o tamanho do passo. Denote $u(i, j, t_n)$ por u_{ij}^n . Daí, tem-se que:

$$u_{i,j}^{n+1} = u_{i,j}^n + \Delta t (\Delta u_{i,j}^n - \lambda (\tilde{S}(x + u_{i,j}^n) - T(x)) \nabla S^u) \quad (37)$$

onde,

$$\Delta u^0_{ij} = u(i, j-1) - 2u(i, j) + u(i, j+1) + u(i-1, j) - 2u(i, j) + u(i+1, j)$$

e

$$\nabla S^u|_{ij} = [S^u(x+1, y) - S^u(x-1, y), S^u(x, y+1) - S^u(x, y-1)]|_{ij},$$

uma equação discreta similar pode ser obtida para o fluxo dado pela Equação (34).

A cada passo de iteração para que u^n seja atualizado, é necessário a interpolação de $S(x + u^n)$ denotada por $\tilde{S}(x + u^n)$, pois, u é uma função contínua que possui valores reais e S é uma função discreta, ou seja, computacionalmente, S é uma matriz que não admite valores reais em suas coordenadas.

Neste capítulo foram apresentadas de forma detalhada técnicas de registro não rígido, sendo três técnicas de registro baseadas em métodos variacionais e uma técnica de registro baseado em momentos estatísticos. Os autores (LIU; RIBEIRO, 2014), (CHEN; YE, 2010) e (FISCHER; MODERSITZKI, 2004) aplicaram as técnicas em diferentes imagens, incluindo imagens médicas, e obtiveram bons resultados. Os bons resultados motivaram o estudo mais aprofundado das técnicas de registro apresentadas neste capítulo. Nos experimentos, Capítulo 6, são testadas 3 técnicas para identificar qual apresenta melhor desempenho quando aplicada em imagens de defecografia.

No próximo capítulo é apresentado o problema médico no qual o registro de imagens será aplicado.

Disfunções Pélvicas

Na medicina do século XXI, é crescente o uso de imagem para orientar diagnósticos; em casos como de disfunções pélvicas, apenas exames clínicos são imprecisos no diagnóstico, sendo crucial o uso de imagiologia dinâmica. A RM, técnica de imagem médica usada em radiologia geral, quando aplicada em problemas de disfunções pélvicas, é conhecida como defecografia por RM, o exame gera muitas imagens dos deslocamentos de órgãos da região pélvica durante a evacuação.

Nas últimas décadas, o interesse em utilizar a defecografia na investigação de problemas de defecação e desordens do assoalho pélvico aumentou. Embora esse procedimento tenha sido primeiramente descrito por Burhenne em 1964 (BURHENNE, 1964), somente a partir do final dos anos 90 seu uso foi potencializado devido à abertura das configurações dos sistemas de RM, o que tornou possível a defecografia com o paciente na posição sentada (ROOS et al., 2002).

A indicação para a defecografia por RM inclui o enfraquecimento do assoalho pélvico, que é a principal causa de constipação e defecação incompleta, incontinência fecal, incontinência urinária e prolapso genital (SHORVON; STEVENSON, 1989). A fraqueza do assoalho pélvico pode ter diferentes causas complexas. Os fatores de risco para disfunção do assoalho pélvico incluem idade avançada, menopausa, gravidez, multiparidade, obesidade, doenças do tecido conjuntivo, doença pulmonar obstrutiva crônica, tabagismo e qualquer outra condição que resulte em aumento crônico da pressão intra-abdominal (ROWE et al., 1989). Disfunções pélvicas afetam principalmente mulheres adultas, estima-se que 15% das mulheres multíparas sofrem com o problema. Esta doença afeta aproximadamente 50% das mulheres com mais de 50 anos e é um grande problema de saúde em mulheres mais velhas (OLSEN et al., 1997). O problema representa de 10% à 20% dos atendimentos em clínicas gastrointestinais. As disfunções afetam uma parcela significativa da sociedade e precisam de tratamento adequado.

O estudo de intervenção cirúrgica em casos de disfunções pélvicas acontece baseado na defecografia. Basicamente, a defecografia é usada para analisar o músculo anorretal, a abertura do canal anal, a função do músculo puborretal e a descida do assoalho pélvico

durante a defecação (PONCELET et al., 2017; SALVADOR et al., 2019). A partir dessas análises, várias medidas estáticas podem ser obtidas, como o comprimento do canal anal, o ângulo anorretal, o ângulo anorretal posterior, o ângulo anorretal central e a posição da junção anorretal. Geralmente, essas medidas estáticas são referenciadas por pontos de referência ósseos, como púbis e linha pubococcígeo (PONCELET et al., 2017; SALVADOR et al., 2019).

Anomalias no deslocamento da bexiga e do reto durante a evacuação levam o indivíduo a ter, respectivamente, cistocele e retocele. Para identificar uma variação morfológica anormal das estruturas da região pélvica, o radiologista deve derivar várias medidas estáticas em diferentes momentos e em diferentes manobras do exame. Há uma fraca concordância entre os observadores independentes na medição do ângulo anorretal, que é um parâmetro crítico para a interpretação da defecografia. Esse fato é parcialmente devido à falta de definição padronizada para o eixo retal e devido à morfologia curvilínea do reto, o que torna variável a identificação puborretal no reto posterior (DIAMANT et al., 1999).

Com o objetivo de reduzir a variabilidade interobservador e auxiliar o radiologista na análise da RM de defecografia para o diagnóstico de incontinência fecal, Noelting et al. (NOELTING et al., 2012), propuseram uma análise vetorial semi-automatizada do movimento anorretal e do assoalho pélvico. Em sua proposta, o radiologista, interativamente, identifica vários pontos de referência que são a junção anorretal e o ângulo, a borda superior e inferior da sínfise púbica, o promontório sacral e a junção sacrococcígea. As medições são feitas apenas em imagens em momentos de descanso, compressão e evacuação. Os autores propõem, calcular distâncias e ângulos entre conjuntos de pontos. Além dessas medidas, propõem-se desenhar vetores conectando a junção anorretal em repouso à junção durante a contração e à junção durante a evacuação e avalia seus componentes. No entanto, identificar manualmente um conjunto de pontos de interesse em cada imagem de interesse pode ser entediante e propenso a erros. É conveniente usar recursos computacionais para auxiliar na tarefa.

Nekooimehr et al., (NEKOOEIMEHR et al., 2018), propuseram um modelo para rastrear, segmentar e analisar múltiplos movimentos de órgãos pélvicos em RM dinâmica, ademais, propõem um *Coupled Switched Hidden Markov Model* (CSHMM) para analisar o movimento e interação dos órgãos. O método rastreia e segmenta os órgãos a partir da sequência de imagens, após os órgãos serem segmentados é utilizado CSHMM, um modelo bayesiano dinâmico para analisar o movimento dos órgãos.

Neste trabalho propomos um sistema para propagar, automaticamente, marcas ao longo dos quadros dos exames de defecografia de RM, via técnica de registro de imagem. A partir do movimento dos órgãos será feito um pré-diagnóstico dos exames quanto ao grau de severidade das disfunções pélvicas. As disfunções poderão ser ausentes, com baixa, média ou alta gravidade.

Nas seções a seguir serão apresentadas algumas características do problema de disfunções pélvicas.

4.1 Definição do problema médico

Neste capítulo são apresentados os fundamentos básicos referentes ao problema médico abordado nesse trabalho, isto é, disfunções na região pélvica. Enfatiza-se os conhecimentos prévios da área médica que o profissional da computação deve ter para produzir uma solução tecnológica que auxilie no diagnóstico e no tratamento de pacientes que possuam disfunção na região pélvica. Os problemas que tal disfunção podem gerar e a forma de diagnosticá-los serão apresentados nos tópicos a seguir.

4.1.1 Disfunções na região pélvica

A pelve é a região do corpo humano onde se encontram os órgãos genitais e um conjunto de músculos denominado assoalho pélvico. A pelve óssea é uma estrutura composta pelos ossos íleo, sacro, cóccix, púbis e ísquio. Essa estrutura tem a parte superior larga e termina em uma cavidade em forma de funil, chamada de cavidade pélvica, onde se encontram os órgãos pélvicos pertencentes, por exemplo, aos sistemas urinário, digestivo e reprodutor (útero, bexiga, reto e outros), Figura 8. Para que os órgãos não se juntem e saiam pela cavidade pélvica, esta é revestida por uma camada elástica chamada de assoalho pélvico; ele é dividido em três compartimentos anatômicos: anterior, médio e posterior, Figura 9. O assoalho pélvico, além de sustentar e evitar a junção dos órgãos pélvicos, ainda é passagem para o canal da vagina, da uretra e do ânus (OLSEN et al., 1997; COLAIACOMO et al., 2009; ROOS et al., 2002; PONCELET et al., 2017; SALVADOR et al., 2019).

Qualquer disfunção que ocorra no assoalho pélvico pode gerar desconforto e perda na qualidade de vida. Por exemplo, a disfunção do períneo - músculo que compõe o assoalho pélvico - ocorre principalmente em mulheres e está relacionada à incontinência urinária, incontinência fecal, dor anal e síndromes de úlceras retais. Em geral, é um fenômeno secundário associado a distúrbios da função anorretal e a várias doenças que causam obstrução da saída pélvica (COLAIACOMO et al., 2009; ROOS et al., 2002; PONCELET et al., 2017; SALVADOR et al., 2019).

Distúrbios da função anorretal representam um problema clínico comum e tem um impacto significativo na qualidade de vida. O diagnóstico é difícil; normalmente os achados no exame físico são equivocados. Os pacientes, muitas vezes, apresentam sintomas inespecíficos, como constipação, incontinência, ou dor. Enfim, é necessário que os exames sejam mais precisos e fáceis de serem realizados e analisados. Dessa forma, tornar-se-iam mais acessíveis à população (COLAIACOMO et al., 2009; ROOS et al., 2002; PONCELET et al., 2017; SALVADOR et al., 2019).

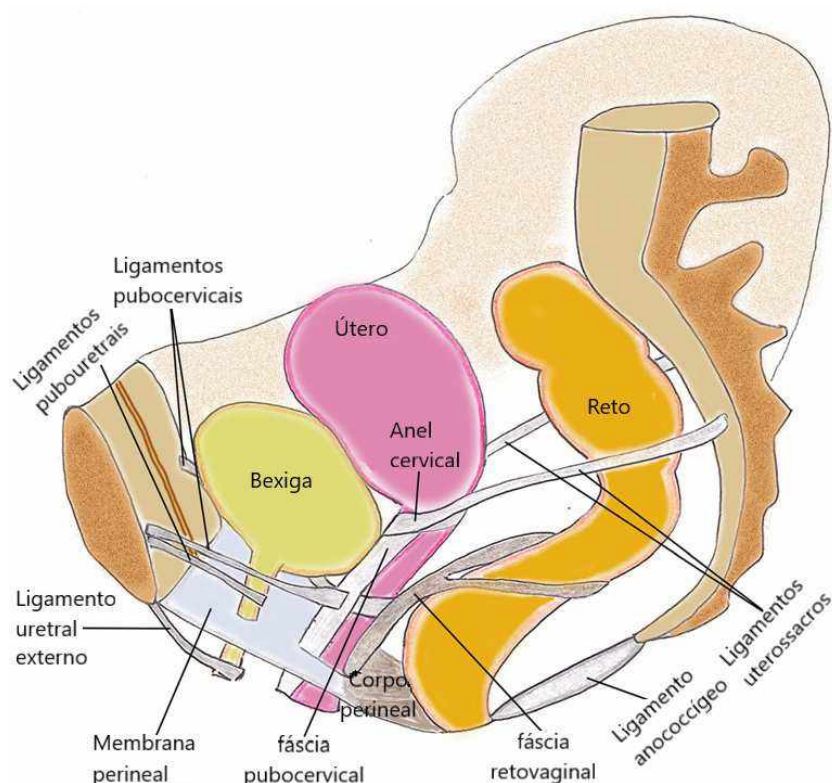


Figura 8 – Anatomia pélvica feminina (SALVADOR et al., 2019).

4.1.2 Identificação

Problemas de constipação, incontinência ou dor, muitas vezes gerados devido à disfunção pélvica, frequentemente são tratados como problemas corriqueiros, pois, para chegar a um diagnóstico final, é preciso uma análise a partir de imagens clínicas que, na maioria dos casos, não são feitas diante desses sintomas (COLAIACOMO et al., 2009; ROOS et al., 2002; PONCELET et al., 2017; SALVADOR et al., 2019).

As imagens necessárias para o diagnóstico são obtidas por meio de ressonância magnética durante a evacuação, processo também chamado de defecografia.

A defecografia é um exame no qual todo o processo de defecação é filmado, permitindo a análise do ângulo anorretal, da abertura do canal anal, da função do músculo puborretal e da descida do pavimento pélvico durante a defecação. Esse exame permite uma avaliação precisa da morfologia e da função anorretal em relação às estruturas circundantes, sem expor o paciente à radiação ionizante, que é prejudicial à saúde. A defecografia ajuda a visualizar o quanto regiões como a bexiga e o canal anal estão sendo influenciados pelo mau funcionamento de músculos pertencentes ao assoalho pélvico, Figura 9. Mesmo o músculo períneo sendo responsável por disfunções na região pélvica, para encontrar e mensurar tais disfunções, prefere-se medir a descida do reto (Posterior), da bexiga (Anterior) ou da cúpula vaginal (Meio), por serem regiões influenciadas pelo períneo e mais fáceis de serem observadas em uma defecografia (COLAIACOMO et al., 2009; ROOS et al., 2002; PONCELET et al., 2017; SALVADOR et al., 2019).

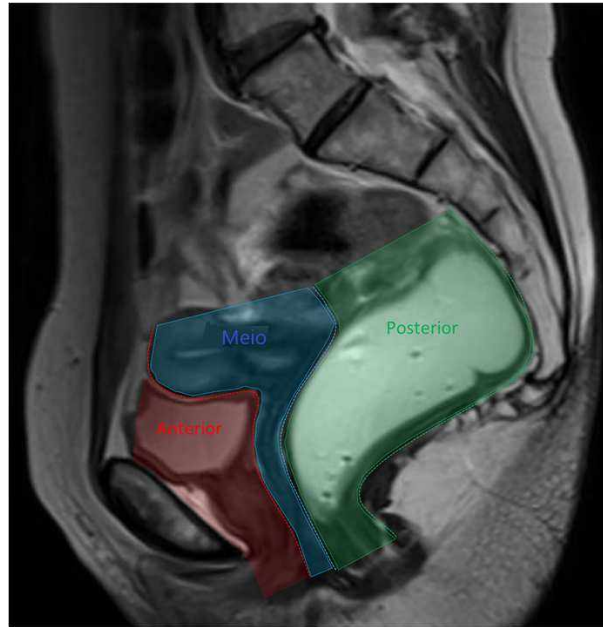


Figura 9 – Exemplo de imagem de defecografia. Regiões que podem ser identificadas por meio de uma imagem de defecografia (SALVADOR et al., 2019).

Portanto, problemas na região pélvica devem ser analisados com atenção para preservar a qualidade de vida do paciente. Exames provenientes de defecografia devem ser bem analisados para que disfunções da região pélvica sejam encontradas e tratadas com procedimentos corretos.

4.1.3 Disfunções

O enfraquecimento da musculatura pélvica gera descida excessiva da bexiga ou desordem do canal anal durante a evacuação. O deslocamento da bexiga de sua posição normal caracteriza uma doença conhecida como cistoceles. Na cistoceles, devido ao esforço, a bexiga pode descer muito, causando desconforto, incontinência urinária, dentre outras complicações. Outra anomalia comum que ocorre devido às disfunções da região pélvica é a retoceles. Essa anomalia pode causar desconforto, dor e constipação em seus portadores (COLAIACOMO et al., 2009; ROOS et al., 2002; PONCELET et al., 2017; SALVADOR et al., 2019). Tanto a cistoceles quanto a retoceles são disfunções que podem ser analisadas através de imagens de ressonância magnética, especificamente imagens resultantes de uma defecografia. Finalmente, através de imagens de defecografia, é possível para o médico analisar as disfunções da região pélvica e caracterizar se o paciente apresenta cistoceles ou retoceles. Sendo assim, é possível tratar adequadamente o paciente, sem confundir uma disfunção duradoura apenas com um problema corriqueiro (COLAIACOMO et al., 2009; ROOS et al., 2002; PONCELET et al., 2017; SALVADOR et al., 2019).

4.1.4 Diagnóstico

A defecografia é um exame dinâmico de ressonância magnética que gera um filme com n frames (imagens) do momento da evacuação. Durante a evacuação há mudanças de estados de contração para relaxamento da musculatura pélvica, que denominaremos como ciclos. Tais ciclos são percebidos nas imagens de defecografia.

Para identificar alguma disfunção na região pélvica por meio da defecografia, o médico analisa em todas as imagens geradas o quanto o canal anal e a bexiga se deslocaram durante os momentos de esforço e relaxamento que ocorrem na defecação. O exame de defecografia gera em torno de 200 imagens.

Para diagnosticar a disfunção pélvica o médico precisa encontrar a região de interesse em todas as imagens, e calcular o deslocamento da região de uma imagem para outra, tal como demonstrado na Figura 10. A Figura 10 (a) e (c) apresentam diferentes momentos de pressão. A Figura 10 (b) mostra o estágio de repouso. Para analisar o deslocamento dos órgãos e identificar a retocèles, pode-se analisar, por exemplo, o ângulo formado por 2 retas durante o processo de defecografia.

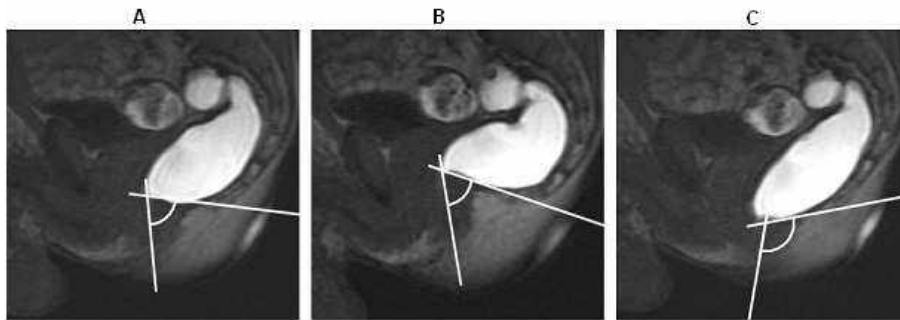


Figura 10 – Exemplo de medida de deslocamento de região em uma defecografia (ROOS et al., 2002).

Segundo (ROOS et al., 2002) duas retas permitem modelar o deslocamento, sendo, uma reta para representar a borda posterior da parte distal do reto (cor azul) e uma reta para representar o eixo central do canal anal (cor verde), conforme exemplificado na Figura 11. O ponto vermelho identifica a junção anorretal (ARJ), sendo o ponto de intersecção entre as retas citadas (MAINTZ; VIERGEVER, 1998; WIDMANN, 2007; GRIMSON et al., 1996).

A descida pélvica associada à cistocèles pode ser diagnosticada analisando-se a distância (d_f), reta verde, entre uma reta fixa R_1 em relação à um ponto móvel P_t , conforme demonstrado na Figura 12. A reta R_1 (cor vermelha) é formada considerando-se duas regiões ósseas do paciente (sínfise púbica e sacro), que por serem regiões ósseas não sofrem deformação nas diferentes imagens de defecografia. O ponto P_t (cor azul) é localizado na parte inferior da região pélvica e é móvel a cada imagem, isto é, sua posição se altera con-

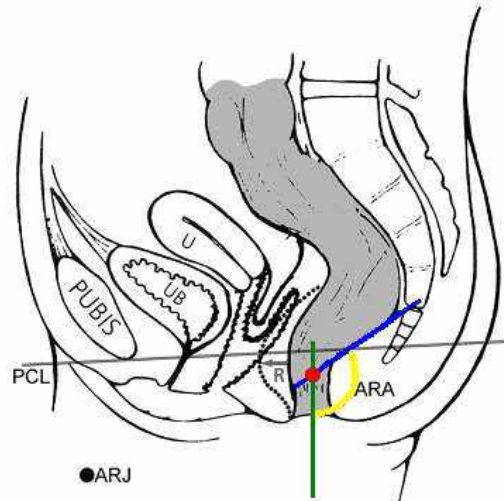


Figura 11 – Exemplo de como as linhas devem ser definidas para que seja possível medir o ângulo de deslocamento de região em uma defecografia (ROOS et al., 2002).

forme novas imagens são obtidas. Sendo assim, conforme a distância d_f aumenta torna-se possível avaliar a disfunção na descida pélvica.

Medindo o deslocamento dos órgãos durante a evacuação é possível classificar as disfunções. Segundo especialista, as disfunções podem ser classificadas como ausentes, ou, em nível de baixa, média ou alta gravidade.

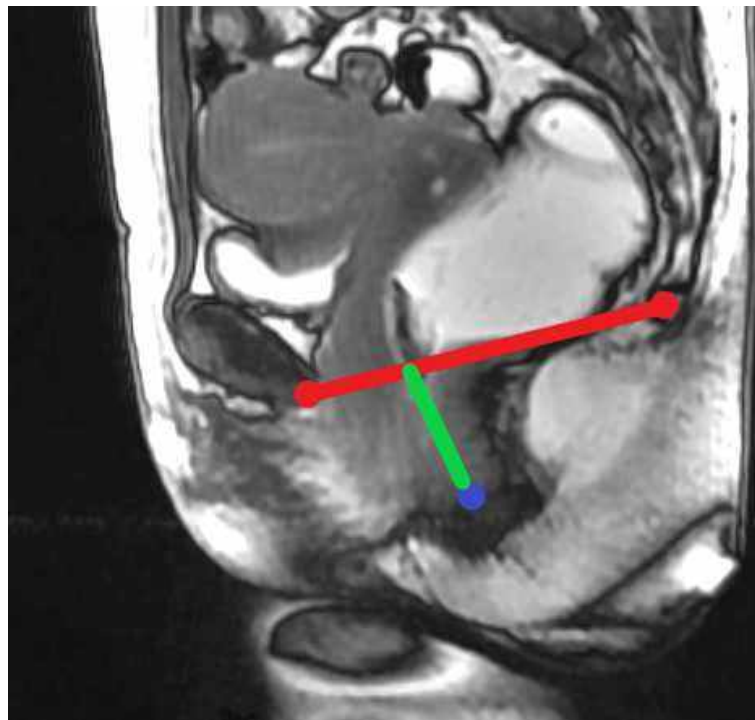


Figura 12 – Definição das linhas para que seja possível medir a descida pélvica. Reta vermelha liga a sínfise púbica ao sacro. Reta verde liga a parte inferior da pélvis a uma reta fixa. (COLAIACOMO et al., 2009).

O desenvolvimento de um sistema computacional capaz de identificar a região de interesse nas diferentes imagens, e posteriormente, calcular a taxa de deslocamento garantiria ao médico maior confiabilidade e segurança nas análises.

Neste trabalho é apresentado um processo automatizado de classificação das disfunções pélvicas.

CAPÍTULO 5

Proposta

Durante os exames de defecografia podem ser observadas mudanças de estados de contração para relaxamento da musculatura pélvica, denominadas como ciclos. No processo automatizado proposto haverá a análise dos exames a partir de duas situações, uma em que se considera todo o filme sem se importar com os ciclos, Figura 14 e outra em que se considera ciclos de contração e relaxamento da musculatura da região examinada, Figura 15. Para cada situação foram utilizadas duas abordagens, uma que quantifica o deslocamento da bexiga ou do canal anal em um certo quadro do vídeo em relação à sua posição no quadro anterior e outra que mede o deslocamento dos órgãos em relação a uma articulação chamada sínfise púbica; ela é uma articulação óssea fixa que, na literatura, é utilizada como ponto de referência para analisar o movimento dos órgãos pélvicos.

O especialista marca a bexiga, o canal anal e uma articulação. A bexiga e o canal anal são marcados na primeira imagem que compõe o filme, gerando duas marcas iniciais. A marca da bexiga M_1^C para detecção da cistocele e a marca do canal anal M_1^R para detectar a retocele. A partir das marcas iniciais o sistema produzirá marcas M_n^C e M_n^R para as demais imagens do exame. Considerando S um quadro do vídeo de um certo exame, a articulação é marcada em uma imagem S^m que é a imagem média das n imagens S_i , $i = 1, \dots, n$, de um exame. $S^m = \frac{\sum_{i=1}^n S_i}{n}$. A marcação da articulação gera uma imagem M^A contendo a marca, como ilustrado na Figura 13.

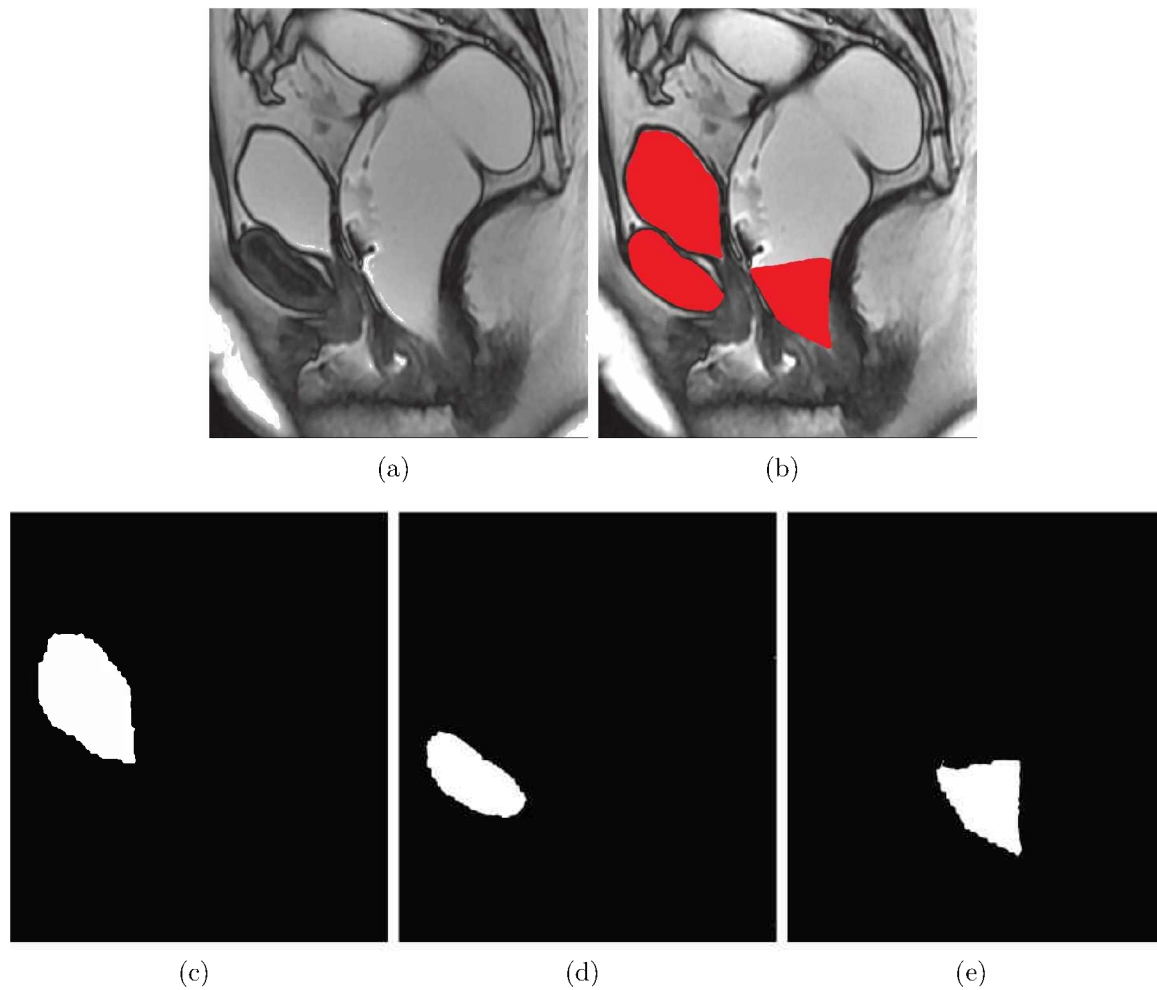


Figura 13 – Imagem original de defecografia (a). Imagem de defecografia marcada por um especialista (b). (c) A marca M^C referente a região da bexiga (cistocele). A marca M^A da Sínfise Púbica (d). (e) apresenta a marca M^R referente ao canal anal (retocele) (COLAIACOMO et al., 2009).

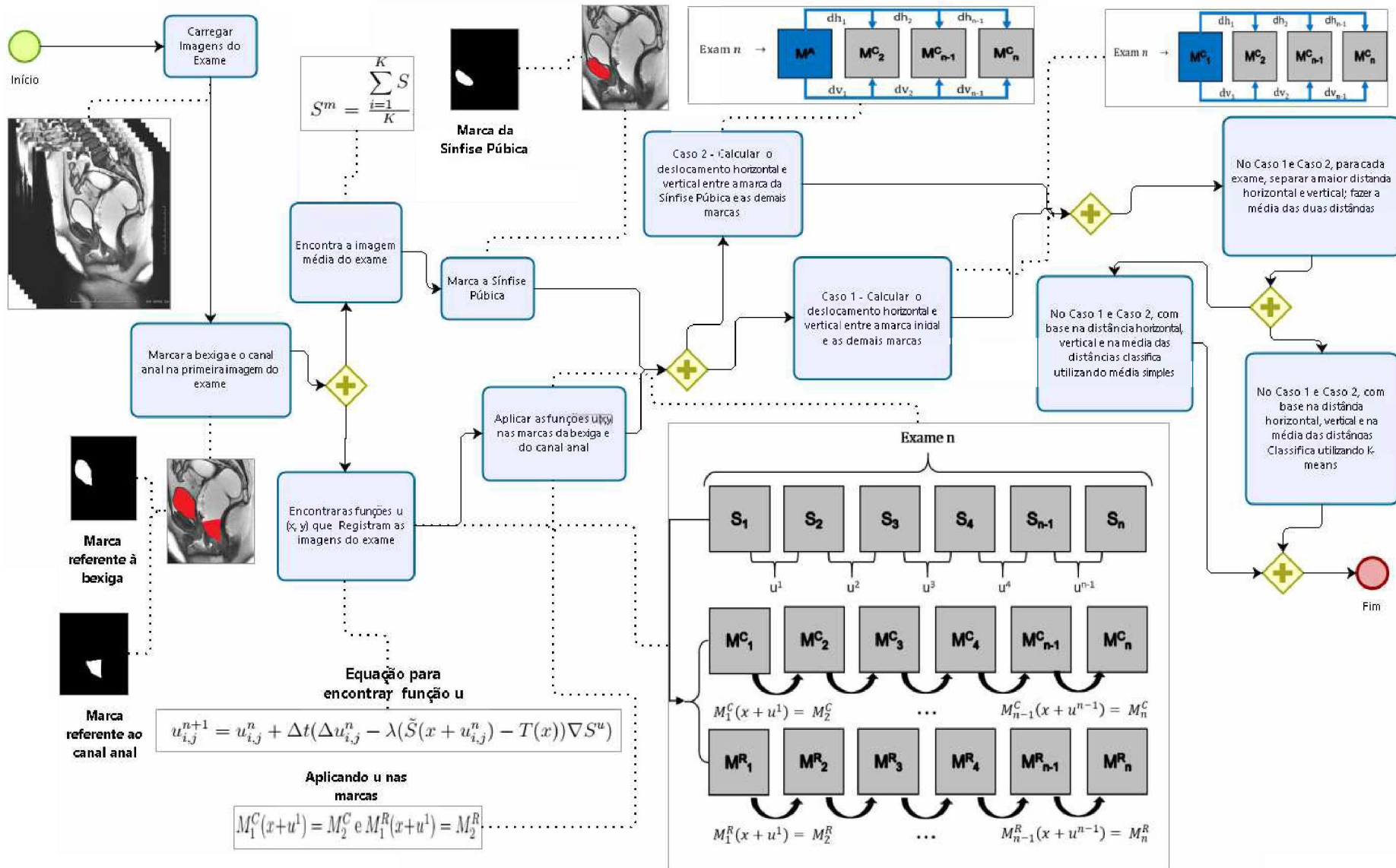


Figura 14 – Fluxo da proposta sem considerar os ciclos de contração a relaxamento.

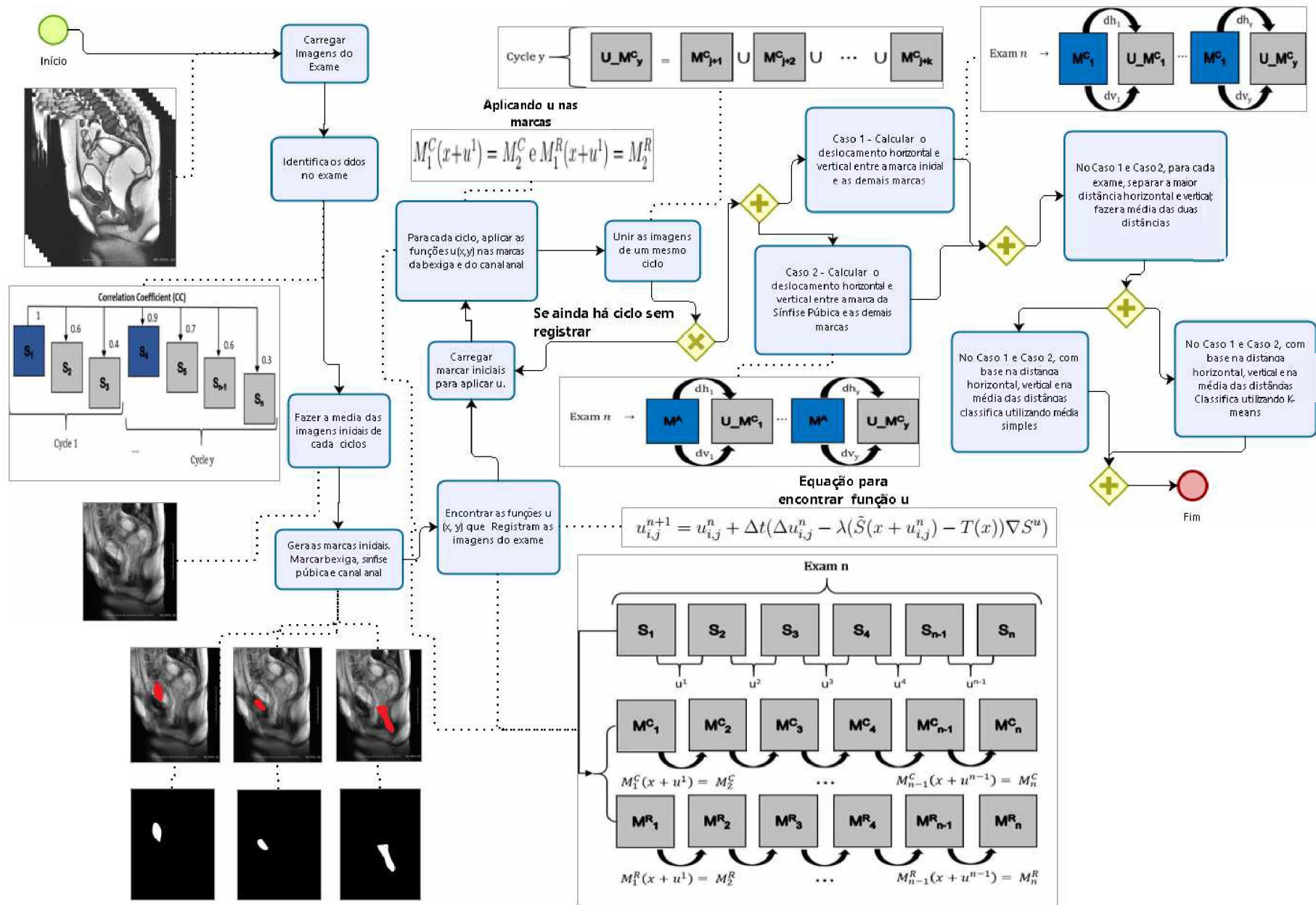


Figura 15 – Fluxo da proposta considerando os ciclos de contração a relaxamento.

Para propagar as marcas nas imagens do exame é necessário encontrar uma função $u(x, y)$ que registra as imagens e usar essa função para o registro das marcas. O registro das imagens é feito com a Equação 37. Encontra-se o campo de deformação u^i , que registra uma imagem S a uma imagem T , tal que $S(x + u^n) \cong T$. Em um exame com n imagens, a imagem S_1 é registrada a S_2 , S_2 a S_3 e assim por diante, por conseguinte são gerados $n - 1$ campos de deformação u .

Considerando $u^i(x, y)$ a função que registra $S_1(x, y)$ a $S_2(x, y)$, o processo consiste em aplicar u^1 às marcas M_1^C e M_1^R , que foram marcadas pelo especialista em S_1 , fazendo $M_1^C(x + u^1) = M_2^C$ e $M_1^R(x + u^1) = M_2^R$, obtém-se as marcações automáticas M_2^C e M_2^R dos órgãos para a imagem S_2 , conforme Figura 16.

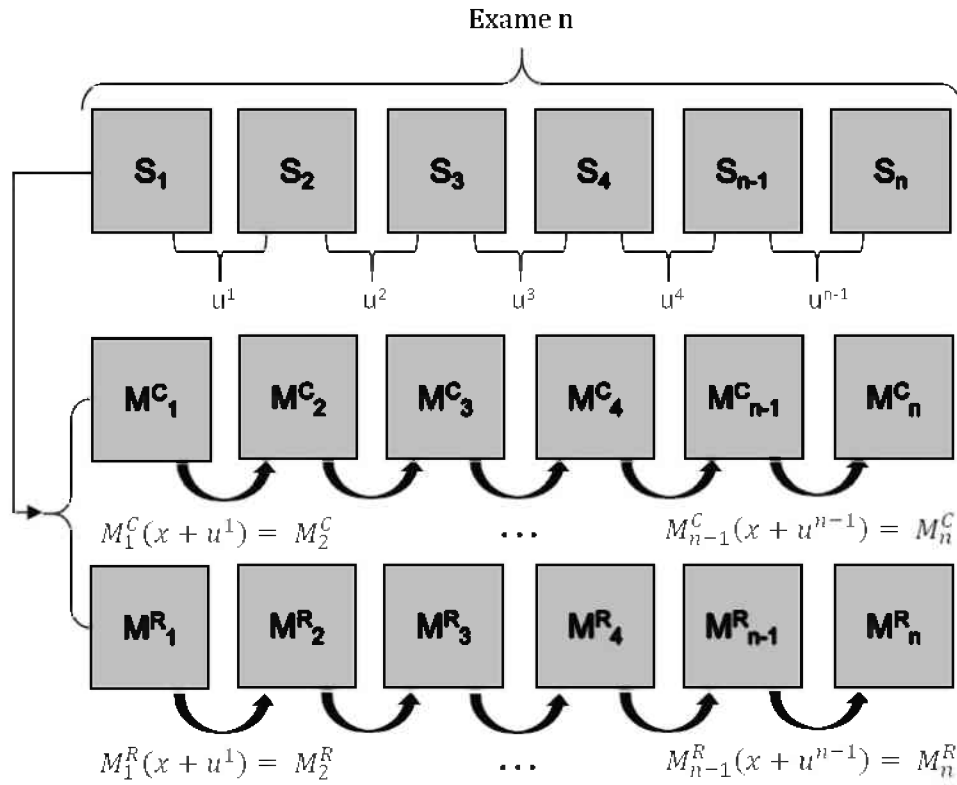


Figura 16 – Processo de Registro.

Obtidos M_2^C e M_2^R , aplica-se a função $u^2(x, y)$ em M_2^C e M_2^R e assim sucessivamente até chegar a S_{n-1} e obter M_n^C e M_n^R .

5.1 Definição dos ciclos

Para analisar o deslocamento das marcações dos órgãos nas imagens de um exame são adotadas duas abordagens. A primeira abordagem não leva em consideração os ciclos presentes nos exames. A segunda abordagem considera os ciclos presentes nos exames.

Os ciclos dos exames oscilam entre um estado de contração da musculatura pélvica para um estado de relaxamento. Para detectar os ciclos dos exames, calculou-se o CC , entre as imagens S_1 e S_j , $j = 1..n$ (MUKAKA, 2012). Os valores de CC obtidos são decrescentes num mesmo ciclo, voltando a crescer no início do próximo ciclo, Figura 17. O início de cada ciclo é marcado por uma imagem semelhante a imagem S_1 de um certo exame. Usando esta técnica constatou-se que um exame tem de 3 a 19 ciclos.

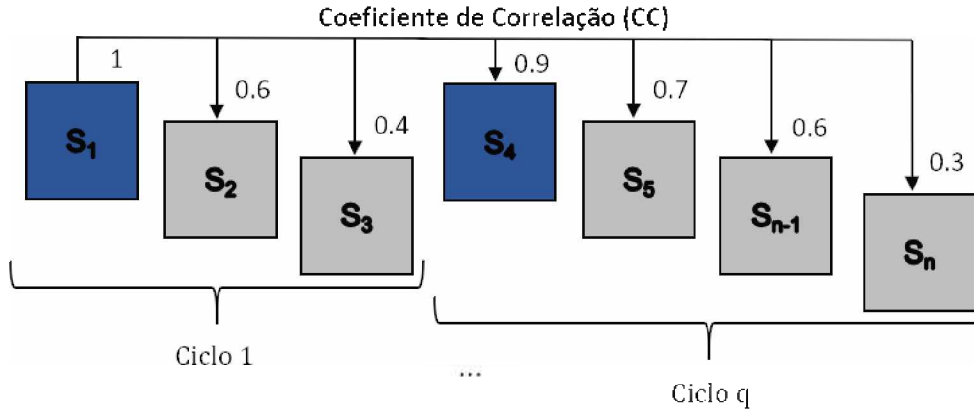


Figura 17 – Processo de definição dos ciclos.

Na próxima seção é explicado como deslocamento das regiões de interesse é medido nos casos que não consideram e nos que consideram os ciclos.

5.2 Deslocamento dos órgãos

O deslocamento dos órgãos vai ser quantificado de duas formas distintas, considerando ou não os ciclos nos exames. Considerando um exame com r ciclos onde ciclo 1 tem K_1 imagens, ciclo 2 tem K_2 imagens, ciclo r com K_r imagens. A união das marcas em cada ciclo q , $q = 1, \dots, r$ é dada por: $U_M_r^c = \bigcup_{i=j+1}^{j+K_r} M_i^c$, onde $j = K_1 + K_2 + \dots + K_{r-1}$, $r > 1$, e $j = K_1$ se $r = 1$. A Figura 19 ilustra o ciclo q .

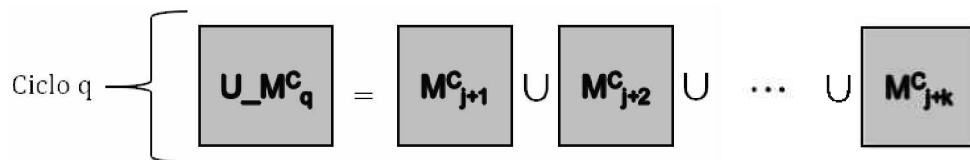


Figura 18 – União das marcar de um ciclo.

O deslocamento que representa um exame, neste caso, é dado por $\max\{d(M_1^C, U_M_j^c)\}$, Figura 19.

Quando os ciclos não são considerados o deslocamento é dado por $d = \max_{1 \leq j \leq n} \{d(M_1^c, M_j^C)\}$, Figura 20.

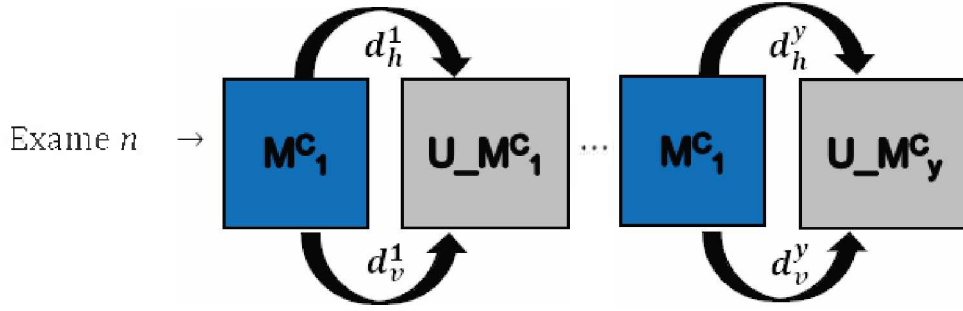


Figura 19 – Cálculo da distância entre marcas - considerando os ciclos.

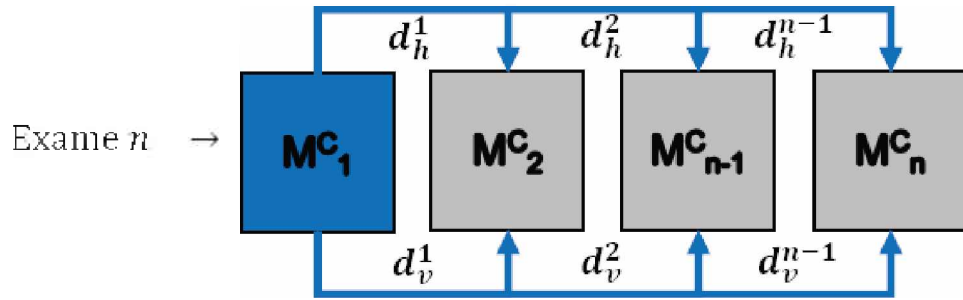


Figura 20 – Cálculo da distância entre marcas - sem considerar os ciclos.

$U_M_j^c$ e M_j^C correspondem às marcas referentes a detecção da cistocele, no caso da retocele o procedimento é análogo e adota-se $U_M_j^r$ e M_j^R .

As distâncias utilizadas neste trabalho consideram os deslocamentos horizontais e verticais. Para calcular o deslocamento de uma marca no quadro de vídeo i , M^i , para o quadro j definimos a distância entre M^i e M^j , na horizontal e na vertical. Tomando:

$$y_s^i = \max_{y_s} \{M^i(x_s, y_s) = 1\}$$

e

$$y_l^j = \max_{y_l} \{M^j(x_l, y_l) = 1\}$$

O deslocamento na vertical, d_v é definido por:

$$d_v(M^i, M^j) = \text{abs}(y_l^j - y_s^i)$$

Ainda, considerando

$$x_s^i = \max_{x_s} \{M^i(x_s, y_s) = 1\}$$

e

$$x_l^j = \max_{x_l} \{M^j(x_l, y_l) = 1\}$$

O deslocamento na horizontal, d_h , é definido por:

$$d_h(M^i, M^j) = \text{abs}(x_l^j - x_s^i)$$

Quando se utiliza a marcação da articulação, a marca M_1^C é substituída pela marca M^A no cálculo das distâncias horizontal e vertical. Para avaliar o grau de cistocele, quantifica-se o deslocamento na horizontal, da esquerda para direita, e; o deslocamento na vertical, de cima para baixo. Para avaliar a retocele mede-se o deslocamento horizontal, da direita para a esquerda, com menor \min_{x_s} e \min_{x_l} .

Na Figura 21, é ilustrado o movimento de uma imagem sintética e da bexiga. A primeira coluna apresenta as etapas inicial, final e o deslocamento entre as etapas inicial e final. A segunda coluna apresenta as imagens da defecografia na fase inicial, final de uma imagem sintética e as direções do deslocamento da fase inicial para a final. Na terceira linha da primeira coluna, onde as imagens de estado inicial e final são sobrepostas, pode-se observar claramente a distância entre os pontos extremos dos objetos que estão sendo analisados.

5.3 Classificação

A seguir, vamos descrever a metodologia utilizada para a classificação dos exames. Considerou-se, individualmente, as distância horizontais e verticais e a média das duas distâncias.

Em (SARKAR; BALI; SHARMA, 2018) são apresentadas várias técnicas de aprendizado supervisionado e não supervisionado, algumas precisam de um grande volume dados para apresentar bons resultados. (SARKAR; BALI; SHARMA, 2018) disponibiliza diferentes métricas para avaliar classificadores. Por não haver disponíveis muitas amostras de exames de defecografia, neste trabalho, optou-se em classificar os exames utilizando média simples e K-Means.

A maior distância horizontal e vertical entre as marcações foi a característica escolhida para representar os exames, Figura 22. Portanto, para cada exame temos 2 vetores de tamanho n , referente ao número de quadros que compõem o vídeo de cada exame; observa-se que este número varia de exame para exame. Um vetor é constituído pelas n distâncias horizontais e o outro vetor pelas distâncias verticais.

$$\begin{array}{ccc}
 \text{Exame 1} & \text{Exame 2} & \text{Exame } m \\
 \downarrow & \downarrow & \downarrow \\
 \begin{pmatrix} \max(d_h) \\ \max(d_v) \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} \max(d_h) \\ \max(d_v) \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} \max(d_h) \\ \max(d_v) \end{pmatrix}
 \end{array}$$

Figura 22 – Distâncias que são consideradas como característica para classificar os exames.

Cada exame será representado pela máxima distância horizontal e pela máxima distância vertical. Como temos m exames, calcula-se a média (μ_h) e (μ_v) dessas distâncias. Essas médias foram usadas para classificação da seguinte forma, Figura 23:

Exames com distância $d_h < \mu_h$ foram considerados com ausência da anomalia (cistocele ou retocele).

Os exames com distância $d_h \geq \mu_h$ foram considerados como presença da anomalia. Essa anomalia foi classificada como alta gravidade, média e baixa gravidade.

Calculou-se uma segunda média μ_h^1 dentre todos os exames com $d_h \geq \mu_h$.

Os exames com $d_h > \mu_h^1$ foram considerados de alta gravidade.

Os exames com $\mu_h \leq d_h < \mu_h^2$ foram considerados de baixa gravidade e os exames com d_h , tal que $\mu_h^2 \leq d_h \leq \mu_h^1$ foram considerados de média gravidade.

A média μ_h^2 foi calculada utilizando os exames com d_h tal que $\mu_h < d_h \leq \mu_h^1$.

Procedimento análogo foi adotado para a distância vertical e para média das distâncias, $(d_h - d_v)/2$.

Exames	Distância Vertical	Classes
6	11	AUSENTE
12	14	
20	17	
2	19	
17	19	
9	20	
18	20	
8	21	
15	21	
16	22	
3	25	
1	31	
MÉDIA	-	33,23
7	34	POSSUI DISFUNÇÃO
11	36	
10	37	
4	38	
13	42	
5	51	
19	62	
14	65	
21	93	
MÉDIA	-	50,88
7	34	BAIXA GRAVIDADE
11	36	
10	37	
MÉDIA	-	37,4
4	38	MÉDIA GRAVIDADE
13	42	

Classificação Original dos Exames			
Ausente	Baixa Grav.	Média Grav.	Alta Grav.
1	7	4	5
2	10	13	14
3		15	19
6			21
8			
9			
11			
12			
16			
17			
18			
20			

Figura 23 – Processo de classificação com base em média simples.

Outra forma de classificar os exames é por meio da técnica de agrupamento não hierárquica, K-Means. O K-Means é o mais importante algoritmo de clusterização simples. É usado em aprendizado de máquina como um algoritmo de aprendizado não supervisionado (MANNING; RAGHAVAN; SCHUTZE,).

Usando a técnica de agrupamento K, para agrupar os exames em 4 grupos e cada grupo será representado por um centroide. Com os centroides ordenados, o primeiro centroide, com menor valor, representa os exames que há "Ausência" de cistocele; o segundo corresponde aos exames com "Baixa Gravidade"; o terceiro equivale aos exames com "Média Gravidade" e; o quarto centroide, com maior valor, representa os exames com "Alta Gravidade", Figura 24. A classificação da retocele é igual da cistocele, porém, leva em consideração apenas a distância horizontal.

Distância Por Exame			Classificação - Distâncias Por Centroids				Classificação Original dos Exames			
Exames	Distância Vertical		16,81	33,75	40,5	53,25	Ausente	Baixa Grav.	Média Grav.	Alta Grav.
1	31	→	14,19	2,75	9,5	22,25	1	7	4	5
2	19	→	2,19	14,75	21,5	34,25	2	10	13	14
3	25	→	8,19	8,75	15,5	28,25	3		15	19
4	38	→	21,19	4,25	2,5	15,25	6			21
5	51	→	34,19	17,25	10,5	2,25	8			
6	11	→	5,81	22,75	29,5	42,25	9			
7	34	→	17,19	0,25	6,5	19,25	11			
8	21	→	4,19	12,75	19,5	32,25	12			
9	20	→	3,19	13,75	20,5	33,25	16			
10	37	→	20,19	3,25	3,5	16,25	17			
11	36	→	19,19	2,25	4,5	17,25	18			
12	14	→	2,81	19,75	26,5	39,25	20			
13	42	→	25,19	8,25	1,5	11,25				
14	65	→	48,19	31,25	24,5	11,75				
15	21	→	4,19	12,75	19,5	32,25				
16	22	→	5,19	11,75	18,5	31,25				
17	19	→	2,19	14,75	21,5	34,25				
18	20	→	3,19	13,75	20,5	33,25				
19	62	→	45,19	28,25	21,5	8,75				
20	17	→	0,19	16,75	23,5	36,25				
21	93	→	76,19	59,25	52,5	39,75				

Figura 24 – Processo de classificação com base em K-Means.

Para medir a qualidade do registro são adotadas as medidas Coeficiente de Correlação (CC) e Erro médio quadrático (RMSE)(Seção 6.2). A avaliação da qualidade do pré-diagnóstico é feita com base na matriz confusão, calculando as seguintes métricas: acurácia, precisão, recall e F1 Score (Seção 6.3).

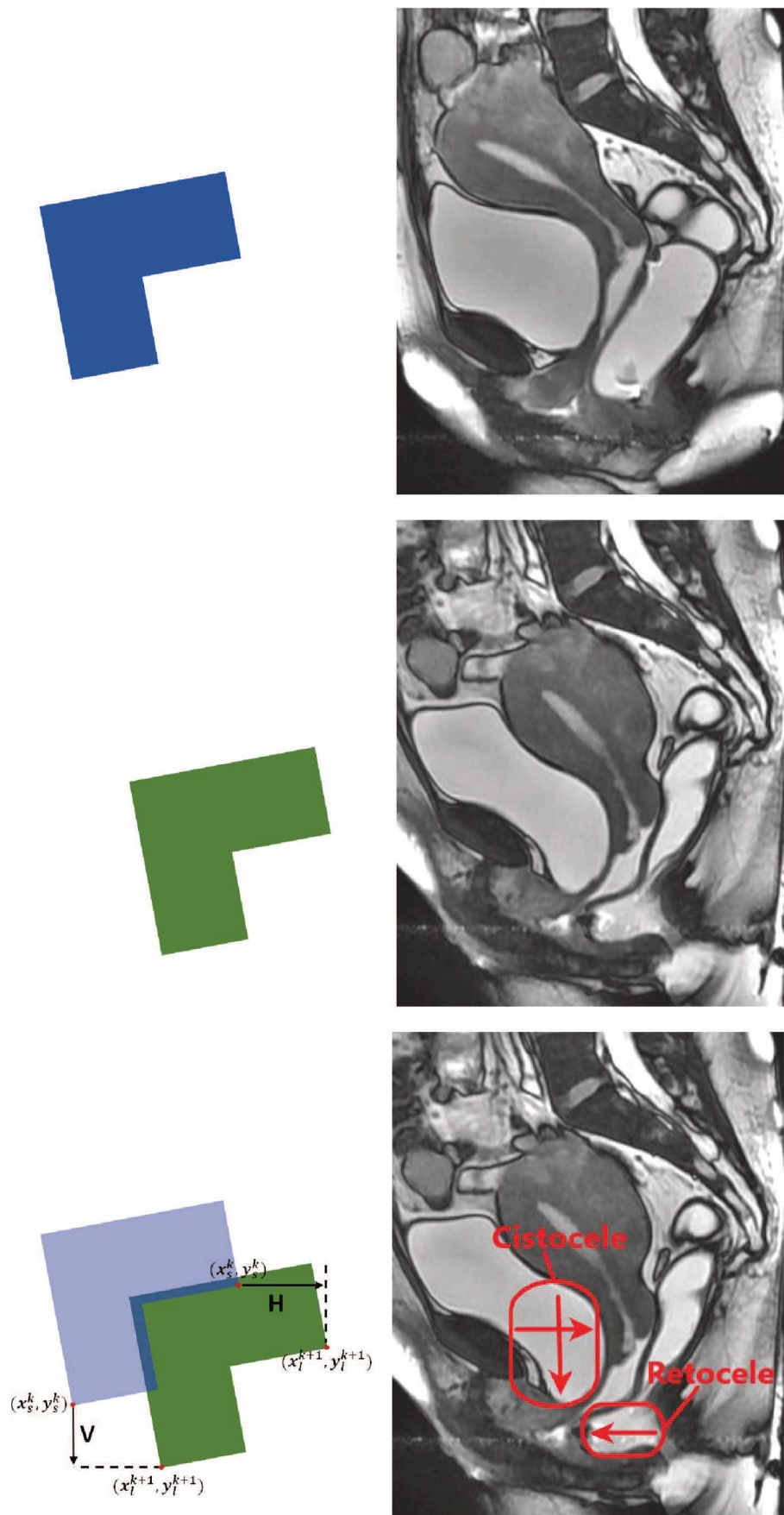


Figura 21 – Movimento da bexiga. Primeira coluna: Imagem de origem sintética; final e o deslocamento entre a imagem inicial e a imagem final. Segunda coluna: o mesmo processo da primeira coluna é apresentado com imagens de defecografia (COLAIACOMO et al., 2009).

Experimentos e Análise dos Resultados

Neste capítulo são apresentados testes para avaliar se o método proposto no trabalho alcançou bons resultados na classificação dos exames de defecografia.

6.1 Procedimento para atualização de parâmetros

Para entender o funcionamento da equação de registro, Equação 37, foi investigado o funcionamento do parâmetro λ . Foram adotadas duas situações na atribuição de valores para λ , uma de forma estática e outra de forma dinâmica. De maneira dinâmica o λ pode ser atualizado considerando o desvio padrão das imagens ou baseando-se no coeficiente de relação. Considerando o desvio padrão das imagens tem-se a Equação 38:

$$\lambda = \frac{a}{\sigma^2}, \quad (38)$$

onde σ é o desvio padrão da imagem. Neste caso o λ é atualizado para cada imagem do exame.

Quando o λ é atualizado baseando-se no Coeficiente de Correlação (CC), toma-se uma imagem aleatória de um dos exames e calcula-se o desvio padrão σ . Em seguida, calcula o λ padrão para valores distintos de $a > 0$. O λ padrão encontrado é utilizado para iniciar o processo de registro em todos os exames. Por meio da implementação da Equação 37, a cada exame, registra a primeira imagem S^1 à segunda imagem S^2 , fornecendo os parâmetros λ e Δt . O λ é atualizado e S^1 e S^2 são registradas até encontrar um λ que maximiza o CC entre a imagem registrada e a imagem S^2 (Equação 39); o processo de atualização do λ é descrito no Algoritmo 1.

$$\lambda = \arg(\max CC(S^2, \text{REGISTRARIMAGENS}(S^1, S^2, \lambda, \Delta t))) \quad (39)$$

Algoritmo 1 λ dinâmico com base no CC**Entrada:** $S^1, S^2, \lambda, \Delta t$ **Saída:** λ

```

1  início
2  vetor  $\leftarrow [1.0, 0.1, 0.01, 0.001, 0.0001]$ 
3   $\lambda_p \leftarrow \lambda$ 
4   $\lambda_n \leftarrow \lambda$ 
5  contador  $\leftarrow 0$ 
6  operacao  $\leftarrow 0$ 
7   $S^{reg} \leftarrow \text{REGISTRARIMAGENS}(S^1, S^2, \lambda, \Delta t)$ 
8   $CC \leftarrow \text{CALCULARCC}(S^2, S^{reg})$ 
9  para ( $\text{contador} < \text{vetor.tamanho}()$ ) faça
10     se ( $\text{operacao} == 0$  ou  $\text{operacao} == 1$ ) então
11          $\lambda_p \leftarrow \lambda_p + \text{vetor}(\text{contador})$ 
12          $S^{reg} \leftarrow \text{REGISTRARIMAGENS}(S^1, S^2, \lambda_p, \Delta t)$ 
13          $CC_p \leftarrow \text{CALCULARCC}(S^2, S^{reg})$ 
14     fim
15     se ( $\text{operacao} == 0$  ou  $\text{operacao} == 2$ ) então
16          $\lambda_n \leftarrow \lambda_n - \text{vetor}(\text{contador})$ 
17          $S^{reg} \leftarrow \text{REGISTRARIMAGENS}(S^1, S^2, \lambda_n, \Delta t)$ 
18          $CC_n \leftarrow \text{CALCULARCC}(S^2, S^{reg})$ 
19     fim
20     se ( $\text{operacao} == 0$ ) então
21         /*Verifica qual operação gerou o melhor CC. Se o CC não melhorou, (contador
           = contador + 1), operação não muda e ( $\lambda_p \leftarrow \lambda$ ,  $\lambda_n \leftarrow \lambda$ ). Caso  $CC_p$  ou  $CC_n$ 
           for maior que CC, retorna o maior CC, retorna a operação escolhida (1 ou
           2) e, contador,  $\lambda_p$  e  $\lambda_n$  não são alterados.*/
22         [ $CC$ , operação, contador,  $\lambda_p$ ,  $\lambda_n$ ]  $\leftarrow \text{ESCOLHEROPERACAO}(CC, CC_p, CC_n, \lambda$ ,
            $\lambda_p, \lambda_n)$ 
23     senão
24         se ( $\text{operacao} == 1$ ) então
25             /*Verifica qual operação gerou o melhor CC. Se o CC não melhorou,
               (contador = contador + 1) e ( $\lambda_p \leftarrow \lambda_p - \text{vetor}(\text{contador})$ ). Caso  $CC_p$  for
               maior que CC, retorna o maior CC; contador e  $\lambda_p$  não são alterados.*/
26             [contador,  $CC$ ,  $\lambda_p$ ]  $\leftarrow \text{AVALIARCC}(\text{contador}, CC, CC_p, \lambda_p, \text{vetor}(\text{contador}))$ 
27              $\lambda \leftarrow \lambda_p$ 
28         senão
29             /*Verifica qual operação gerou o melhor CC. Se o CC não melhorou,
               (contador = contador + 1) e ( $\lambda_n \leftarrow \lambda_n + \text{vetor}(\text{contador})$ ). Caso  $CC_n$  for
               maior que CC, retorna o maior CC; contador e  $\lambda_n$  não são alterados.*/
30             [contador,  $CC$ ,  $\lambda_n$ ]  $\leftarrow \text{AVALIARCC}(\text{contador}, CC, CC_n, \lambda_n, \text{vetor}(\text{contador}))$ 
31              $\lambda \leftarrow \lambda_n$ 
32     fim
33 fim
34 fim
35 fim

```

O λ encontrado após a execução dos passos descritos no Algoritmo 1 é usado para registrar todas as imagens do exame (ou do ciclo).

Quando λ é utilizado de forma estática para todos os exames um λ padrão é encontrado a partir do desvio padrão σ de uma imagem e de distintos valores de $a > 0$, Equação 38.

6.2 Avaliação da qualidade do registro

Para que seja mensurada a qualidade do registro entre duas imagens S e T , é preciso medir a proximidade de T em relação à $S(x + u)$, assim, duas medidas de performance podem ser adotadas: CC e o RMSE. Essas medidas são definidas de acordo com as Equações 40 e 41:

$$CC(S, T) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (S_{i,j} - \bar{S})(T_{i,j} - \bar{T})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (S_{i,j} - \bar{S})^2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (T_{i,j} - \bar{T})^2}} \quad (40)$$

e

$$RMSE(S, T) = \sqrt{\frac{1}{|\Omega|} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (S_{i,j} - T_{i,j})^2} \quad (41)$$

onde $S_{i,j}$ e $T_{i,j}$ representam a intensidade de pixel (i, j) para as imagens S e T , respectivamente. Assume-se que \bar{S} é a média de S e \bar{T} é a média de T .

O cálculo do CC e do $RMSE$ resulta em valores reais entre 0 e 1. Quando S é similar a T o Coeficiente de Correlação será próximo de 1, caso contrário será próximo de 0. Para o $RMSE$ quando as imagens são similares o valor é próximo de 0, caso contrário o valor é próximo de 1.

6.3 Avaliação da qualidade do pré-diagnóstico

Para mensurar a qualidade do pré-diagnóstico serão usadas medidas com base na matriz de confusão, Figura 25.

A matriz de confusão é utilizada para organizar resultados de modelos de classificação. Os valores das linhas da matriz correspondem aos dados reais das classes fornecidas pelo especialista, os valores das colunas são dados previstos pelo classificador. Utilizando os dados da matriz confusão é possível calcular as seguintes métricas de desempenho do classificador: acurácia, precisão, *recall* e F1 Score (SARKAR; BALI; SHARMA, 2018).

A acurácia mede a qualidade geral do modelo a partir da relação do total de itens classificados corretamente com o total geral de itens analisados, Equação 42. A precisão avalia o quão correto estão os itens classificados para uma classe; quanto menor a previsão de itens de uma classe Y como pertencentes à X , maior a precisão do modelo, Equação 43.

		C L A S S E S P R E D I T A S	
		n' (Predição)	p' (Predição)
C L A S S E S R E A L I S	n (Verdadeiro)	Verdadeiro Negativo (número de instância da classe negativa 'n' predito corretamente)	Falso Positivo (número de instância da classe negativa 'n' predito incorretamente como da classe positiva 'p')
	p (Verdadeiro)	Falso Negativo (número de instância da classe positiva 'p' predito incorretamente como da classe negativa 'n')	Verdadeiro Positivo (número de instância da classe positiva 'p' predito corretamente)

Figura 25 – Exemplo de matriz de confusão (SARKAR; BALI; SHARMA, 2018).

O recall avalia se os itens que deveriam ser de uma classe X , foram classificados para esta classe, Equação 44. O F1 Score é uma métrica que mede a qualidade do classificador com base na média harmônica entre precisão e recall, Equação 45 (SARKAR; BALI; SHARMA, 2018).

$$Acurácia = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (42)$$

$$Precisão = \frac{TP}{TP + FP} \quad (43)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (44)$$

$$F1Score = \frac{2Precision + Recall}{Precision + Recall} \quad (45)$$

6.4 Experimentos

Nesta seção, apresentamos quatro experimentos com o objetivo de avaliar o desempenho e a efetividade do registro de imagens da defecografia utilizando uma técnicas de registro não-rígido. No Experimento I apresentado na seção 6.4.1 encontra-se o melhor

método para registrar imagens de defecografia. O Experimento II apresentado na seção 6.4.2 mostra comparações do registro considerando as Equações 34 e 36. No Experimento III apresentado na seção 6.4.3, avalia a qualidade do registro com o CC e $RMSE$, para todos os exames considerando λ dinâmico e estático. No Experimento IV apresentado na seção 6.4.4, utiliza-se os dados da matriz confusão e avalia o classificador quanto a: acurácia, precisão, recall, F1 Score. Devido ao numero baixo de amostra de exames, nos experimentos compara-se a classificação com base em apenas duas técnicas, média simples e K-Means.

Nos experimentos são utilizados 21 exames de defecografia por RM com em média 160 imagens por exame. Os vídeos dos exames apresentam aproximadamente 30 quadros por segundo, o que equivale a cerca de uma imagem a cada 0,033 segundos. Em (COLAIACOMO et al., 2009) e (SALTO et al., 2014) são disponibilizados vídeos de defecografia no material suplementar (<<https://pubs.rsna.org/doi/suppl/10.1148/rg.e35>> e <<https://pubs.rsna.org/doi/suppl/10.1148/rg.345140137>>).

Nas imagens de disfunções pélvicas foram realizadas marcações de regiões de interesse com o auxílio de um médico radiologista. Foram realizadas reuniões com o radiologista para entender as características das disfunções detectadas pela defecografia.

Durante os experimentos foi utilizado um computador com processador intel core i7 da 5º geração de 2.4GHz, memória RAM de 8GB, placa de vídeo de 2GB e sistema operacional Windows 10 de 64 bits.

6.4.1 Experimento I

O objetivo deste experimento é obter uma comparação entre o método de registro utilizando momentos, curvatura e difusão.

Os métodos foram testados para identificar qual apresenta melhor desempenho ao registrar um par de imagens. Foram utilizados 4 pares de imagens: Um par de imagens sintéticas e 3 pares de imagens de ressonância com 2 pares com imagens da região pélvica e um par com imagens do cérebro. Os resultados são apresentados por meio da Figura 26 e das Tabelas 1 e 2. Na primeira linha da Figura 26, estão as imagens origem S e na segunda linha estão suas respectivas imagens objetivo T . Na terceira linha estão as imagens correspondentes as diferenças $|S - T|$, ademais, na segunda linha das Tabelas 1 e 2 são mostrados os valores de CC ($CC(S, T)$) e $RMSE$ ($RMSE(S, T)$), respectivamente, antes das imagens serem registradas. A quarta linha da Figura 26 ilustra a diferença de $|S' - T|$, $S' = S(x+u)$, S' é obtido através do registro utilizando momentos e, neste caso, o CC ($CC(S', T)$) e $RMSE$ ($RMSE(S', T)$) estão na terceira linha das tabelas. Na quinta e sexta linha da figura, e, quarta e quinta linha da tabela são mostrados os resultados obtidos pelo método de registro com o termo de curvatura e difusão, respectivamente.

Observando as Tabelas 1 e 2 é possível notar que o registro utilizando momentos obteve bons resultados para as imagens do cérebro e da galinha, porém, para as imagens

Ressonância 1 e Ressonância 2, os valores do CC e $RMSE$ pioraram. Analisando as Tabelas 1 e 2 nota-se que as técnicas de registro baseadas em difusão e curvatura foram superiores ao registro baseado em momentos em todos os casos.

Tabela 1 – Coeficiente de Correlação (CC)

Registro	Galinha	Cérebro	Ressonância 1	Ressonância 2
Sem registro	0,8745	0,5950	0,7723	0,3546
Técnica de Momentos	0,9923	0,7652	0,7253	0,2911
Técnica da Curvatura	0,9933	0,8607	0,9755	0,9325
Técnica da Difusão	0,9933	0,8624	0,9756	0,9369

Tabela 2 – Erro médio quadrático (RMSE)

Registro	Galinha	Cérebro	Ressonância 1	Ressonância 2
Sem registro	0,2117	0,2000	0,1437	0,2222
Técnica de Momentos	0,0526	0,1518	0,1563	0,2252
Técnica da Curvatura	0,0491	0,1142	0,0547	0,0752
Técnica da Difusão	0,0493	0,1137	0,0541	0,0747

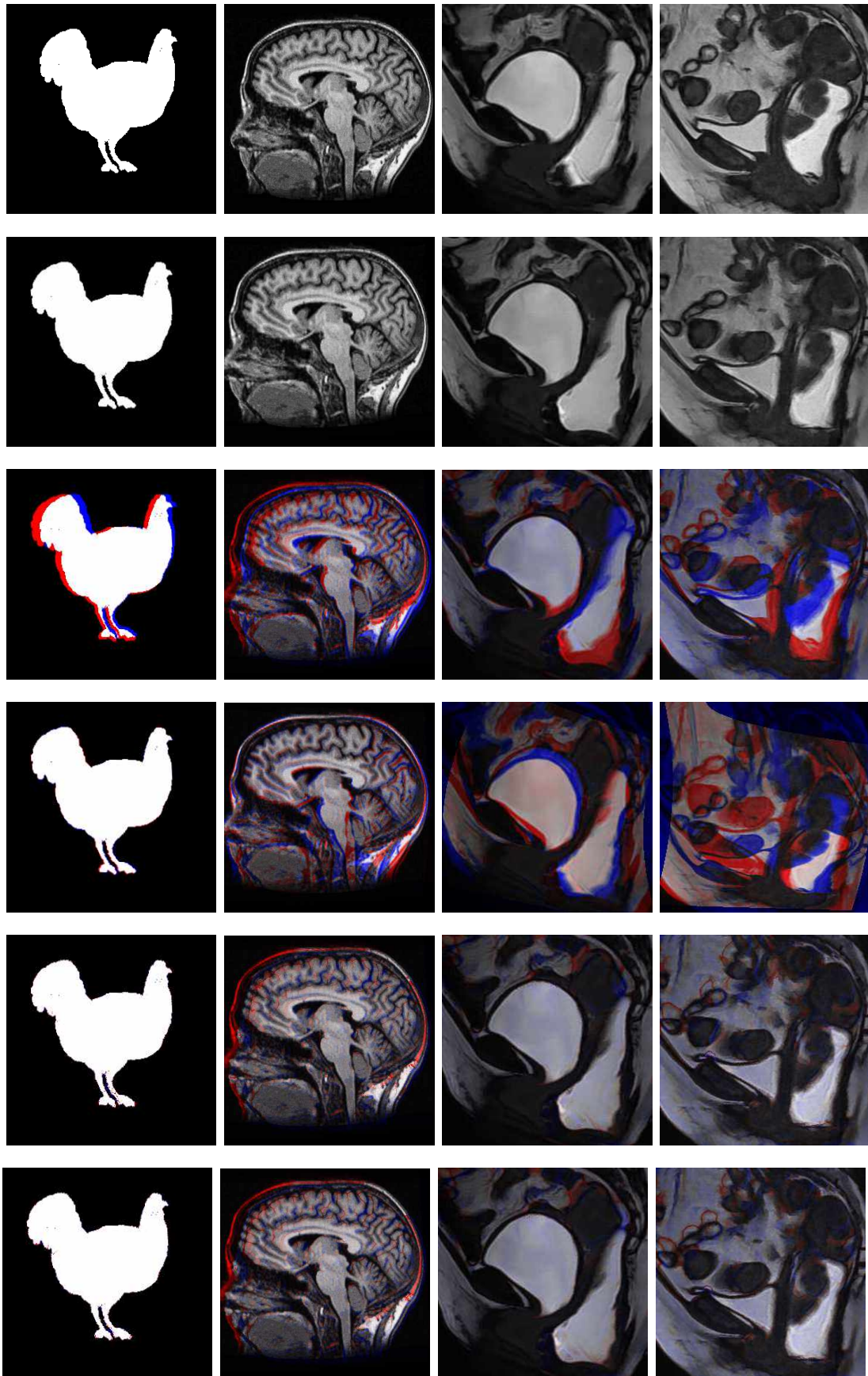


Figura 26 – De cima para baixo, por linhas: Imagem origem S , destino T , diferença $|S - T|$, imagens registradas $S(x + u_n)$ pelo método de momentos (Equação 17), imagens registradas $S(x + u_n)$ pelo método da curvatura (Equação 34), imagens registrada $S(x + u_n)$ pelo método da difusão (Equação 36) (SALTO et al., 2014; LIU; RIBEIRO, 2014; LIU; RIBEIRO, 2010a).

6.4.2 Experimento II

Esta seção apresenta resultados do registro de imagens de ressonância e de uma imagem sintética, variando entre o termo de difusão e curvatura para o método de registro.

Na Figura 27, a imagem (a) apresenta a imagem inicial S_1 , (c) o campo de deslocamento $u^{curv}(x)$ obtido via Equação 34 e (e) o campo de deslocamento $u^{dif}(x)$ obtido via Equação 36. A imagem (b) apresenta a imagem objetivo T^1 ; as imagens (d) e (f) mostram o resultado do registro obtido $S_1^{curv} = S_1(x + u^{curv}(x))$ e $S_1^{dif} = S_1(x + u^{dif}(x))$ usando as Equações 34 e 36, respectivamente.

Na Figura 28, a imagem (a) apresenta a diferença entre a imagem inicial S_1 e a imagem objetivo T_1 ; em (b) é a diferença entre S_1^{curv} e a imagem objetivo T_1 ; e (c) mostra diferença entre S_1^{dif} e T_1 , respectivamente. Os valores obtidos para o CC são: $CC(S_1; T_1) = 0.3546$; $CC(S_1^{curv}; T_1) = 0.9326$ e $CC(S_1^{dif}; T_1) = 0.9369$. Os valores obtidos para $RMSE$ são $RMSE(S_1; T_1) = 0.2222$; $RMSE(S_1^{curv}; T_1) = 0.0752$ e $RMSE(S_1^{dif}; T_1) = 0.0747$. Podemos ver que os valores de CC são altos quando as imagens são registradas adequadamente.

Para melhorar a compreensão, um radiologista segmentou a bexiga e o intestino, manualmente, em dois momentos diferentes do exame, como mostrado nas Figuras 29 (a e b), que correspondem as marcas Ms e Mt , respectivamente. A Figura 29 (c) mostra as diferenças entre Ms e Mt , o CC obtidos para elas é: $CC(Ms; Mt) = 0.5280$. Aplicamos as funções u^{curv} e u^{dif} sobre a imagem na Figura 29 (a), $Ms^{curv} = Ms(x + u^{curv}(x))$ e $Ms^{dif} = Ms(x + u^{dif}(x))$, com o objetivo de registrar está imagem na imagem apresentada na Figura 29 (b). Os resultados foram obtidos usando Equações 34 e 36. Figuras 29 (d, e) mostram a marca Ms^{curv} e Ms^{dif} , respectivamente. As Figuras 29 (f, g) mostram que o procedimento de registro alcança seu objetivo e o resultado obtido usando o u^{dif} , $CC(Ms^{dif}; Mt) = 0.9352$, (Figura 29 (g)) é mais suave do que o resultado usando u^{curv} , $CC(Ms^{curv}; Mt) = 0.9211$, (Figura 29 (f)).

Para fornecer uma análise objetiva, a Figura 30 (a-b) apresenta gráficos em termos de valores de CC e $RMSE$ e o número de interação usado para obter o registro de imagem para cada abordagem, respectivamente. Podemos ver a partir desses gráficos que o esquema numérico apresenta comportamento de convergência, uma vez que o CC e o $RMSE$ tendem a se estabilizar. Isso significa que $S(x + u(x))$ se aproxima de $T(x)$ quando o número de iterações aumenta.

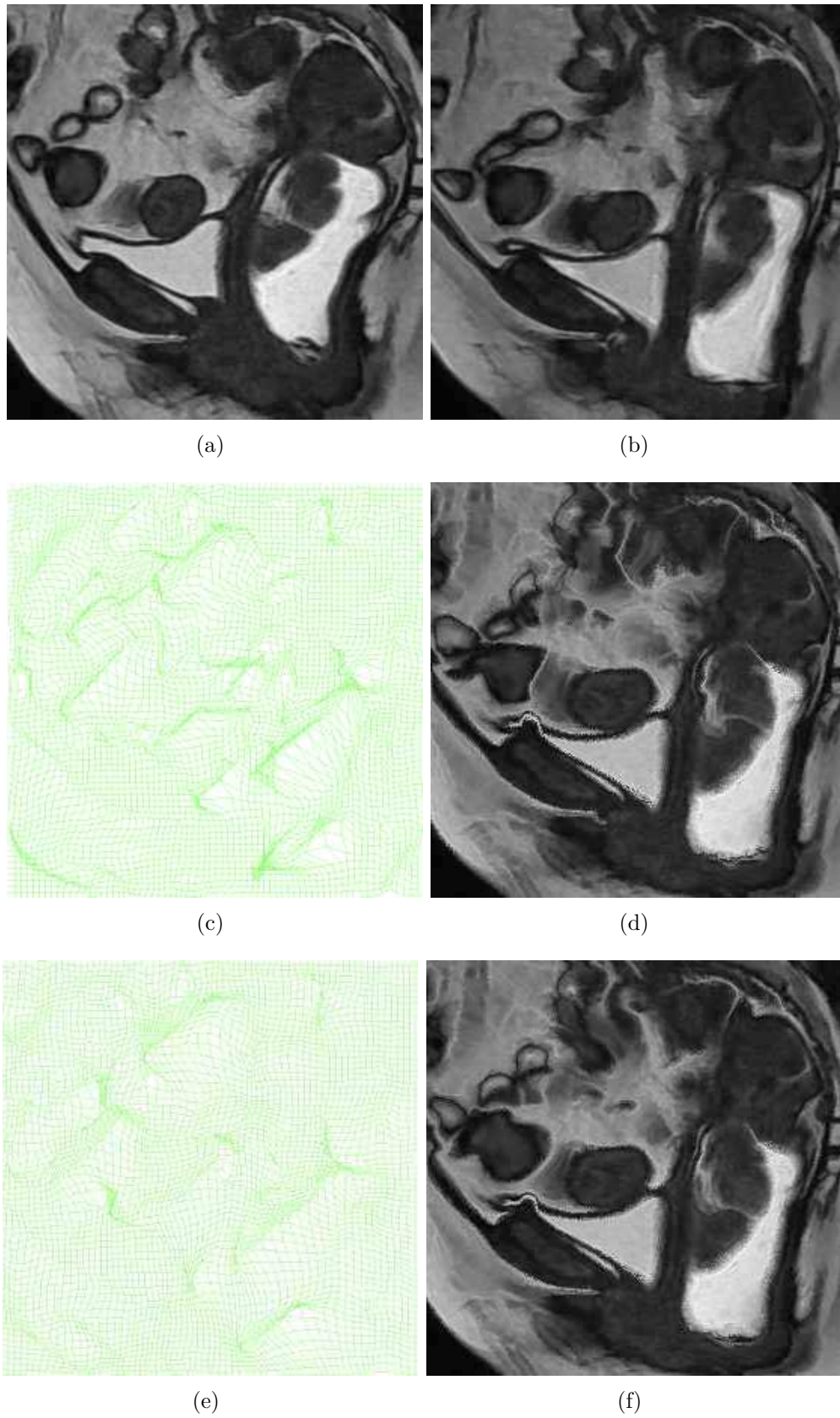
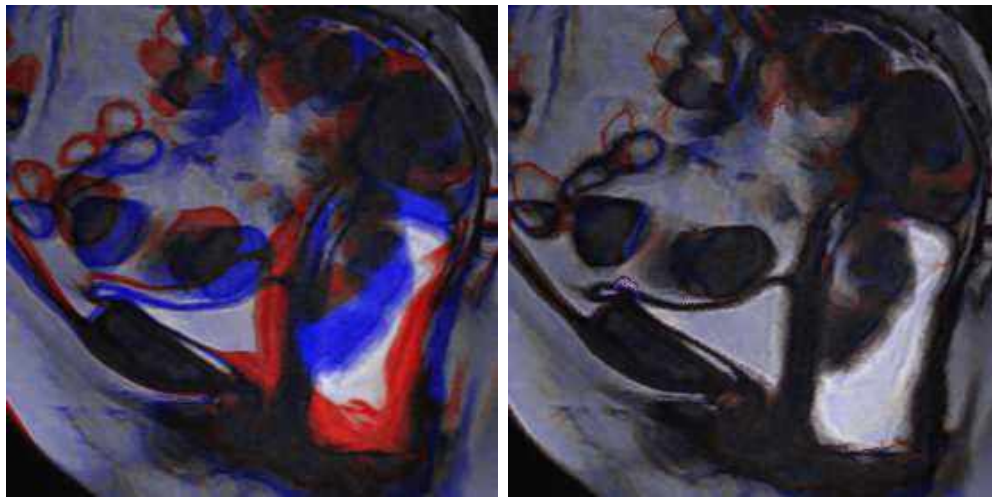
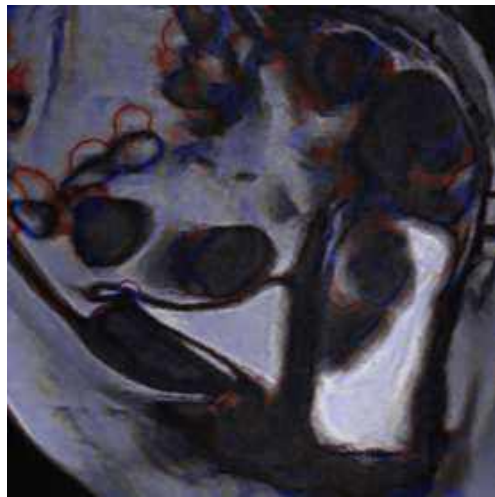


Figura 27 – Registro de Defecografia. (a) A imagem de inicial S_1 ; (b) a imagem objetivo T_1 ; (c) o campo de deslocamento $u^{curv}(x)$; (d) o resultado aplicando a função $u^{curv}(x)$ na imagem inicial S_1 ; (e) o campo de deslocamento $u^{dif}(x)$ e; (f) o resultado obtido aplicando $u^{dif}(x)$ na imagem de origem S_1 (SALTO et al., 2014).



(a)

(b)



(c)

Figura 28 – Diferenças de registro de defecografia. (a) diferença entre S_1 e T_1 ($|S_1(x) - T_1(x)|$); (b) $|S_1^{curv}(x) - T_1(x)|$ e (c) $|S_1^{dif}(x) - T_1(x)|$ (SALTO et al., 2014).

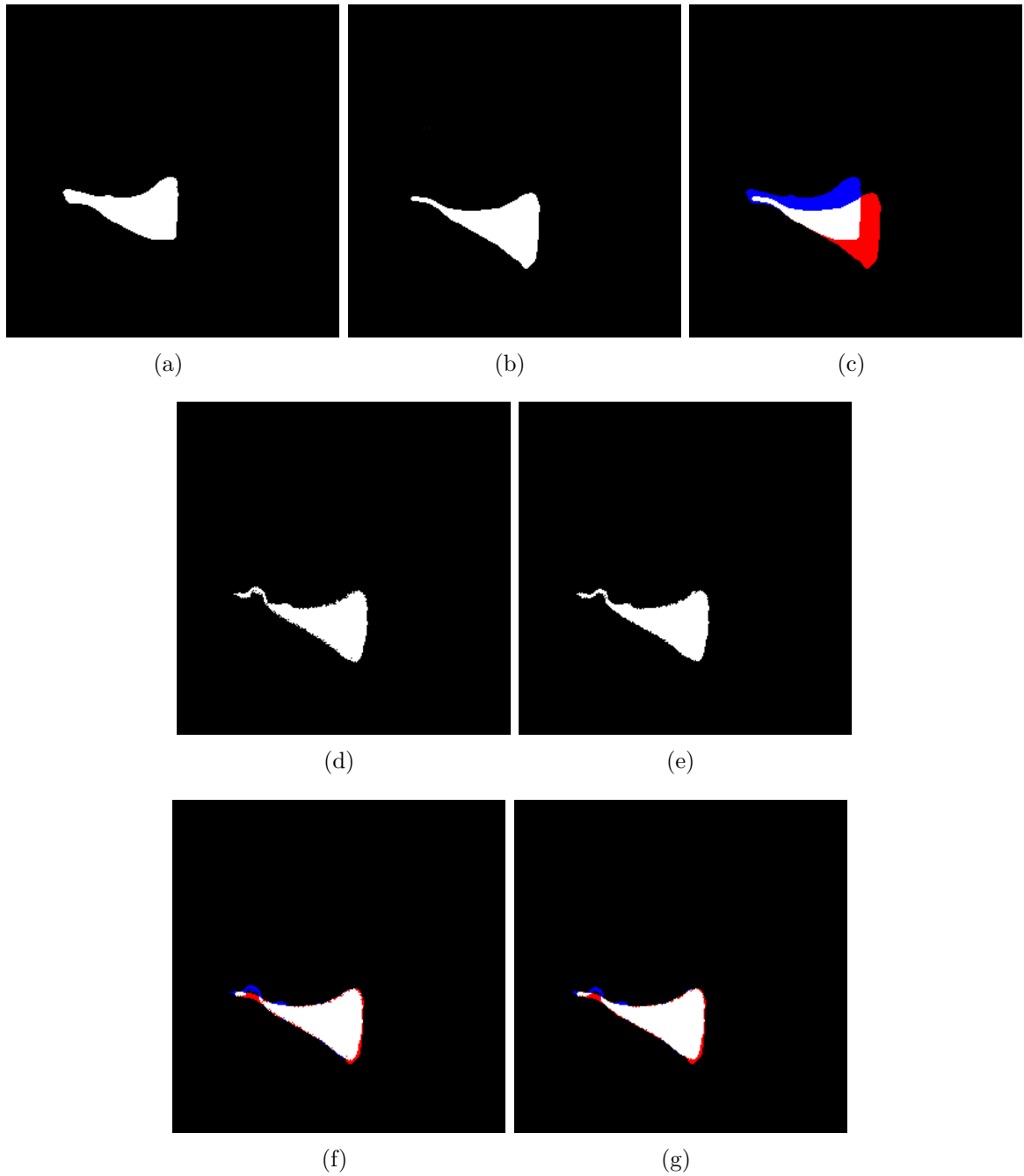
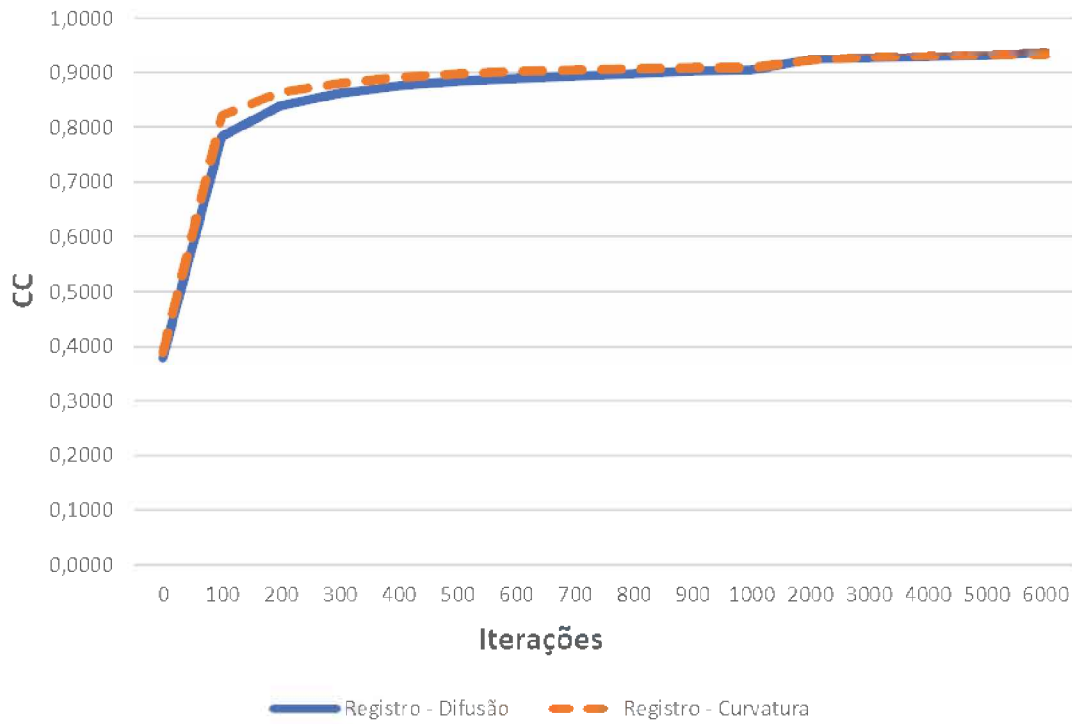
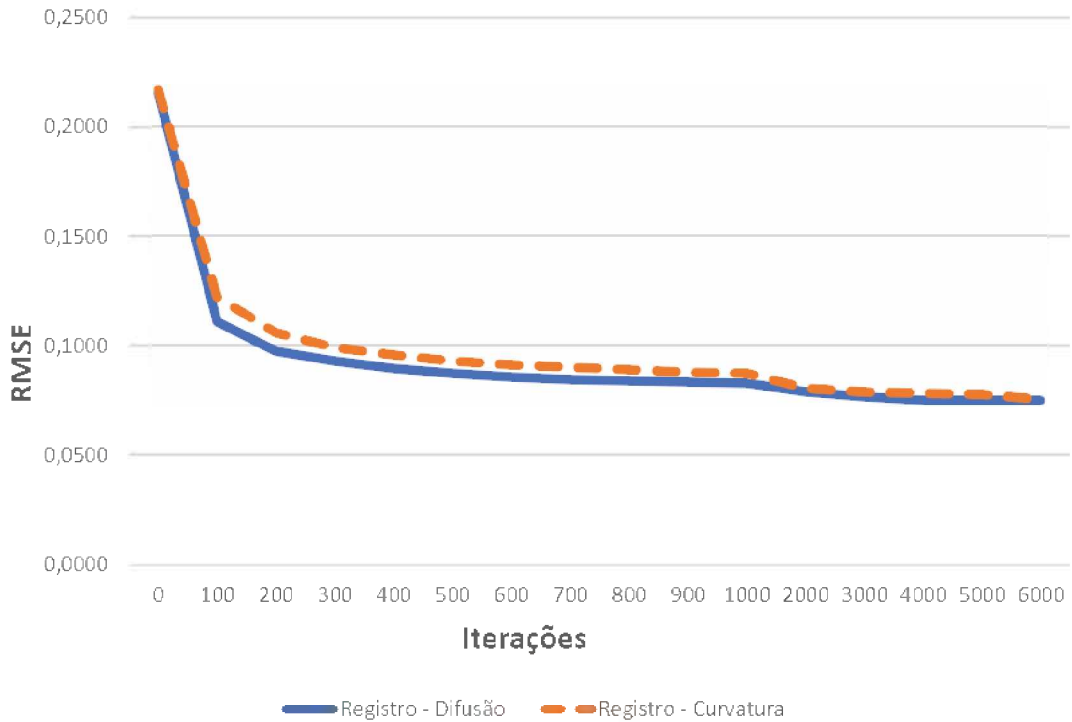


Figura 29 – (a e b) Bexiga marcada manualmente em dois momentos diferentes da defecografia por RM, Ms e Mt , respectivamente. (c) Diferença entre as marcas Ms e Mt . (d) Ms^{curv} resultado do registro usando Equação 34. (e) Ms^{dif} resultado do registro usando Equação 36. (f e g) Diferenças entre Ms^{curv} e Mt e, Ms^{dif} e Mt , respectivamente.



(a)



(b)

Figura 30 – (a) gráfico CC vs número de iteração k . A linha sólida indica o resultado para $CC(S_1^{dif}; T_1)$ e a linha tracejada para $CC(S_1^{curv}; T_1)$, variando o número de iterações. (b) Gráfico RMSE vs número de iteração k . A linha sólida indica o resultado para $RMSE(S_1^{dif}; T_1)$ e a linha tracejada para $RMSE(S_1^{curv}; T_1)$, variando o número de iterações.

Em um outro teste utilizamos duas imagens diferentes S_2 e T_2 também extraídas da defecografia como apresentado na Figura 31. A primeira coluna apresenta: (a) imagem inicial S_2 , (c) o campo de deslocamento $u^{curv}(x)$ obtido através da Equação 34 e o $u^{dif}(x)$ obtido pela Equação 36, usando S_2 e T_2 . A segunda coluna contém: (b) a imagem objetivo T_2 ; os resultados de registro obtidos S_2^{curv} e S_2^{dif} usando as Equações 34 e 36, respectivamente.

A Figura 32 apresenta a diferença entre a imagem inicial S_2 e a imagem objetivo T_2 (a) e (b,c) a diferença entre a imagem T_2 e as imagens registradas usando como suavização o termo de curvatura e difusão. Os valores obtidos para o CC são: $CC(S_2; T_2) = 0.6605$; $CC(S_2^{curv}; T_2) = 0.9570$; $CC(S_2^{dif}, T_2) = 0.9597$, e os valores obtidos para RMSE são: $RMSE(S_2; T_2) = 0.1386$; $RMSE(S_2^{curv}; T_2) = 0.0578$ e $RMSE(S_2^{dif}; T_2) = 0.0618$.

Para entender como métodos de registro podem ser utilizados para gerar marcações, nas Figuras 33 (a e b) são mostradas as marcas Ms_2 e Mt_2 , referentes as imagens S_2 e T_2 , respectivamente. A Figura 33 (c) mostra as diferenças entre Ms_2 e Mt_2 , o CC obtidos para elas é: $CC(Ms_2; Mt_2) = 0.7623$. Utilizando as funções u^{curv} e u^{dif} sobre a imagem na Figura 33 (a), $Ms_2^{curv} = Ms_2(x + u^{curv}(x))$ e $Ms_2^{dif} = Ms_2(x + u^{dif}(x))$, com o objetivo de registrar está imagem na imagem apresentada na Figura 33 (b). Figuras 33 (d, e) mostram bons resultados de registro obtidos por ambas as Equações 34 e 36. As Figuras 33 (f, g) mostram as diferenças entre Ms_2^{curv} e Mt_2 e, Ms_2^{dif} e Mt_2 , respectivamente. Observa-se que a bexiga e o canal anal estão bem registrados, sendo o CC para Ms_2^{curv} e Mt_2 : $CC(Ms_2^{curv}; Mt_2) = 0.9572$; e o CC entre Ms_2^{dif} e Mt_2 : $CC(Ms_2^{dif}; Mt_2) = 0.9610$.

Um teste foi conduzido para ilustrar o efeito da Equação 36 usando imagens sintéticas contendo diferentes figuras geométricas nas imagens de origem e de destino. As imagens sintéticas com várias intensidades e tamanho 395 x 271 são mostradas nas Figuras 34 (a, b). A Figura 34 (c) apresenta a diferença entre a inicial e a objetivo. A Figura 34 (d) apresenta a imagem registrada $S^{dif}(x) = S(x + u^{dif}(x))$ e a Figura 34 (e) apresenta a diferença entre (S^{dif}) e a objetivo ($|S^{dif}(x) - T(x)|$). Figura 34 (f) apresenta o campo de deslocamento $u^{dif}(x)$. Observe que as formas geométricas na imagem da fonte registrada correspondem às formas geométricas na imagem objetivo.

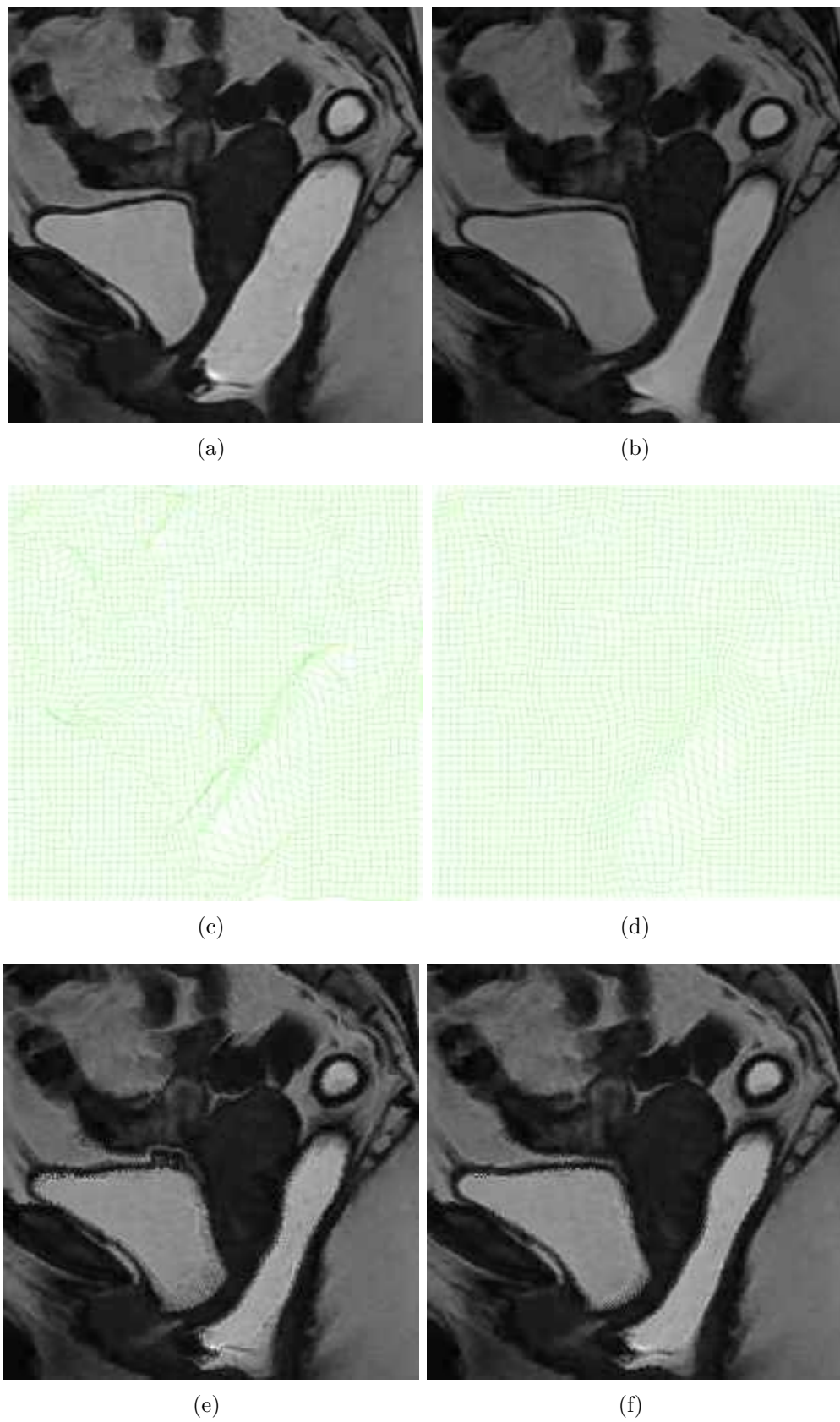
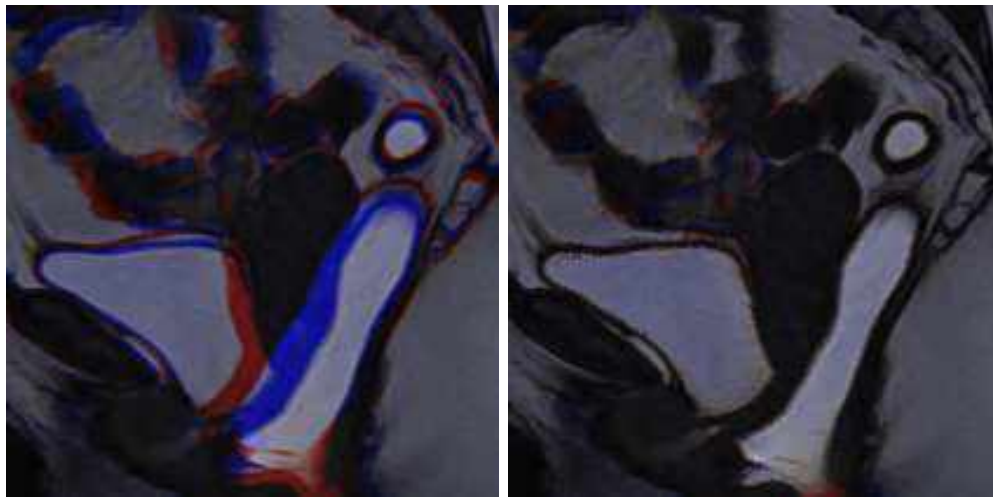
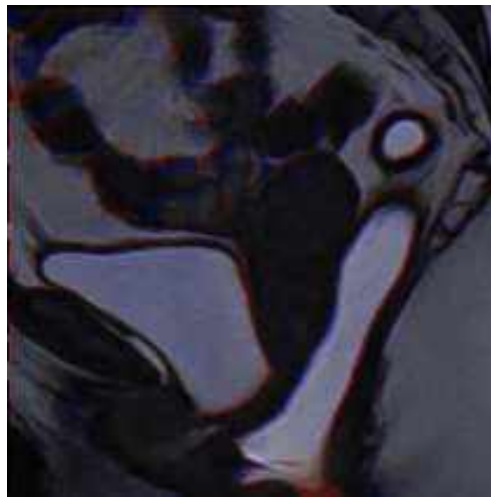


Figura 31 – Registro de Defecografia. (a) Imagem inicial S_2 ; (b) A imagem objetivo T_2 , (c) o campo de deslocamento $u^{curv}(x)$; (d) o campo de deslocamento $u^{dif}(x)$; (e) a imagem registrada S_2^{curv} e; (f) a imagem registrada S_2^{dif} (SALTO et al., 2014).



(a)

(b)



(c)

Figura 32 – Resultados do registro de defecografia. (a) $|S_2(x) - T_2(x)|$; (b) $|S_2^{curv}(x) - T_2(x)|$ e (c) $|S_2^{dif}(x) - T_2(x)|$ (SALTO et al., 2014).

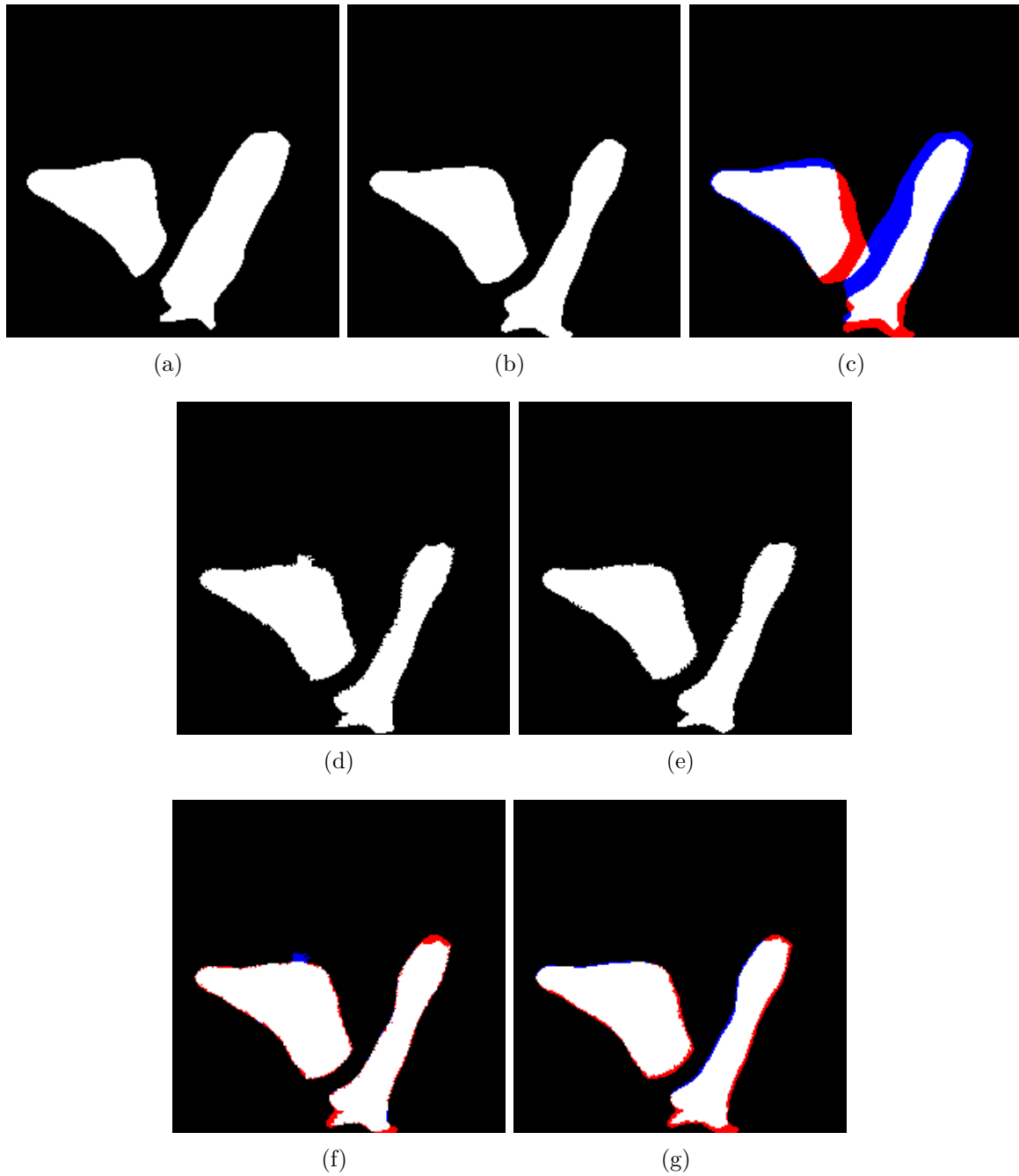


Figura 33 – (a e b) Segmentação manual da bexiga e do canal anal nas imagens S_2 e T_2 , gerando Ms_2 e Mt_2 , respectivamente. (c) Diferença entre as marcas Ms_2 e Mt_2 . (d) Ms_2^{curv} resultado do registro usando Equação 34. (e) Ms_2^{dif} resultado do registro usando Equação 36. (f e g) Diferenças entre Ms_2^{curv} e Mt_2 e, Ms_2^{dif} e Mt_2 , respectivamente.

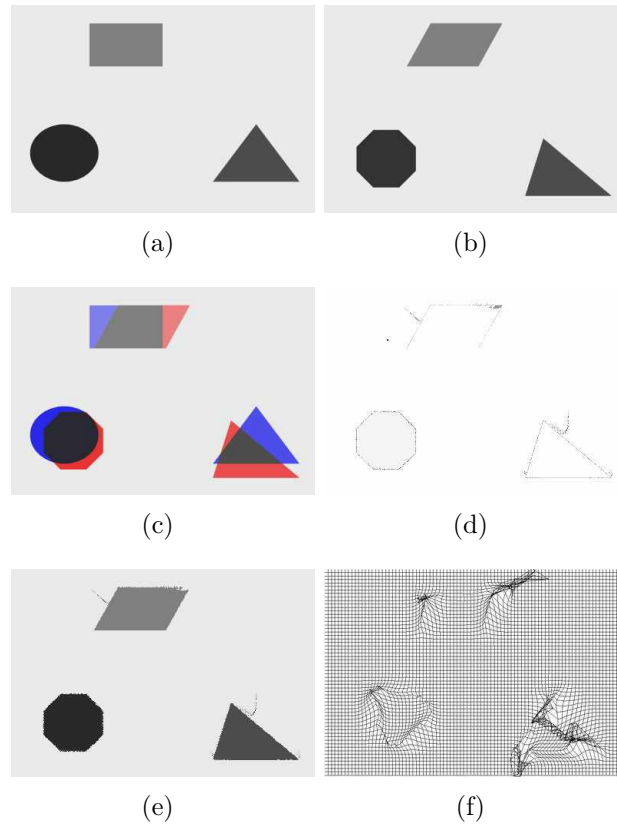


Figura 34 – Registro de imagem sintética. (a) imagem de inicial S ; (b) Imagem objetivo T ; c) A diferença entre S e T ; (d) A diferença $|S^{dif}(x) - T(x)|$; (e) A imagem registrada $S(x + u^{dif}(x))$ e finalmente, (f) o campo de deslocamento $u^{dif}(x)$

6.4.3 Experimento III

Este experimento tem como objetivo averiguar a qualidade do registro das imagens dos exames de defecografia utilizando o CC e o RMSE. São utilizados 21 exames de defecografia, com uma média de 160 imagens por exame.

Para a Equação 37, propomos alguns testes, considerando e não considerando os ciclos dos exames. Em todos os testes foram utilizados diferentes valores para λ estático e dinâmico e neste experimento são apresentados alguns resultados obtidos. Primeiramente, de maneira aleatória, escolheu-se uma imagem e calculou seu desvio padrão, encontrando $\sigma = 0.216$; σ é o desvio padrão. Utilizando a Equação 38, para $a = 9$ obtemos $\lambda = 193$. Esse λ foi utilizado de forma estática para todos os exames, ou seja, todas as imagens dos exames foram registrada com o $\lambda = 193$. Uma outra abordagem adotada foi a atualização dinâmica do λ baseando-se no CC, conforme o Algoritmo 1 apresentado na Seção 6.1; neste caso, o $\lambda = 193$ foi utilizado para iniciar o processo de registro em todos os exames.

Nas Figuras 35 e 36 pode ser visto o gráfico das médias de CC e $RMSE$, respectivamente. Foram testados diferentes valores para λ e os valores dos gráficos foram obtidos com o $\lambda = 193$ na forma estática e dinâmica.

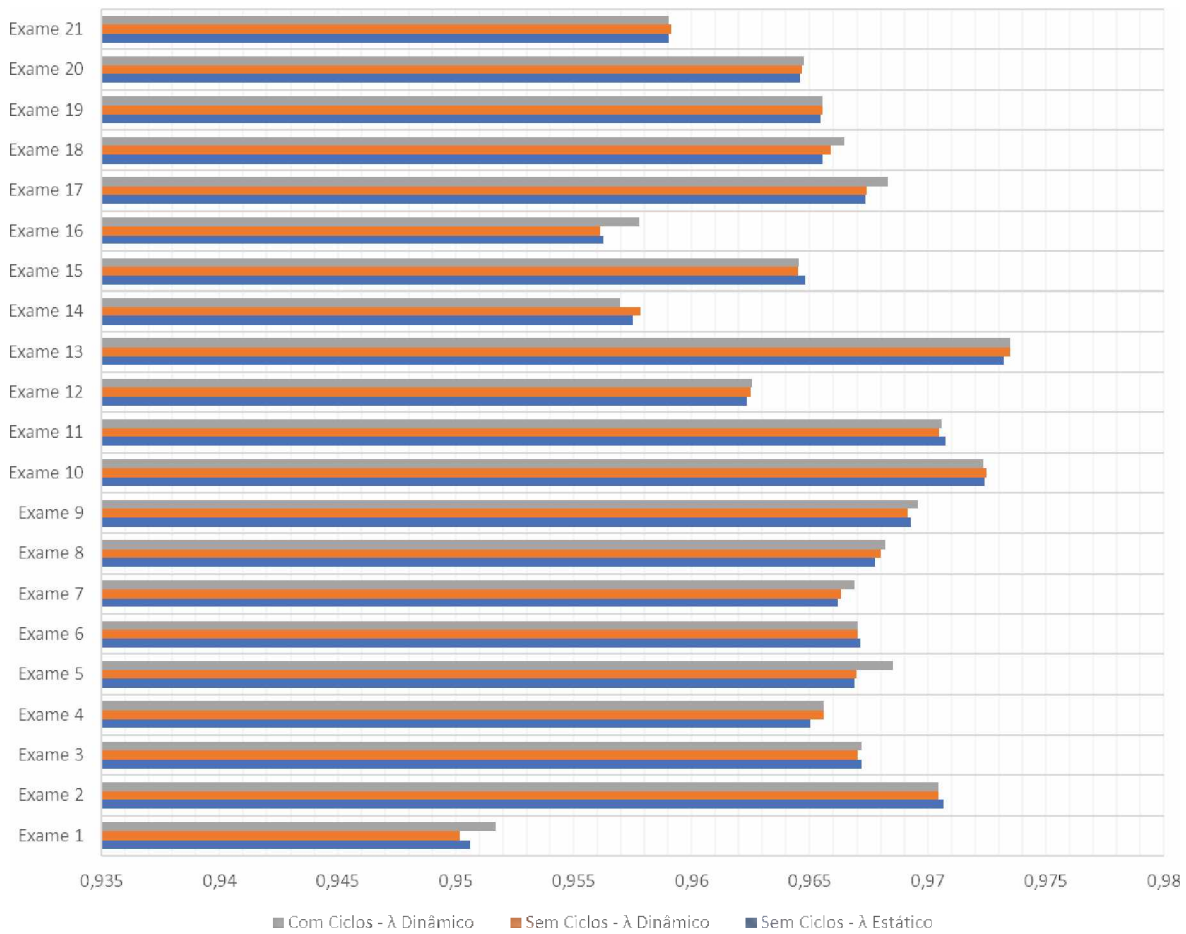


Figura 35 – Coeficientes de Correlação. Abordagem estática com $\lambda = 193$ para todos os exames e abordagem dinâmica adotando Algoritmo 1.

Na Figura 37 e 38 estão os gráficos da análise dos dados expostos nas Figuras 35 e 36. Por meio dos gráficos (a) e (b) da Figura 37, observa-se que com o uso do λ dinâmico iniciando de 193 o CC foi melhor em 62% dos exames, se comparado com λ estático. Observando a Figura 38, com as médias de $RMSE$ por exame, ao usar o λ dinâmico sem considerar os ciclos, houve um resultado melhor em 67% dos exames, gráfico (a); quando os ciclos são considerados o $RMSE$ foi melhor em 81% dos exames, gráfico (b), se comparado com λ estático.

Outras investigações foram feitas para averiguar a influência do λ no registro das imagens e nesta seção são mostrados alguns resultados obtidos. Para a Equação 38, utilizando $\sigma = 0.216$, que é o desvio padrão da imagem escolhida de forma aleatória, e adotando a igual 0.4, 5, 9 e 12.2, obteve-se λ 8.5, 107, 193 e 262, respectivamente. Durante os testes foram usados diferentes valores de a , aqui são apresentados os valores que geraram melhores resultados. Os λ 8.5, 107, 193 e 262 foram utilizados para registrar as imagens dos exames de defecografia de maneira estática e os CC e $RMSE$ podem ser vistos nas Tabelas 3 e 4, respectivamente. Nas Tabelas pode-se observar o CC e $RMSE$

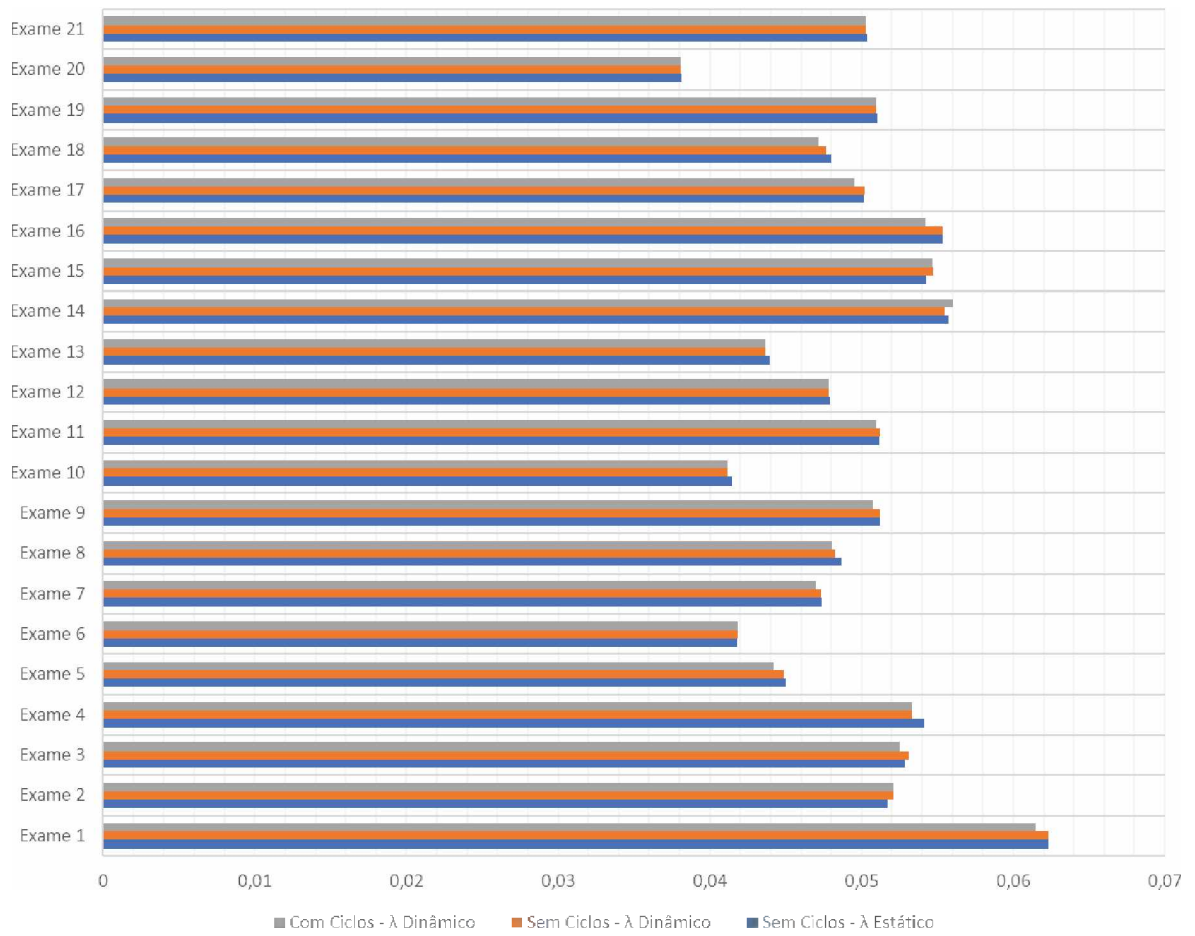


Figura 36 – Erro Médio Quadrático. Abordagem estática com $\lambda = 193$ para todos os exames e abordagem dinâmica adotando Algoritmo 1.

para uma abordagem dinâmica do λ , adotando para a os valores 0.5, 5 e 9.

Nas Tabelas 3 e 4, pode ser visto o CC e $RMSE$, respectivamente; para a abordagem dinâmica baseada nos valores de CC e foram escolhidos os valores de λ 193 e 8.5 para iniciar o processo de registro em todos os exames, considerando e não considerando os ciclos.

Analisando as Tabelas 3 e 4, é possível observar que o valor de λ que produziu o melhor resultado para CC e $RMSE$, foi $\lambda = 107$.

Na próxima seção serão mostrados os resultados da classificação dos exames para cada um dos casos apresentados nas Tabelas 3 e 4

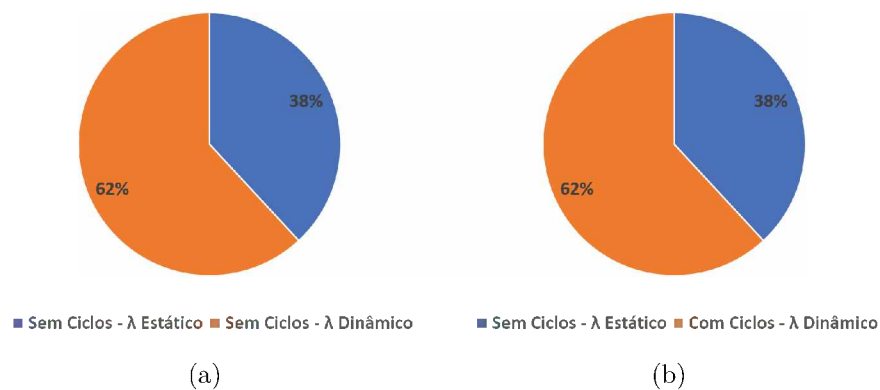


Figura 37 – Comparação do coeficiente de correlação usando λ dinâmico e estático. Com λ iniciando em 193.

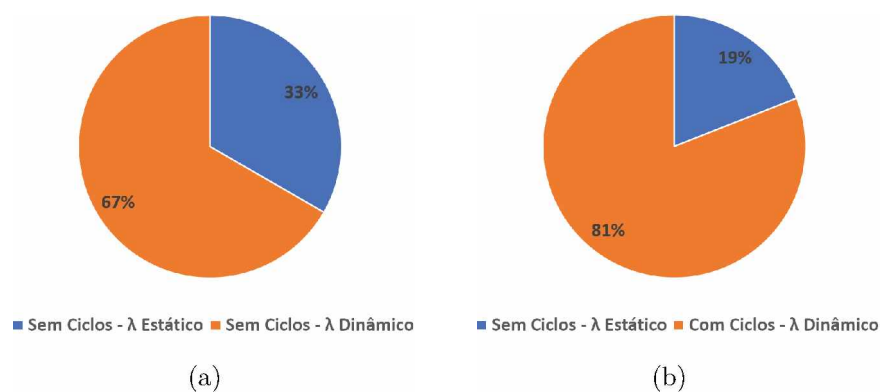


Figura 38 – Comparação do erro quadrado médio usando λ dinâmico e estático. Com λ iniciando em 193.

Coeficiente de Correlação (CC)											
λ estático				λ dinâmico com Equação 38			λ dinâmico baseado no CC - Algoritmo 1				Coluna com Maior CC
$\lambda = 8,5$	$\lambda = 107$	$\lambda = 193$	$\lambda = 262$	$a = 0.5$	$a = 5$	$a = 9$	193 s/ ciclos	193 c/ ciclos	8.5 s/ ciclos	8.5 c/ ciclos	
0,923	0,961	0,951	0,938	0,935	0,958	0,941	0,950	0,952	0,938	0,954	$\lambda = 107$
0,983	0,985	0,971	0,952	0,984	0,985	0,970	0,970	0,970	0,983	0,983	$\lambda = 107$
0,970	0,980	0,967	0,954	0,973	0,978	0,962	0,967	0,967	0,978	0,978	$\lambda = 107$
0,949	0,971	0,965	0,957	0,954	0,970	0,963	0,966	0,966	0,948	0,948	$\lambda = 107$
0,939	0,973	0,967	0,958	0,953	0,970	0,953	0,967	0,969	0,958	0,964	$\lambda = 107$
0,957	0,978	0,967	0,962	0,968	0,969	0,956	0,967	0,967	0,972	0,972	$\lambda = 107$
0,956	0,978	0,966	0,961	0,964	0,972	0,961	0,966	0,967	0,973	0,978	$\lambda = 107$
0,980	0,980	0,968	0,947	0,982	0,976	0,951	0,968	0,968	0,979	0,983	8.5 c/ ciclos
0,947	0,975	0,969	0,961	0,953	0,975	0,968	0,969	0,970	0,963	0,965	$\lambda = 107$
0,958	0,980	0,972	0,963	0,967	0,976	0,960	0,972	0,972	0,966	0,974	$\lambda = 107$
0,971	0,982	0,971	0,957	0,974	0,981	0,969	0,971	0,971	0,977	0,978	$\lambda = 107$
0,952	0,970	0,962	0,953	0,960	0,965	0,948	0,963	0,963	0,969	0,965	$\lambda = 107$
0,971	0,982	0,973	0,960	0,976	0,980	0,964	0,973	0,973	0,971	0,971	$\lambda = 107$
0,937	0,967	0,958	0,943	0,947	0,964	0,944	0,958	0,957	0,939	0,960	$\lambda = 107$
0,959	0,975	0,965	0,952	0,964	0,974	0,960	0,965	0,965	0,958	0,962	$\lambda = 107$
0,941	0,966	0,956	0,943	0,950	0,963	0,942	0,956	0,958	0,953	0,961	$\lambda = 107$
0,956	0,975	0,967	0,957	0,961	0,973	0,961	0,967	0,968	0,970	0,974	$\lambda = 107$
0,936	0,972	0,966	0,950	0,946	0,971	0,952	0,966	0,966	0,964	0,970	$\lambda = 107$
0,957	0,975	0,965	0,955	0,963	0,973	0,960	0,966	0,966	0,971	0,971	$\lambda = 107$
0,937	0,967	0,965	0,959	0,954	0,960	0,939	0,965	0,965	0,963	0,956	$\lambda = 107$
0,960	0,974	0,959	0,939	0,967	0,967	0,929	0,959	0,959	0,966	0,966	$\lambda = 107$

Tabela 3 – Média de CC por exames - Obtidos em diferentes testes.

Erro Médio Quadrático (RMSE)											
λ estático				λ dinâmico com Equação 38			λ dinâmico baseado no CC - Algoritmo 1				
$\lambda = 8.5$	$\lambda = 107$	$\lambda = 193$	$\lambda = 262$	$a = 0.5$	$a = 5$	$a = 9$	193 s/ ciclos	193 c/ ciclos	8.5 s/ ciclos	8.5 c/ ciclos	Coluna com menor RMSE
0,077	0,056	0,062	0,070	0,072	0,056	0,066	0,062	0,062	0,069	0,060	$\lambda = 107$
0,038	0,037	0,052	0,066	0,037	0,037	0,052	0,052	0,052	0,039	0,039	$\lambda = 107$
0,054	0,042	0,053	0,062	0,052	0,044	0,056	0,053	0,053	0,048	0,046	$\lambda = 107$
0,065	0,050	0,054	0,060	0,063	0,050	0,055	0,053	0,053	0,065	0,065	$\lambda = 107$
0,057	0,040	0,045	0,051	0,051	0,042	0,053	0,045	0,044	0,048	0,045	$\lambda = 107$
0,041	0,033	0,042	0,045	0,036	0,041	0,048	0,042	0,042	0,034	0,034	$\lambda = 107$
0,049	0,038	0,047	0,051	0,045	0,043	0,051	0,047	0,047	0,040	0,036	8.5 C.C.
0,038	0,038	0,049	0,062	0,036	0,042	0,059	0,048	0,048	0,038	0,035	8.5 C.C.
0,065	0,046	0,051	0,058	0,062	0,046	0,052	0,051	0,051	0,055	0,054	$\lambda = 107$
0,049	0,035	0,041	0,048	0,044	0,039	0,050	0,041	0,041	0,044	0,038	$\lambda = 107$
0,048	0,041	0,051	0,062	0,046	0,041	0,053	0,051	0,051	0,043	0,042	$\lambda = 107$
0,052	0,042	0,048	0,053	0,047	0,046	0,056	0,048	0,048	0,043	0,045	$\lambda = 107$
0,040	0,035	0,044	0,054	0,038	0,038	0,051	0,044	0,044	0,040	0,040	$\lambda = 107$
0,066	0,049	0,056	0,065	0,061	0,051	0,063	0,055	0,056	0,065	0,054	$\lambda = 107$
0,058	0,046	0,054	0,063	0,055	0,046	0,058	0,055	0,055	0,059	0,056	$\lambda = 107$
0,064	0,049	0,055	0,064	0,059	0,051	0,063	0,055	0,054	0,057	0,052	$\lambda = 107$
0,057	0,045	0,050	0,057	0,054	0,046	0,055	0,050	0,050	0,048	0,045	$\lambda = 107$
0,060	0,042	0,048	0,058	0,056	0,043	0,057	0,048	0,047	0,046	0,042	$\lambda = 107$
0,052	0,043	0,051	0,059	0,048	0,045	0,055	0,051	0,051	0,043	0,043	$\lambda = 107$
0,050	0,037	0,038	0,041	0,043	0,041	0,049	0,038	0,038	0,039	0,042	$\lambda = 107$
0,046	0,039	0,050	0,061	0,043	0,045	0,066	0,050	0,050	0,043	0,043	$\lambda = 107$

Tabela 4 – Média de RMSE por exames - Obtidos em diferentes testes.

6.4.4 Experimento IV

Este experimento foi realizado para averiguar se o registro contribui para o pré-diagnóstico de exames de defecografia. Aqui serão apresentados 2 testes de classificações dos exames, um com base na utilização de médias simples e outro com base na técnica K-Means. Em ambos os testes serão consideradas 2 situações; a situação que considera os deslocamentos dos órgãos num certo quadro do vídeo de defecografia em relação a ele mesmo no quadro anterior e a situação que considera o deslocamento quadro a quadro em relação a uma articulação. Para cada situação são utilizadas como medidas as distâncias horizontais e verticais e a média das duas distâncias.

No experimento são utilizados 21 exames de defecografia divididos em 4 classes para cistocele e 4 classes para retocele. Para a cistocele as classes possuem a seguinte configuração, 12 exames com "Ausência" de cistocele, 2 exames apresentam "Baixa Gravidade", 3 exames com "Média Gravidade" e 4 exames apresentam "Alta Gravidade"; na retocele a quantidade de exames por classe é 5, 4, 7, 5, respectivamente. Os experimentos buscam avaliar a qualidade do processo automatizado de classificação proposto neste trabalho.

Na Tabela 5, são apresentados os resultados da classificação da cistocele considerando os seguintes aspectos:

- ❑ Média Simples e K-Means;
- ❑ Utilizando ciclos e sem o uso de ciclos;
- ❑ Com λ estático calculado através da Equação 38, para $\sigma = 0.216$, e a alterando entre 0.4, 5, 9 e 12.2, obtivemos λ 8.5, 107, 193 e 262, respectivamente.
- ❑ Com λ dinâmico baseado Equação 38, com valores de a alternando entre 0.5, 5 e 9.
- ❑ Com λ dinâmico baseando em CC, iniciando em 8.5 e 193.

Por meio da Tabela 5, observa-se que para o pré-diagnóstico da cistocele com a classificação baseada em média simples, considerando os ciclos dos exames e λ dinâmico, encontrado quando adota-se $a = 9$ para a Equação 38; a medida vertical apresentou **19 acertos** e **F1 Score = 0,9**.

Observa-se na Tabela 5 que a classificação baseada em K-Means, considerando os ciclos dos exames e $\lambda = 193$, estático; a medida vertical apresentou **18 acertos** e **F1 Score = 0,86**.

Na Tabela 6, é possível comparar os resultados entre a medida vertical e as outras medidas. Pode-se observar que a medida vertical obteve o maior número de acerto quando se mede o deslocamento da bexiga em relação a articulação e quando se mede o deslocamento da bexiga em relação a ela mesma, nesse caso, foi o melhor resultado com **19 acertos** e **F1 Score = 0,9**.

Resultados dos testes de Classificação						
Deslocamento	Medida	λ	Ciclos	Técnicas	Acertos	F1 Score
Bexiga - Bexiga	Vertical	Dinâmico - σ ($a = 9$)	Sim	Média	19	0,9
Bexiga - Bexiga	Vertical	Estático (193)	Sim	K-Means	18	0,86
Bexiga - Articulação	Vertical	Estático (262)	Não	Média	18	0,82
Bexiga - Articulação	Vertical	Dinâmico - CC (193)	Sim	Média	18	0,8
Bexiga - Articulação	Vertical	Estático (262)	Não	K-Means	17	0,82
Bexiga - Articulação	Vertical	Estático (107)	Não	K-Means	17	0,81
Bexiga - Articulação	Vertical	Dinâmico - σ ($a = 5$)	Não	K-Means	17	0,8
Bexiga - Articulação	Vertical	Dinâmico - σ ($a = 9$)	Sim	K-Means	17	0,79
Bexiga - Bexiga	Vertical	Estático (262)	Sim	K-Means	17	0,79
Bexiga - Articulação	Vertical	Dinâmico - CC (193)	Sim	K-Means	17	0,77
Bexiga - Bexiga	Vertical	Estático (193)	Sim	Média	17	0,74
Bexiga - Bexiga	Vertical	Estático (262)	Sim	Média	17	0,73
Bexiga - Articulação	Vertical	Estático (193)	Não	Média	17	0,72
Bexiga - Bexiga	Vertical	Dinâmico - σ ($a = 9$)	Não	K-Means	16	0,8
Bexiga - Articulação	Vertical	Estático (107)	Sim	K-Means	16	0,78
Bexiga - Articulação	Vertical	Dinâmico - σ ($a = 5$)	Sim	K-Means	16	0,77
Bexiga - Bexiga	Vertical	Dinâmico - σ ($a = 5$)	Sim	Média	16	0,65
Bexiga - Bexiga	Vertical	Dinâmico - σ ($a = 9$)	Não	Média	16	0,62
Bexiga - Articulação	Vertical	Dinâmico - CC (193)	Não	K-Means	15	0,69
Bexiga - Articulação	Vertical	Estático (107)	Não	Média	15	0,62
Bexiga - Bexiga	Vertical	Dinâmico - σ ($a = 0,5$)	Sim	Média	15	0,6
Bexiga - Bexiga	Vertical	Estático (107)	Sim	Média	15	0,59
Bexiga - Bexiga	Vertical	Dinâmico - σ ($a = 5$)	Não	Média	15	0,56
Bexiga - Articulação	Vertical	Estático (193)	Não	K-Means	14	0,69
Bexiga - Bexiga	Vertical	Dinâmico - σ ($a = 0,5$)	Sim	K-Means	14	0,55
Bexiga - Bexiga	Vertical	Dinâmico - CC (193)	Não	Média	14	0,53
Bexiga - Articulação	Vertical	Dinâmico - σ ($a = 0,5$)	Não	K-Means	14	0,52
Bexiga - Bexiga	Vertical	Estático (8.5)	Não	K-Means	13	0,57
Bexiga - Bexiga	Vertical	Estático (8.5)	Sim	Média	13	0,47
Bexiga - Articulação	Vertical	Dinâmico - CC (8.5)	Não	K-Means	13	0,45
Bexiga - Bexiga	Vertical	Estático (8.5)	Não	Média	13	0,45
Bexiga - Bexiga	Vertical	Dinâmico - σ ($a = 0,5$)	Não	Média	13	0,42
Bexiga - Articulação	Vertical	Estático (8.5)	Sim	K-Means	13	0,37
Bexiga - Bexiga	Horizontal	Dinâmico - CC (8.5)	Sim	Média	12	0,57
Bexiga - Articulação	Vertical	Dinâmico - CC (8.5)	Não	Média	12	0,33
Bexiga - Articulação	Vertical	Dinâmico - CC (8.5)	Sim	K-Means	9	0,4

Tabela 5 – Resultados dos testes de classificação dos exames.

CLASSIFICACAO COM MEDIAS SIMPLES						
Com Ciclos						
Situacoes	Medidas	Acertos	Acuracia	Precisao	Recall	F1 Score
Bexiga - Bexiga	Horizontal (H)	12	0,57	0,53	0,35	0,42
	Vertical (V)	19	0,90	0,90	0,90	0,90
Bexiga - Articulação	Media(H, V)	13	0,62	0,48	0,42	0,45
Bexiga - Articulação	Horizontal (H)	12	0,57	0,30	0,25	0,32
	Vertical (V)	16	0,76	0,57	0,52	0,55
	Media(H, V)	15	0,71	0,59	0,56	0,57

Tabela 6 – Classificação dos exames por média simples. Situações que considera o deslocamento do órgão em relação a ele mesmo e em relação a articulação.

Na Tabela 7, observa-se que a medida vertical obteve o maior número de acerto quando se mede o deslocamento da bexiga em relação a articulação e quando se mede o deslocamento da bexiga em relação a ela mesma. O melhor resultado foi **18 acertos** e **F1 Score = 0,86**.

CLASSIFICAÇÃO COM K-MEANS						
Com Ciclos						
Situações	Medidas	Acertos	Acurácia	Precisão	Recall	F1 Score
Bexiga -	Horizontal (H)	11	0,52	0,59	0,50	0,54
	Vertical (V)	18	0,86	0,85	0,88	0,86
Bexiga	Media(H, V)	14	0,67	0,68	0,67	0,67
Bexiga -	Horizontal (H)	12	0,57	0,66	0,56	0,61
	Vertical (V)	16	0,76	0,68	0,77	0,72
Articulação	Media(H, V)	12	0,57	0,63	0,56	0,59

Tabela 7 – Classificação dos exames via K-Means. Situações que consideram o descolamento do órgão em relação a ele mesmo e em relação a articulação.

Para a retocele, o melhor resultado foi utilizando K-Means, considerando os ciclos e medindo o deslocamento do canal anal para a articulação; o resultado foi **10 acertos**, **acurácia = 0,48** e **F1 Score = 0,47**.

O melhor resultado, **F1 Score = 0,9**, foi obtido classificando com base em média simples, considerando os ciclos dos exames, medindo o deslocamento da bexiga no sentido vertical e registrando as imagens com λ dinâmico. Em modelos não supervisionados, F1 Score a partir de 71% pode ser considerado bom (SARKAR; BALI; SHARMA, 2018).

Na Tabela 8, são apresentados os resultados do classificador, estruturados em matriz de confusão, para o melhor resultado apresentado na Tabela 6. Na Tabela 8 verifica-se que haviam 12 exames pertencentes a classe ausente, destes, 1 foi classificado como sendo da classe alta. De 3 exames pertencentes a classe média, um foi classificado para a classe ausente e 2 classificados corretamente. Para os exames pertencentes a classe baixa e a classe alta não houve erros.

Classificação (Bexiga - Bexiga) medida V					
	Classe - Previsão				
	Gravidade (Classes)	Ausente	Baixa	Media	Alta
Classe - Real	Ausente	11	0	0	1
	Baixa	0	2	0	0
	Media	1	0	2	0
	Alta	0	0	0	4

Tabela 8 – Matriz confusão para a melhor situação de classificação.

6.5 Avaliação dos Resultados

O uso da técnica de registro para auxiliar no pré-diagnóstico de disfunção pélvica não é um método encontrado na literatura, portanto, nos experimentos não foi possível

comprar o método proposto no trabalho a outros métodos. Buscou-se mostrar o uso de diferentes métodos de registro aplicados a imagens de defecografia.

A partir dos experimentos foi possível observar que dentre as técnicas de registro apresentadas no trabalho, a técnica baseada em difusão apresentou melhores resultados, registrou com eficácia as imagens de defecografia. Utilizando o registro foi possível propagar as marcações feitas por um especialista em uma imagem inicial para a demais imagens de um exame.

Mensurando o deslocamento da marca entre o início e fim da defecografia é possível identificar o nível de disfunção pélvica que ocorre em um exame. O nível da disfunção pélvica é melhor classificado quando são considerados os ciclos que existem nos exames e o deslocamento do órgão no sentido vertical. Como não estão disponíveis muitas amostras de exames, outras técnicas de classificação não foram testadas, visto que algumas técnicas precisam de amostras maiores de dados para obter bons resultados.

O registro apresentou bons resultados com λ estático ou dinâmico. Com uso do λ estático, **F1 Score = 0,86**, o tempo de execução foi de 01 : 17 : 00. Com λ dinâmico, **F1 Score = 0,9**, o tempo de execução foi de 01 : 25 : 26. A diferença do custo computacional entre os dois casos é pequena, indica-se o uso do λ dinâmico.

Conclusão

Disfunções pélvicas afetam principalmente mulheres adultas, estima-se que 15% das mulheres multíparas sofrem com o problema. As disfunções afetam uma parcela significativa da sociedade e precisam de tratamento adequado. Apenas exames clínicos são imprecisos no diagnóstico de problemas pélvicos. O estudo de intervenção cirúrgica acontece baseado na análise de imagens. É crescente o uso de imagem para orientar diagnósticos. O diagnóstico de distúrbios do assoalho pélvico ocorre por meio da defecografia.

A defecografia permite uma avaliação precisa da morfologia e função anorretal em relação às estruturas circundantes. Esse exame gera em média cem imagens, nas quais o médico pode avaliar o deslocamento da bexiga ou da parte inicial do reto. Analisar o deslocamento dos órgãos, manualmente, através de várias imagens é desgastante para um médico; em momentos diferentes, ele pode fazer análises diferentes de um mesmo exame. Para auxiliar a análise do médico é conveniente usar recursos computacionais. Técnicas computacionais como o registro de imagem, estão intimamente relacionadas a problemas da área médica, onde há análise por imagens de órgão que movimenta durante o exame ou modifica de tamanho. Neste trabalho foi apresentado um processo automatizado de pré-diagnóstico das disfunções pélvicas, analisando o movimento da bexiga e do canal anal.

Atendendo aos objetivos deste trabalho, para a análise do movimento dos órgãos por meio dos exames, foram utilizados diversos conceitos matemáticos e computacionais. Foi possível validar que os métodos de registro não rígido são sensíveis às diferenças entre as imagens.

O problema foi modelado como um problema de registro não rígido. Foram estudados e comparados diversos métodos de registro não rígido. O método que melhor se adaptou ao problema de análise das imagens de disfunção pélvica foi utilizado para criar processo automatizado de pré-diagnóstico de disfunções pélvicas.

Os resultados mostram que a abordagem proposta pode ser bastante útil para avaliar o deslocamento da bexiga através dos quadros de vídeo nos exames de defecografia, de forma rápida e eficiente. Para avaliação do deslocamento do canal anal a abordagem proposta

obteve dificuldades.

Os resultados dos experimentos mostram que o sistema proposto no trabalho obteve bons resultados no pré-diagnóstico de exames de defecografia para o problema de cistocele, e indicam que o sistema pode ser de grande ajuda ao médico.

7.1 Principais Contribuições

Uma contribuição deste trabalho está na validação da utilização de registro não-rígido em imagens médicas que se modificam no decorrer do exame. A facilidade de um pré-diagnóstico em exames de disfunções pélvicas utilizando o processo automatizado apresentado neste trabalho é, no nosso entendimento, a principal contribuição deste trabalho. Com um sistema é possível priorizar pacientes com o quadro clínico mais grave e diminuir a variabilidade interoperador.

A pesquisa apresentada nesse trabalho contribuiu ainda com a comparação do uso de diferentes métodos de registro não-rígido para registrar imagens de defecografia.

7.2 Trabalhos Futuros

Utilizar a abordagem proposta no trabalho em um banco de dados maior, com o objetivo de integrá-lo em um sistema semiautomático para auxiliar o diagnóstico das disfunções pélvica por meio de exames de defecografia por ressonância magnética.

No caso da retocele, a área perianal apresenta uma coloração uniforme que dificulta a detecção de movimento por meio da técnica de registro. Em parceria com o médico, pode ser feito um estudo se o uso de contraste durante o exame melhoraria o registro do canal anal.

Por meio deste trabalho foi possível validar que os métodos de registro não-rígido são sensíveis as diferenças entre as imagens.

Referências

- BROWN, L. G. A survey of image registration techniques. **ACM Computing Surveys**, 1992. ISSN 03600300. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/146370.146374>>.
- BURHENNE, H. J. Intestinal Evacuation study: a new roentgenologic. **Radiologia clinica**, 1964.
- CHEN, Y.; YE, X. Inverse consistent deformable image registration. In: **The Legacy of Alladi Ramakrishnan in the Mathematical Sciences**. [s.n.], 2010. ISBN 9781441962621. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-6263-8_26>.
- CHRISTENSEN, G. E.; JOHNSON, H. J. Consistent image registration. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, 2001. ISSN 02780062. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/42.932742>>.
- COLAIACOMO, M. C. et al. Dynamic mr imaging of the pelvic floor: a pictorial review. **RadioGraphics**, 2009. ISSN 0271-5333. Disponível em: <<https://doi.org/10.1148/rg.e35>>.
- DAI, X.; KHORRAM, S. A feature-based image registration algorithm using improved chain-code representation combined with invariant moments. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 1999. ISSN 01962892. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/36.789634>>.
- DIAMANT, N. E. et al. AGA technical review on anorectal testing techniques. **Gastroenterology**, 1999. ISSN 00165085. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/S0016-5085\(99\)70195-2](https://doi.org/10.1016/S0016-5085(99)70195-2)>.
- EGGERS, G.; MÜHLING, J.; MARMULLA, R. **Image-to-patient registration techniques in head surgery**. 2006. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ijom.2006.09.015>>.
- FISCHER, B.; MODERSITZKI, J. A unified approach to fast image registration and a new curvature based registration technique. **Linear Algebra and its Applications**, North-Holland, v. 380, p. 107–124, mar 2004. ISSN 0024-3795. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.laa.2003.10.021>>.
- GAO, Q. et al. Fzuimagereg: A toolbox for medical image registration and dose fusion in cervical cancer radiotherapy. **PloS one**, Public Library of Science, v. 12, n. 4, p. e0174926, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0174926>>.

- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. C. **Processamento digital de imagens** . [S.l.]: Pearson Educación, 2009.
- GOSHTASBY, A. A. **2-D and 3-D Image Registration: For Medical, Remote Sensing, and Industrial Applications**. [S.l.: s.n.], 2005. ISBN 0471649546.
- GRIMSON, W. E. et al. An automatic registration method for frameless stereotaxy, image guided surgery, and enhanced reality visualization. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, 1996. ISSN 02780062. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/42.491415>>.
- GUO, H. et al. Non-rigid registration of shapes via diffeomorphic point matching. In: . [s.n.], 2005. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/ISBI.2004.1398690>>.
- GUY, C. L. et al. Evaluation of image registration accuracy for tumor and organs at risk in the thorax for compliance with tg 132 recommendations. **Advances in radiation oncology**, v. 4, n. 1, p. 177–185, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.adro.2018.08.023>>.
- KESSLER, M. L. **Image registration and data fusion in radiation therapy**. 2006. Disponível em: <<https://doi.org/10.1259/bjr/70617164>>.
- KHALIL, A. et al. An overview on image registration techniques for cardiac diagnosis and treatment. **Cardiology research and practice**, v. 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1155/2018/1437125>>.
- LIU, W.; RIBEIRO, E. Estimating nonrigid shape deformation using moments. In: **IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR)**. [s.n.], 2010. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/ICPR.2010.54>>.
- _____. A novel consistency regularizer for meshless nonrigid image registration. In: SPRINGER. **International Symposium on Visual Computing**. 2010. p. 242–251. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-17274-8_24>.
- _____. Incremental variations of image moments for nonlinear image registration. **Signal, Image and Video Processing**, 2014. ISSN 18631703. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s11760-012-0304-6>>.
- MAINTZ, J. B.; VIERGEVER, M. A. A survey of medical image registration. **Medical Image Analysis**, 1998. ISSN 13618415. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/S1361-8415\(01\)80026-8](https://doi.org/10.1016/S1361-8415(01)80026-8)>.
- MANNING, C. D.; RAGHAVAN, P.; SCHUTZE, H. [s.n.]. Disponível em: <<https://doi.org/10.1017/CBO9780511809071>>.
- MODERSITZKI, J. **Numerical Methods for Image Registration**. [S.l.: s.n.], 2007.
- _____. **FAIR: flexible algorithms for image registration**. [S.l.]: Siam, 2009. v. 6.
- MUKAKA, M. M. Statistics corner: A guide to appropriate use of correlation coefficient in medical research. **Malawi Medical Journal**, 2012. ISSN 19957262.
- MYRONENKO, A.; SONG, X. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/TMI.2010.2053043>>.

- NEKOOEIMEHR, I. et al. Automated contour tracking and trajectory classification of pelvic organs on dynamic MRI. **Journal of Medical Imaging**, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1117/1.JMI.5.1.014008>>.
- NOELTING, J. et al. Semi-automated vectorial analysis of anorectal motion by magnetic resonance defecography in healthy subjects and fecal incontinence. **Neurogastroenterology and Motility**, 2012. ISSN 13501925. Disponível em: <<https://doi.org/10.1111/j.1365-2982.2012.01962.x>>.
- OLSEN, A. L. et al. Epidemiology of surgically managed pelvic organ prolapse and urinary incontinence. **Obstetrics and Gynecology**, 1997. ISSN 00297844. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/S0029-7844\(97\)00058-6](https://doi.org/10.1016/S0029-7844(97)00058-6)>.
- ONG, R. E. et al. Intraprocedural registration for image-guided kidney surgery. **IEEE/ASME Transactions on Mechatronics**, 2010. ISSN 10834435. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/TMECH.2010.2066985>>.
- PONCELET, E. et al. Dynamic MR defecography of the posterior compartment: Comparison with conventional X-ray defecography. **Diagnostic and Interventional Imaging**, 2017. ISSN 22115684. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.diii.2016.03.018>>.
- ROOS, J. E. et al. Experience of 4 years with open mr defecography: Pictorial review of anorectal anatomy and disease. **RadioGraphics**, v. 22, n. 4, p. 817–832, 2002. PMID: 12110712. Disponível em: <<https://doi.org/10.1148/radiographics.22.4.g02jl02817>>.
- ROWE, J. et al. Urinary incontinence in adults: Nih consensus development conference. **JAMA**, v. 261, p. 26885–26890, 1989.
- SALTO, L. García del et al. Mr imaging-based assessment of the female pelvic floor. **RadioGraphics**, v. 34, n. 5, p. 1417–1439, 2014. PMID: 25208288. Disponível em: <<https://doi.org/10.1148/rg.345140137>>.
- SALVADOR, J. C. et al. **Dynamic magnetic resonance imaging of the female pelvic floor—a pictorial review**. 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1186/s13244-019-0687-9>>.
- SARKAR, D.; BALI, R.; SHARMA, T. **Practical Machine Learning with Python**. [s.n.], 2018. ISBN 978-1-4842-3206-4. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3207-1>>.
- SHARP, G. C.; LEE, S. W.; WEHE, D. K. ICP registration using invariant features. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 2002. ISSN 01628828. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/34.982886>>.
- SHORVON, P.; STEVENSON, G. Defaecography: setting up a service. **British journal of hospital medicine**, v. 41, n. 5, p. 460–466, 1989.
- VIERGEVER, M. A. et al. A survey of medical image registration – under review. **Medical Image Analysis**, Elsevier, v. 33, p. 140–144, oct 2016. ISSN 1361-8415. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.media.2016.06.030>>.
- WIDMANN, G. **Image-guided surgery and medical robotics in the cranial area**. 2007. Disponível em: <<https://doi.org/10.2349/bijj.3.1.e11>>.

WOODS, J. W. **Multidimensional Signal, Image, and Video Processing and Coding**. [S.l.: s.n.], 2011. ISBN 9780123814203.

WU, Y. T. et al. Image registration using wavelet-based motion model. **International Journal of Computer Vision**, 2000. ISSN 09205691. Disponível em: <<https://doi.org/10.1023/A:1008101718719>>.

YEUNG, S. K.; SHI, P. Stochastic inverse consistency in medical image registration. In: **Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)**. [s.n.], 2005. ISBN 3540293264. ISSN 03029743. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/11566489_24>.

ZITOVÁ, B.; FLUSSER, J. Image registration methods: A survey. **Image and Vision Computing**, 2003. ISSN 02628856. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/S0262-8856\(03\)00137-9](https://doi.org/10.1016/S0262-8856(03)00137-9)>.