

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM COMPUTACIONAL E TECNOLOGIA INDUSTRIAL Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial

Dissertação de mestrado

Método de detecção de padrões na dinâmica dos movimentos complexos na deglutição de um indivíduo.

Apresentada por: Arleys Pereira Nunes de Castro Orientador: Gilney Figueira Zebende Co-orientador: José Garcia Vivas Miranda

30 de Março de 2012

Arleys Pereira Nunes de Castro

Método de detecção de padrões na dinâmica dos movimentos complexos na deglutição de um indivíduo.

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial, Curso de Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial do SENAI CIMATEC, como requisito parcial para a obtenção do título de **Mestre em Modelagem Computacio**nal e Tecnologia Industrial.

 Área de conhecimento: Sistemas complexos
 Orientador: Gilney Figueira Zebende SENAI CIMATEC
 Co-orientador: José Garcia Vivas Miranda UFBA - UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA

> Salvador, BA SENAI CIMATEC 30 de Março de 2012

Nota sobre o estilo do PPGMCTI

Esta dissertação de mestrado foi elaborada considerando as normas de estilo (i.e. estéticas e estruturais) propostas aprovadas pelo colegiado do Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial e estão disponíveis em formato eletrônico (*download* na Página Web http://ead.fieb.org.br/portal_faculdades/dissertacoes-e-tesesmcti.html ou solicitação via e-mail à secretaria do programa) e em formato impresso somente para consulta.

Ressalta-se que o formato proposto considera diversos ítens das normas da Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT), entretanto opta-se, em alguns aspectos, seguir um estilo próprio elaborado e amadurecido pelos professores do programa de pós-graduação supracitado.

SENAI CIMATEC

Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial

A Banca Examinadora, constituída pelos professores abaixo listados, leram e recomendam a aprovação da Dissertação de mestrado, intitulada "Método de detecção de padrões na dinâmica dos movimentos complexos na deglutição de um indivíduo.", apresentada em 30 de Março de 2012, como requisito parcial para a obtenção do título de **Mestre em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial**.

Orientador:

Prof. Dr. Gilney Figueira Zebende SENAI CIMATEC

Co-Orientador:

Prof. Dr. José Garcia Vivas Miranda Departamento de Geofísica Nuclear - UFBA

Membro externo da Banca:

Prof. Dr. Juan Alberto Leyva Cruz Departamento de física - UEFS

Prof. Dr. Thadeu Josino Pereira Penna Instituto de ciências exatas - PUVR - UFF

Membro externo da Banca:

Membro interno da Banca:

Prof. Dr. Rodney Nascimento Guimarães SENAI CIMATEC

Dedico este trabalho a Marcelle, esposa amada, pela compreenção paciência e amor. Erick e Deborah, filhos queridos, por ter me levado a aprender, ouvir e a ensinar.

Agradecimentos

Ao Prof. Dr. Gilney Figueira Zebende pela orientação e dedicação ao tema escolhido, e por ter acreditado na pesquisa.

Ao Prof. Dr. José Garcia Vivas Miranda pela co-orientação e oportunidade de fazer parte ao seu projeto de pesquisa.

Ao SENAI, por ter proporcionado os recursos para a elaboração da pesquisa

Aos médicos do CEPRED em ter abraçado a pesquisa e entender a importância dela na aplicação dos pacientes emiplégicos.

Salvador, Brasil 30 de Março de 2012 Arleys Pereira Nunes de Castro

Resumo

A visão humana é capaz de identificar diversos tipos de padrões ou modelos de movimentos. Podemos assim, distinguir os mais complexos padrões e diferenciar sem muita dificuldade os mesmos. Por exemplo, visualmente somos capazes de identificar o movimento do subir e descer da glote na deglutição, mesmo que esta esteja sob a pele. Este motivo dificulta a identificação de qual parte devemos analisar, se é o movimento da pele ou da glote. Estas ações são facilmente identificadas pelo cérebro humano, mas exigem um complexo processamento quando feitas através da modelagem computacional. O objetivo desta dissertação é propor um método de detecção de padrões na dinâmica dos deslocamentos dos pixel's, através da distribuição das velocidades aparentes dos padrões de brilho de uma filmagem da deglutição de um indivíduo, em vídeos capturados através de uma câmera filmadora digital e processar em um computador portátil, assim como propor medidas e representações simplificadas deste movimento. Como ferramenta de aplicação do modelo, foi desenvolvido um software, para a identificação destes movimentos e a sua converção em séries temporais. Para validação deste modelo, foram utilizados o método de análise de correlação DFA que apresenta uma análise de uma série temporal sem tendência a longo alcance, o método DCCA que possibilita efetuar uma correlação cruzada sem tendência entre séries, que por esta característica possibilita analisar se as séries são ou não persistentes e por último o índice de correlação cruzada σ_{DCCA} que quantifica sua correlação cruzada em perfeitamente correlacional, ante relacional ou aleatório, este último foi proposto por (ZEBENDE, 2011), para identificar se as séries possuam alguma similaridade ou não. Foi utilizado uma abordagem amostral longitudinal com o estudo de pacientes portadores de hemiplegia que são assistidos pelos profissionais do CEPRED - Centro Estadual de Prevenção e Reabilitação de Pessoas com Deficiências, acompanhando-o desde o início de seu tratamento e registrando todas as suas respostas ao tratamento realizado pelo fonoaudiólogo a cada consulta. O projeto é composto por duas fases: a primeira na filmagem durante o tratamento do paciente, e a segunda na análise dos dados. Este projeto tem o propósito de ser uma ferramenta de auxílio no diagnóstico, que resulta em um aplicativo denominado MovimentoCV, tal aplicativo permite a análise de todos os métodos juntamente com a captura das imagens. O intuito é que o modelo auxilie os profissionais da área de saúde a diferenciar os movimentos e que para isso seja utilizado o método proposto para detecção de movimentos e seguida conversão destes em séries temporais e logo em seguida submetidos as análises de correlação cruzada para que assim seja capaz de distinguir diferênças nas séries, identificando se os movimentos possuem ou não diferenças.

Palavras Chaves: Movimento, série temporal, Método DFA , coeficiente de correlação cruzada σ_{DCCA} , hemiplegia

Abstract

The human eye is able to identify various types of models or patterns of movement. We can thus distinguish the more complex patterns and to differentiate them without much difficulty. For example, we are able to visually identify the movement's rise and fall of the glottis during swallowing, even if it is under the skin. This reason makes it difficult to identify which part we should consider, as is the movement of the skin or the glottis. These actions are easily identified by the human brain, but require a complex process when done by computer modeling. The objective of this dissertation is to propose a method of detecting patterns in the dynamic displacements of pixel by distribution apparent velocities of brightness patterns of swallowing a shot of an individual in videos captured using a digital camcorder and processed in a laptop, and to propose measures and simplified representations of this movement. As a tool for applying the model, a software was developed for the identification of these movements and converts them into series. To validate this model, we used the method of correlation analysis DFA that presents an analysis of a series with no trend at long range, the DCCA method that allows to perform a cross-correlation between series without trend, which enables this feature if the smoothing series are persistent or not, and finally the cross-correlation index that quantifies the correlation σ_{DCCA} in perfect correlation, compared to relational or random, it was proposed by (ZEBENDE, 2011), to identify whether the series have some similarity or not. Sampling approach was used a longitudinal study of a patient with hemiplegia who are assisted by professionals from CEPRED - Centro Estadual de Prevenção e Reabilitação de Pessoas com Deficiências, accompanying him from the beginning of your treatment and recording all their answers to the processing performed by the speech therapist at each visit. The project consists of two phases, the first film in the patient during treatment, and second in the data analysis in order to be a tool to aid in diagnosis. The intention is that the model helps the health professionals to differentiate between movements, which means that the proposed method is used to detect movement and then converting them into series and then immediately subjected to correlation analysis so that it able to distinguish series, which movements are different.

Keywords: Movement, time series, DFA method, cross-correlation coefficient σ_{DCCA} , hemiplegia

Sumário

1	Introdução	1
2	Fundamentação teórica2.1Visão Computacional2.2Biblioteca OpenCV2.3Representação de uma imagem digital2.3.1Representação espacial de Imagens Digitais (<i>Pixel</i>)2.3.2Relacionamento com os pixel's vizinhos2.4Fluxo ótico2.5Método de Horn-Schunck2.6Método DFA2.7Método DCCA2.8Coeficiente de correlação cruzada σ_{DCCA}	5 6 7 9 15 21 30 33
3	Modelo computacional 3.1 Utilização do Método e do modelo computacional	35 36 39 44 44 56 56 61 63 63 63 67 67 68
4	Resultados, conclusões e perspectivas futuras4.1Resultados	73 73 87
\mathbf{A}	Termo de consentimento livre esclarecido	89
В	Requisitos Funcionais e Não Funcionais 9 B.1 Requisitos Funcionais	 91 91 92 93 93 94 95 95 95 95 96

\mathbf{C}	Diagrama de Caso de Uso	97
D	Diagrama de Classe	98
\mathbf{E}	Diagrama de Estados	99
\mathbf{F}	Recibo comitê de ética	100
Re	Referências 102	

2.1	Índices do coeficiente σ_{DCCA}	34
$3.1 \\ 3.2$	Relação das quantidades de filmagens	42 68
4.1	Relação dos α_{DFA} de todas as séries	75

Lista de Figuras

2.1	Representação de imagens digitais por matrizes de pontos discretos em uma matriz retangular: (a) 2-D uma imagem , (b) uma imagem 3-D. Imagem retirada do Livro: Digital Imago Processing p 30	7
2.2	Em uma matriz quadrada, cada <i>pixel</i> representa uma região quadrada da	1
	48x64 e (d) 192x256 <i>pixel's</i> . Imagem retirada do Livro: Digital Image	
<u> </u>	Processing, p.31	8
2.0	$(azul) e com 8 vizinhos azul + vermelho \dots \dots$	9
2.4	Exemplo de um fluxo ótico assumindo a intensidade entre as imagens sendo	
95	constantes em um pequeno intervalo pequeno	10
2.0	no sistema de coordenadas do plano de imagem da câmera centrada na	
	origem do sistema de coordenadas da câmera $[X, Y, Z]$, que é o eixo ótico	
	apontando da direção de Z. O movimento da câmera é descrito por sua	
0.0	translação $[T_x, T_y, T_z]$ e rotação $[\Omega_X, \Omega_Y, \Omega_Z]$	13
2.0	Representação de uma imagem em uma posição (x,y) no instante t e a mesma imagem na posição em um $(x + \delta x, y + \delta y)$ no instante $t + \delta t$	15
2.7	Taxa básica de mudança da equação de brilho da imagem restringe a ve-	10
	locidade de fluxo óptico. A velocidade (u, v) tem que se encontram ao	
	longo de uma linha perpendicular no vetor gradiente de brilho $(E_y E_x)$ de	1 🗖
28	As derivadas parciais de brilho de imagens no centro do cubo são estimados	17
2.0	a partir da média das primeiras diferenças ao longo de quatro arestas para-	
	lelas do cubo. Aqui, o índice j coluna corresponde a direção x na imagem,	
	o índice de linha i com a direção y. enquanto k se encontra na direção do	17
29	O Laplaciano é estimado subtraindo-se o valor em um ponto de uma média	17
2.0	ponderada dos valores em pontos vizinhos. Aqui é mostrado os pesos ade-	
	quados para que os valores possam ser multiplicados	19
2.10	Deslocamento e distância do mesmo <i>pixel</i> no frame n e $n + 1$	21
2.11	Serie integrada $y(k)$ dos movimentos de uma deglutição de agua efetuada por um paciente normal	24
2.12	Série integrada $y(k)$ dos movimentos de uma deglutição de agua efetuada	21
	por um paciente normal. dividida em caixas iguais de tamanho 16	25
2.13	Divisão da série temporal dos movimentos de uma deglutição de agua efe-	00
2.14	tuada por um paciente normal. dividida em caixas tamanno n	20
2.11	tuada por um paciente normal.	27
2.15	Comportamento do expo ente α representado pela inclinação da reta, Séries	
0.10	temporais de duas filmagens escolhidas aleatoriamente	29
2.10	Comportamento do expoente α do furto e roubo de velculos registrados diariamente em Salvador-BA 2003-2008 imagem retirada da dissertação	
	de Mestrado de (FILHO, 2009)	29

2.17	Divisão dos sinais integrados $R_k \in R'_k$ em N - n caixas (com superposião)	
	de tamanho n=4, cada um contendo n+1 valores. \ldots \ldots \ldots \ldots	31
2.18	Auto correlação individual (DFA) e cruzada (DCCA) em valores absolu-	
	tos de mudanças de preços (volatility) e os volumes negociados (volume).	
	tanto pelos índices da <i>Dow Jones</i> (DJI) e da <i>Nasdaq</i> (<i>Nasq</i>), registrados	
	diariamente $(time)$, no período de julho de 1993 à novembro de 2003. Fonte	
	$(PODOBNIK; STANLEY, 2008) \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots $	32
2.19	Índice individual entre a abertura e encerramento dos negócios, mais espe-	
	cificamente para Dow Jones NASDAQ. A figura apresenta um gráfico log-	
	log de $F_{DFA} \times n$, com longo alcance, e expoente DFA com lei de potência	
	$\alpha_{DJopen} = \alpha_{DJclose} = 1.47 \text{ e } \alpha_{NJopen} = \alpha_{NJclose} = 1.50.$	34
2.20	As correlações cruzadas entre Dow Jones e NASDAQ na Abertura da Dow	
	Jones e Encerramento da NASDAQ, a figura apresenta um gráfico log-log	
	de $F_{DCCA} \times n$ de correlação cruzada de longo alcance em um lei de potência	
	DCCA com os expoentes $\lambda = 1.49$ e $\lambda = 1.51$	34
21	Ícono do software Movimento CV evo	36
0.1 2.9	Tola principal de trabalho de software MovimentoCV	30
0.⊿ २.२	Monu principal do trabalho do software MovimentoCV	37
3.0 3.4	Área de vídeo do software Movimento CV para acompanhamento dos mo-	51
0.4	vimentos	38
35	Deslocamento dos <i>nirel's</i> na posicao $i \in i+1$ gerando uma distâcia pequena	00
0.0	e $i' \in i' + n$ gerando uma distâcia maior.	38
3.6	Área de contrução do gráfico do software Movimento CV, para acompanha-	
	mento dos movimentos.	39
3.7	Procedimento para salvar os valores das séries desenhadas na área do gráfico.	39
3.8	Procedimento aplicar os métodos DFA, DCCA e σ_{DCCA} através do menu	
	do sistema.	40
3.9	Trecho de uma filmagem, com aplicação do algoritmo de Horn-Schunck,	
	apresentando os movimentos encontrados pelo próprio algoritmo através	
	do modelo MovimentoCV	43
3.10	Visualização das fases da deglutição.	43
3.11	Gráfico da gravação do vídeo com o brilho normal e com redução de 25%	
	e 50% e aumento de 25% e 50%	44
3.12	Resultado da corelação do brilho de mais 25% e mais 50%	45
3.13	Resultado da corelação do brilho de mais 25% e menos 25%	45
3.14	Resultado da corelação do brilho de mais 25% e menos 25%	46
3.15	Resultado da corelação do brilho de mais 50% e menos 25%	46
3.16	Resultado da corelação do brilho de mais 50% e menos 50%	47
3.17	Resultado da corelação do brilho de menos 25% e menos 50%	47
3.18	Resultado da corelação entre o brilho normal e o brilho com mais 50%	48
3.19	Resultado da corelação entre o brilho normal e o brilho com mais 25%	48
3.20	Resultado da corelação entre o brilho normal e o brilho com menos 25%.	49
3.21	Resultado da corelação entre o brilho normal e o brilho com menos 50%.	49
3.22	Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho normal e o brilho com mais 25%, n	-
0.00	numero de frames.	50
3.23	Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho normal e o brilho com mais 50%. n	F 0
204	numero de Irames.	5 0
5.24	nesultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho normal e o brilho com mais 25%. n	E 1
		10

3.25	Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho normal e o brilho com mais 50%. n	
	número de frames.	51
3.26	Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho de mais 25% e mais 50%. n número	
	de frames.	52
3.27	Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho de mais 25% e menos 25%. n	
	número de frames.	52
3.28	Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho de mais 25% e menos 50%. n	
	número de frames.	53
3.29	Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho de mais 50% e menos 25% n	
0.20	número de frames	53
3 30	Besultado do σ_{pcc} cruzando o brilho de mais 50% e menos 50% n	00
0.00	número de frames	54
2 21	Besultado do σ_{page} eruzando o brilho do monos 25% o monos 50% n	01
0.01	nesuntado do O_{DCCA} cruzando o brinio de menos 25% e menos 50%. n	54
2 29	Créfice de nove série des diferences des vídeos com o brilhe normal com	94
J.J2	reducão de 25% o 50% o com sumento de 25% o 50% o brilho normal	55
า าา	redução de 25% e 50% e com aumento de 25% e 50% e ornito normal.	99
ა.აა	Aplicação dos metodos, DFA, DOC e σ_{DCCA} has serie que foram removidas	
0.04	as amplitudes, series normals e mais 50% .	55
3.34	aplicação dos metodos, DFA, DCCA e σ_{DCCA} nas serie de brilho normal	~ 0
0.05	apenas e com diretenças de 50% de brilho. \dots \dots \dots \dots	56
3.35	aplicação dos métodos, DFA, DCCA e σ_{DCCA} em duas filmagens do paci-	
	ente 002 normal com deglutição de água aplicando o teste de repetitividade,	
	gráfico gerado pelo modelo computacional.	57
3.36	σ_{DCCA} em duas filmagens do paciente 003 normal com deglutição de água	
	aplicando o teste de repetitividade, n número de frames. \ldots \ldots \ldots	58
3.37	Ilustração das distâncias utilizadas na gravação dos vídeos	58
3.38	Histograma ilustrativo de um frame da filmagem com luminosidade Baixa.	59
3.39	Histograma ilustrativo de um frame da filmagem com luminosidade Normal.	60
3.40	Histograma ilustrativo de um frame da filmagem com luminosidade Alta.	60
3.41	Plotagem dos testes de luminosidade	61
3.42	Procedimento para configurar distância do <i>pixel</i> através do menu do sistema.	62
3.43	Procedimento para definir qual a distância em milímetros no papel mili-	
	metrado	62
3.44	Procedimento para marcar os dois pontos no papel milimetrado capturado	
	pelo sistema.	62
3.45	Apresentação da tela principal do sistema MovimentoCV. 1 Representa	
	o menu; 2 representa a área de apresentação do vídeo; 3 Representa os	
	botões de iniciar parar e pausar o vídeo; 4 Representa a área de montagem	
	do gráfico; 5 Local de informações complementares do vídeo	64
3.46	Janela para selecionar uma filmagem em vídeo.	65
3.47	Área de plotagem do gráfico após a análise do vídeo.	65
3.48	Opção para efetuar a captura dos movimentos do vídeo selecionado.	65
3.49	Menu para Salvar valores do gráfico.	66
3.50	Iniciar a leitura de uma filmagem	66
3.51	Menu para ligar a webcam.	67
3 52	Selecionar áreas da filmagem ou da webcam para apalisar apenas regiões	ς.
5.02	definidas	68
3 53	Goniômetro "régula física"	69
3.50	Menu de utilidades do sistema	60
3.51	Goniômetro "digital"	70
0.00		10

$3.56 \\ 3.57$	Funcionalidade soltar a tela de vídeo sendo aplicada em um vídeo Funcionalidade de Zoom sendo aplicada em um vídeo	71 72
4.1	Séries temporais de todos os movimentos de deglutições normais. Visua- lização da dispersão dos movimentos	74
4.2	α_{DFA} dos movimentos de todos os pacientes normais e hemiplégicos da deglutição de agua	78
4.3	α_{DFA} dos movimentos de todos os pacientes normais e hemiplégicos da deglutição de pastoso 1.	79
4.4	α_{DFA} dos movimentos de todos os pacientes normais e hemiplégicos da deglutição de pastoso 2.	80
4.5	α_{DFA} dos movimentos de todos os pacientes normais e hemiplégicos da deglutição de sólido	80
4.6	Média de todos os α_{DFA} das séries de pacientes normais e hemiplégicos com sou desvio padrão	Q 1
4.7	Expoente de correlação cruzado de todos os σ_{DCCA} das deglutições normais. no eixo x o n representa o número de frames, Linha contínua representando	01
4.8	o valor médio \ldots Resultado do σ_{DCCA} de uma deglutição de água, entre um paciente normal (00043 txt) e um hemiplégico (MOV00010 txt), no eixo x o n representa o	82
4.9	número de frames	83
4.10	n representa o número de frames $\ldots \ldots \ldots$	83
4 1 1	pacientes hemiplégicos Homem (MOV00015.txt) \times Mulher (MOV000016.txt). no eixo x o n representa o número de frames	84
4.11	Media dos indices σ_{DCCA} de todas as combinações entre pacientes normais e hemiplégicos deglutindo água.	85
4.12	Comparação de uma deglutição da substância sólido entre um paciente normal (00067.txt) e um hemiplégico (MOV00009.txt)	86
C.1	Diagrama de caso de uso	97
D.1	Diagrama de classe	98
E.1	Diagrama de estados	99
F.1 F.2	Recibo de entrega do comprovante do comitê de ética que deve ser obriga- toriamente anexado ao projeto de pesquisa	100 101

Lista de Siglas

CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
CEDEP	Centro de Documentação e Estatística Policial do Estado da Bahia
CEPRED	Centro Estadual de Prevenção e Reabilitação de Pessoas com Deficiências
CODEC	Compactador-descompactador ou codificador-decodificador de arquivos digitais.
DCCA	Detrended Cross-Correlation Analysis
DCV	Doenças Cérebro Vasculares
DFA	Detrended Fluctuation Analysis
OpenCV	Open Source Computer Vision Library.
Pixel	(sendo o plural $pixel's$) é o menor ponto que forma uma imagem digital
PPGMCTI	Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial
SUS	Sistema Único de Saúde
WWW	World Wide Web

Introdução

A capacidade de distinguir movimentos, texturas, profundidades, cores, reconhecimento de padrões e tendências são características fundamentais no sistema de visão humana. O desenvolvimento de sistemas com capacidade de assemelhar a essas características, vem recebendo uma crescente atenção dos pesquisadores, como podemos verificar em consulta aos artigos e dissertações publicados na CAPES (Coordenação de Aprefeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) no período de 1990 a 2011, com filtro de pesquisa "visão computacional".

Dentre as várias linhas de pesquisa, citamos aquelas que utilizam seqüência de imagens que foram anteriormente colhidas dos equipamentos de bioimagem e que são processadas nos sistemas de computadores, servindo de auxílio na detecção das disfunções para o diagnóstico ou no acompanhamento do tratamento.

Segundo (LESSA, 1999), no Brasil as DCV (Doencas Cérebro Vasculares) representam a primeira causa de morte, neste caso os pacientes acometidos por uma DCV apresentam freqüentemente deficiência na mobilidade motora, na linguagem, no aprendizado e na memória. A deficiência na mobilidade motora determina uma sequela denominada hemiplegia, que consiste em um estado físico caracterizado por uma paresia ou uma paralisia de um hemicorpo, levando à incapacidade ou dificuldade em realizar diversas tarefas da vida diária que podem interromper atividades de extrema importância na realização pessoal como o simples ato de beber um copo de água ou alimentar-se. Após visitar os trabalhos existentes no CEPRED (Centro Estadual de Prevenção e Reabilitação de Pessoas com Deficiências), e constatar que existe um grupo de pacientes que utilizam os serviços oferecidos e que são em sua maioria de baixa renda, então me despertou a curiosidade de estuda-los, dentro deste grupo existe uma quantidade expressiva de pacientes acometidos de hemiplegia, que são atendidos por profissionais especializados em hemiplegia. Dos pacientes com hemiplegia do CEPRED, existe um grupo menor com dificuldade de deglutição. A este grupo é pedido ao profissional pelo menos um exame de bioimagem, para acompanhamento do tratamento, no intúito de avaliar o grau da disfunção. No caso da deglutição, estes exames devem ser aplicados periodicamente durante o processo de tratamento, porém não é esta realidade no CEPRED. Dado que os pacientes não possuem recursos próprios para fazer o exame, dependem de hospitais públicos ou de clínicas que sejam conveniadas com o SUS (Sistema Único de Saúde), tais exames demoram para que sejam realizados, ou infelizmente não são efetuados. A falta destes exames pode causar

prejuízo no acompanhamento do tratamento. Com a inexistência dos exames este acompanhamento é feito de maneira empírica, isto é simplesmente valendo-se da experiência e expertise do profissional o que torna a mensuração inteiramente sob a responsabilidade visual do profissional, impossibilitando o profissional de mensurar através de elementos matemáticos, a evolução dos seus pacientes. Assim, desenvolver um sistema que seja capaz de obter as mesmas funcionalidades aos exames existentes, como de bioimagem, e que seja de baixo custo, seria de grande interesse econômico e social. Logo, aqui nesta dissertação propomos tal modelo, porém, este projeto não tem como objetivo substituir os exames existentes e sim contribuir como mais uma ferramenta no auxílio ao diagnóstico e acompanhamento de tratamentos. Especificamente falando dos motivos que nos levaram a desenvolver este projeto, formamos os seguintes questionamentos: é possível desenvolver um método de detecção de padrões da dinâmica dos movimentos complexos na deglutição de um indivíduo? é possível utilizar uma câmera filmadora digital de capacidade mínima de 30 frames por segundo, sem a necessidade de submissão a equipamentos de bioimagem ou aparelhos de raio X, convertendo estes movimentos em séries temporais para que sejam comparados entre si? é possível mensurar a diferença entre a deglutição de um paciente emiplégico e um outro que não seja? é possível acompanhar o tratamento evolutivo do próprio paciente, através de sua correlação cruzada?

Com estas questões postas, motivo-me apresentar neste projeto uma de proposta de um método de detecção de padrões na dinâmica dos deslocamentos dos *pixel's* especificamente em uma filmagem da deglutição de um indivíduo, que serão capturados através de uma câmera filmadora digital, sendo este vídeo processado em um computador portátil. Também apresento medidas e representações simplificadas deste movimento que não são perceptíveis ao olho humano.

Este trabalho poderá proporcionar no futuro aos profissionais da área de saúde como fisioterapeutas ou fonoaudiólogos, uma ferramenta para auxílio e acompanhamento de tratamentos. Este modelo não irá substituir os exames de bio-imagem existentes, mais sugerir melhoria na qualidade dos acompanhamentos e tratamento, o difícil acesso da população carente a este tipo de exame, poi tais exames são executados em locais especializados como: clínicas particulares, hospitais privados e alguns hospitais públicos, e tendem a ser dispendiosos.

Neste cenário, poderemos proporcionar uma inclusão digital nos ambulatórios, isto porque abrangeremos um grupo maior da população, ou seja, de baixa renda ou que não tenha tempo disponível de esperar na fila de atendimento para fazer um segundo exame em um hospital público. Este público poderá ser acompanhado em cada momento de seu atendimento, pelo profissional da área específica de saúde, utilizando o modelo e o *software* posposto aqui como uma ferramenta auxiliadora ao seu trabalho, mais especificamente no que se refere a deglutição, pois o mesmo poderá ser implantado em ambulatórios com recursos mínimos exigidos, isto é, de uma câmera filmadora digital e um computador portátil. Toda filmagem deverá ser realizada segundo critérios e requisitos, que são descritos posteriormente no capítulo 3

Para esta pesquisa, e de fundamental importância a utilização da visão computacional, uma vez que os *pixel*'s do monitor de um computador são inertes, ou seja, não se deslocam, eles estão permanentemente fixados a tela do monitor, como a imagem e composta de *pixel*'s e estes são os menores elementos de sua composição, a idéia inicial é capturar o seu deslocamento e identificar sua distância euclidiana, para posteriormente transformar estas distâncias em séries temporais, que serão tratadas via σ_{DCCA} .

Todas as filmagens foram obtidas junto ao CEPRED, com pacientes e não pacientes. Estes pacientes concederam o uso de sua imagem, através do consentimento assinado no TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO, que encontra-se no apêndice A, cujo o resultado será utilizado unicamente para fins científicos. Dessa forma, possuindo autorização para que essas informações sejam divulgadas em meios científicos, como revistas, jornais e congressos. Essa pesquisa atende à Resolução 196/96 do Conselho Nacional de Saúde, que regulamenta as pesquisas envolvendo seres humanos, tendo sido previamente avaliada e aprovada pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal da Bahia, no Instituto de Saúde Coletiva, através do parecer número 004/1 que encontra-se no apêndice B.

Tendo em vista o objetivo deste projeto, organizei a dissertação da seguinte forma, a contar com este capítulo, da seguinte forma:

- Capítulo 2 Fundamentação teórica: Apresenta um estudo bibliográfico através de dados secundários. Embasado em vários autores, aprsetação da Visão computacional, dos métodos DFA, DCCA e o expoente σ_{DCCA} ;
- Capítulo 3 Metodologia e métodos: Neste capítulo é apresentado uma abordagem dos métodos aplicados na pesquisa, da modelagem do problema, desenvolvimento do software e aplicação dos métodos, problemas encontrados e as soluções dadas;

• Capítulo 4 - Resultados, conclusões e perspectivas futuras: Apresento as conclusões, contribuições e algumas sugestões de atividades de pesquisa a serem de-senvolvidas no futuro.

Fundamentação teórica

Neste capítulo, é realizado um estudo bibliográfico através de dados secundários. Embasado em vários autores, buscando fazer uma análise crítico-reflexiva sobre o tema em questão.

2.1 Visão Computacional

Segundo (BRADSKI; KAEHLER, 2008) e (HUANG, 2004), Visão Computacional é a transformação dos dados de uma câmera fotográfica ou de vídeo em qualquer decisão ou uma nova representação. Todas essas transformações são feitas para alcançar algum objetivo específico. Os dados de entrada podem incluir algumas informações contextuais, tais como "a câmera é montada em um objeto móvel" ou "o *laser rangefinder*¹ indica que um objeto está 1 metro de distância". A decisão pode ser "existe uma pessoa nesta cena" ou "há 14 células tumorais nesta cena". A nova representação pode significar transformar uma imagem colorida em uma imagem em tons de cinza ou remoção de movimento de câmera a partir de uma seqüência de imagens denominado de frames (INTEL, 2000).

Por sermos tão dependentes da percepção visual, fácilmente seremos enganados se acharmos as tarefas da visão humana simples. Nossas intuições iniciais podem ser bastantes enganadora, quando olhamos um carro em movimento por exemplo, ele estará em movimento em relação ao nosso ponto referencial, então qual a distância dele em relação a um objeto qualquer? O cérebro divide o sinal da visão em muitos canais, que em tipos diferentes de fluxo de informação são processados (BRADSKI; KAEHLER, 2008). Nosso cérebro tem um sistema de atenção que identifica, de forma dependente desta tarefa, partes importantes de uma imagem são examinadas em determinada área do cérebro, enquanto simultaneamente suprimindo outras áreas para fazer outra tarefa qualquer, possibilitando a ilusão de ótica.

Então podemos afirmar que visão computacional é conjunto de métodos e técnicas através dos quais sistemas computacionais podem ser capazes de interpretar imagens, no entanto, um computador recebe esta imagem na forma de uma matriz de números a partir da

 $^{^1\}mathrm{Dispositivo}$ que utiliza um feixe de laser para determinar a distância de um objeto.

câmera ou do disco (arquivos digitais), e todo este processamento deve ser compreensível para a visão humana. A maior parte destes sistemas, não possibilita o reconhecimento de padrões, sem controle automático de abertura do foco e luz. Grande parte dos sistemas de visão computacional ainda são bastante incipiente.

2.2 Biblioteca OpenCV

O termo OpenCV origina-se das palavras *Open Source Computer Vision Library*. OpenCV (INTEL, 2000) é um código fonte aberto de biblioteca de visão computacional disponível a partir do endereço http://SourceForge.net/projects/opencvlibrary.

A biblioteca é escrita em C e C++ e roda no Linux, Windows e Mac OS X. Ainda não há um desenvolvimento ativo em interfaces para Python, Ruby, Mathlab, e outras linguagens. OpenCV foi projetado para ter eficiência computacional e com um forte foco em aplicações em tempo real. OpenCV por ter sido escrito em C, pode tirar vantagem dos processadores multicore. Um dos objetivos do OpenCV é fornecer um simples uso da visão computacional juntamente com a infra-estrutura de informática que ajuda a construir aplicações rápidas e sofisticadas. A biblioteca OpenCV contém mais de 500 funções que abrangem muitas áreas da visão computacional, incluindo a inspecção de fábrica, imagens médicas, segurança, interface do usuário, calibração de câmera, visão estéreo, e robótica. Por este motivo foi escolhida tal biblioteca, no desenvolvimento do *Software* proposto para a validação do método

2.3 Representação de uma imagem digital

Segundo (JäHNE, 2002), as informações contidas em imagens podem ser representadas de maneiras totalmente distintas. As mais importantes são as representações espaciais e as representações numéricas de onda. Para estas representações, basta olhar os dados espaciais de diferentes pontos de vista. Uma vez que estas representações são completos equivalentes e que podem ser convertidas uma nas outras. A conversão entre a representação espacial e número de onda é podem sem obtida pela transformada de *Fourier*. Esta transformação é um exemplo de como uma classe mais generalizada de operações utiliza as transformações unitárias.

2.3.1 Representação espacial de Imagens Digitais (Pixel)

Os computadores atuais, não conseguem lidar com imagens contínuas, isto é imagens que só tem sentido cognitivo para o ser humano, mas apenas trata-sa como arrays ou seqüência de números digitais. Assim, é necessário representar as imagens como matrizes bidimensionais de pontos. Um ponto sobre uma matriz 2-D é chamado de *pixel*. Esta palavra é abreviação da palavra elemento de imagem. Um *pixel* representa a irradiância na posição (x,y) da matriz correspondente. No caso mais simples, os *pixel* 's são localizados em uma matriz retangular. A posição do *pixel* é dada na notação comum para matrizes conforme apresentado na figura 2.1 (a).



Figura 2.1: Representação de imagens digitais por matrizes de pontos discretos em uma matriz retangular: (a) 2-D uma imagem , (b) uma imagem 3-D. Imagem retirada do Livro: Digital Image Processing, p.30

Onde primeiro índice, m, indica a posição da linha, o segundo, n, a posição da coluna como na figura 2.1. Se a imagem digital contém $M \times N$ pixel's, isto é, é representado por uma matriz $M \times N$, o índice n vai de 0 a N-1, e o índice m de 0 a M-1. M dá o número de linhas, N o número de colunas. De acordo com a notação matricial, o eixo vertical (eixo y) é executado de cima para baixo e não ao contrário, comum em gráficos. O eixo horizontal (eixo x) é executado como de costume, da esquerda para a direita. Cada pixel representa não apenas um ponto na imagem, mas sim uma região retangular, a célula é o menor elemento da matriz, que no nosso caso é a intercessão do eixo $x \in y$, que nos leva a notação de uma matriz $a_{i,j}$. O valor associado ao pixel deve representar a irradiância média na célula correspondente de forma adequada.

O caso tridimensional e representado na figura 2.1 parte (b), a figura 2.2 mostra uma imagem com um número crescente de *pixel* 's. Com tamanhos de *pixel* de grande porte, não só a resolução espacial é pobre, mas há grade descontinuidade do valor de cinza nas

bordas do *pixel*. Quando os *pixel*'s tornam-se menores, o efeito torna-se menos nítido, até o ponto em que temos a impressão de uma imagem espacialmente contínua. Isso acontece quando os *pixel*'s tornam-se menores do que a resolução espacial do nosso sistema visual. Podemos perceber essa relação, observando as figuras em diferentes distâncias, caso da figura 2.2.



Figura 2.2: Em uma matriz quadrada, cada *pixel* representa uma região quadrada da imagem. A figura mostra a mesma imagem com: (a) 3x4, (b) 12x16, (c) 48x64 e (d) 192x256 *pixel's*. Imagem retirada do Livro: Digital Image Processing, p.31

Então surge a pergunta quando trabalhamos com imagem digital, isto é, quantos *pixel*'s são suficientes para efetuar cálculos de visão computacional? A resposta segundo (JäHNE, 2002) e (BRADSKI; KAEHLER, 2008) é que não há uma resposta geral. Para uma observação visual de uma imagem digital, o tamanho do *pixel* pode ser menor que a resolução espacial do sistema visual de um observador à distância nominal. Para uma dada tarefa, o tamanho do *pixel* pode ser menor que a resolução espacial manho do *pixel* pode ser menor que a resolução espacial do sistema visual de um observador à distância nominal. Para uma dada tarefa, o tamanho do *pixel* pode ser menor que as melhores escalas dos objetos que queremos estudar.

Ao estudar a tecnologia de sensories, que está disponível hoje, é ela que limita o número de *pixel*'s ao invés de as exigir das aplicações, o mesmo um conjunto de sensories com alta resolução de 1000X1000 elementos ela terá uma resolução espacial relativa de apenas 10^3 , esta é uma resolução bastante pobre ou fraca em comparação com outras medidas, tais como os de freqüência, que pode ser realizada com resoluções muito além de 10^6 . Entretanto, estas técnicas fornecem apenas uma medição em um único ponto, se tivermos

uma imagem de 1000x1000 *pixel*'s esta conterá um milhão de *pixel*'s. Assim, teremos um direcionamento sobre a variação espacial de um sinal. Se tomarmos as sequências de imagens e também as mudanças temporais, a cinemática e dinâmica do objeto, o estudo torna-se aparente. Desta forma, as imagens capturadas pelos equipamentos dos sensories proporcionam uma nova gama de informações.

2.3.2 Relacionamento com os pixel's vizinhos

Nas obras de (Jähne, 2002), (BRADSKI; KAEHLER, 2008) e (LAGANIERE, 2011), é citado que uma propriedade importante das imagens é como um *pixel* se relaciona com sua vizinhança, logo se definirmos o que será considerado como uma região ligada, (figura 2.3), podemos decidir qual o melhor tratamento que podemos aplicar a esta imagem. Em uma matriz retangular com duas dimensões podemos ter duas maneiras possíveis para definir *pixel* 's vizinhos.



Figura 2.3: *Pixel* centralizado, relacionando-se com sua vizinhança, com 4 vizinho (azul) e com 8 vizinhos azul + vermelho

Podemos então considerar que o *pixel* possui vizinhos quando ele têm uma borda comum ou quando têm pelo menos um canto comum. Um *pixel* poderá ter quatro ou oito vizinhos, conforme ilustrado na figura 2.3.

2.4 Fluxo ótico

Fluxo ótico segundo (HORN; SCHUNCK, 1980) é a distribuição das velocidades aparentes dos padrões de brilho numa imagem, ou seja, é um campo de vetores velocidade associado a uma sequência de imagens. Ele surge tanto do movimento dos objetos da cena,

quanto do movimento da câmera. A hipótese inicial na medição de movimento de imagem é que o padrão de brilho da cena E(x, y, t) permaneça constante numa região da imagem, num curto espaço de tempo. Assim, o fluxo ótico pode ser compreendido como um campo de velocidade que descreve o movimento aparente dos padrões de intensidade em uma imagem, e dada uma sequência de imagens variando no tempo, é possível obter, para cada *pixel*, um vetor de velocidade. O fluxo ótico pode ter várias aplicações como: Correspondência de pontos, navegação exploratória, acompanhamento e segmentação de objetos, avaliação de tempo para colisão. Os métodos para estimativa do fluxo óptico se dividem basicamente em três grupos: Técnicas diferenciais; Técnicas de correlação e Técnicas de frequência e energia. Nesta dissertação daremos ênfase na técnica diferencial, que, por hipótese, assume que a intensidade entre uma imagem e outra, em um pequeno intervalo de tempo é aproximadamente constante, conforme ilustrado na figura 2.4.





(b) Quadro consecutivo. As setas em vermelho indicam o deslocamento verificado entre os dois quadros analisados



(c) O Fluxo Ótico é dado (caso discreto) pelos vetores de deslocamento

Figura 2.4: Exemplo de um fluxo ótico assumindo a intensidade entre as imagens sendo constantes em um pequeno intervalo pequeno

A relação entre o fluxo óptico no plano de imagem e as velocidades de objetos no mundo tridimensional não é necessariamente óbvio. Percebemos movimento quando uma imagem em movimento é projetada sobre uma tela fixa, por exemplo. Por outro lado, um objeto em movimento pode dar origem a um padrão de brilho constante. Considere, por exemplo, uma esfera uniforme que exibe sombras, poise os elementos de sua superfície são orientados em várias direções diferentes. No entanto, quando ele é girado, o fluxo óptico é zero em todos os pontos na imagem, uma vez que o sombreamento não se movem com a superfície. Além disso, reflexos movem-se com uma característica de velocidade da imagem virtual, e não na superfície em que a luz é refletida. Por conveniência, nós enfrentamos um mundo particularmente simples, onde a velocidade aparente dos padrões de brilho será diretamente identificada com o movimento das superfícies na cena. Para evitar variações no brilho, devido os efeitos de sombreamento, vamos supor inicialmente que a superfície a ser trabalhada é plana. Assumimos ainda, a iluminação incidente uniforme em toda a superfície. O brilho em um ponto na imagem é então proporcional à reflectância² da superfície no ponto correspondente no objeto. Além disso, assumimos que a reflectância varia de forma suave e sem descontinuidades espaciais. Esta última condição nos garante que o brilho da imagem é diferenciável. Excluímos situações onde os objetos sobreponham uma outra parte, porque descontinuidades na reflectância são encontrados nos limites do objeto conforme ilustrado na figura 2.4. Em dois dos experimentos discutidos mais tarde, alguns dos problemas ocasionados pela oclusão bordas estão expostos, na situação descrita simples, o movimento dos padrões de brilho na imagem é determinado diretamente pelos movimentos de pontos correspondentes na superfície do objeto. As velocidades de computação de pontos sobre o objeto é uma questão de simples geometria uma vez que o fluxo óptico é conhecido. A seguir vamos derivar uma equação que relaciona a mudança no brilho da imagem em um ponto ao movimento do padrão de brilho. Definindo o brilho da imagem no ponto(x, y) no plano de imagem no tempo t denotada por E(x, y, t). Sendo que o brilho de um determinado ponto constante, então.

$$\frac{dE}{dt} = 0 \tag{2.1}$$

Usando a regra da cadeia para a diferenciação, vemos que

$$\frac{\partial E}{\partial x}\frac{dx}{dt} + \frac{\partial E}{\partial y}\frac{dy}{dt} + \frac{\partial E}{\partial t} = 0$$
(2.2)

Detalhes desta aproximação encontra-se na referência (HORN; SCHUNCK, 1980).

Na verdade o que fazemos aqui é considerar a trajetória do padrão de brilho que se deslocada em uma distância δx na direção x e δy na direção y no tempo δt . O brilho do deslocamento neste instante permanece constante tal que:

$$E(x,y,t) = E(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t)$$
(2.3)

 $^{^2 {\}rm Reflectância}$ é a proporção entre o fluxo de radiação eletromagnética incidente numa superfície e o fluxo que é refletido

Expandindo (em série de Taylor) o lado direito da equação (2.3) em torno do ponto (x,y,t), tem-se:

$$E(x,y,t) = E(x,y,t) + \frac{\partial E}{\partial x}\delta x + \frac{\partial E}{\partial y}\delta y + \frac{\partial E}{\partial t}\delta t + \epsilon$$
(2.4)

Onde ϵ será termo de ordem superior em δx , $\delta y \in \delta t$. subtraindo da equação (2.4) por E(x,y,t) e dividindo os dois lados da equação por δt temos

$$\frac{\delta x}{\delta t}\frac{\partial E}{\partial x} + \frac{\delta y}{\delta t}\frac{\partial E}{\partial y} + \frac{\delta E}{\delta t} + O(\delta t) = 0$$
(2.5)

Onde $O(\delta t)$ é um termo de órdem superior δt e que assumimos que δx e δy varia com δt . No limite em que $\delta t \to 0$ tem-se:

$$\frac{\partial E}{\partial x}\frac{dx}{dt} + \frac{\partial E}{\partial y}\frac{dy}{dt} + \frac{\partial E}{\partial t} = 0$$
(2.6)

O que confirma a equação 2.2. Logo se definimos

$$u = \frac{dx}{dt}, e, v = \frac{dy}{dt}$$
(2.7)

Então, é fácil ver que temos uma única equação linear com duas incógnitas $u \in v$, isto é.

$$E_x u + E_y v + E_t = 0. (2.8)$$

Aqui E_x, E_y, eE_t , representam as derivadas parciais de brilho da imagem em relação a x, y e t, respectivamente. A restrição da velocidade de fluxo local, expressado por esta equação é ilustrado na figura. 2.5. Podemos escrever a equação ainda de outra maneira.

$$(E_x, E_y).(u, v) = -E_t$$
 (2.9)

Assim, a componente do movimento na direção do gradiente de brilho é igual a.

$$-\frac{E_t}{\sqrt{E_x^2 + E_y^2}}\tag{2.10}$$

Não podemos, no entanto, determinar a componente do movimento na direção dos contornos dos brilhos iguais, em ângulo reto com o gradiente de brilho. Como conseqüência, a velocidade de fluxo (u, v) não pode ser computada localmente sem a introdução de restrições adicionais.

A idéia por trás do fluxo ótico é encontrar para cada *pixel* um vetor $\vec{u} = (u, v)$ que diga quão rápido o *pixel* se move pela imagem e em que direção o mesmo se move. A figura 2.5 exemplifica o fluxo óptico. Um ponto P na cena projeta um ponto p[x, y] no sistema de coordenadas do plano de imagem da câmera centrada na origem do sistema de coordenadas da câmera [X, Y, Z], que é o eixo óptico apontando da direção de Z. O movimento da câmera é descrito por sua translação $[T_x, T_y, T_z]$ e rotação $[\Omega x, \Omega y, \Omega z]$.



Figura 2.5: Exemplo do fluxo ótico, um ponto P na cena projeta um ponto p[x, y] no sistema de coordenadas do plano de imagem da câmera centrada na origem do sistema de coordenadas da câmera [X, Y, Z], que é o eixo ótico apontando da direção de Z. O movimento da câmera é descrito por sua translação $[T_x, T_y, T_z]$ e rotação $[\Omega_X, \Omega_Y, \Omega_Z]$.

Sabemos que a velocidade do pixel P é dada por

$$\vec{v} = \frac{dx}{dt}\hat{i} + \frac{dy}{dt}\hat{j}$$
$$\vec{v} = \left(\frac{dx}{dt}, \frac{dy}{dt}\right)$$
(2.11)

no instante t.

Além disso,

$$\nabla E = \left(\frac{\partial E}{\partial x}, \frac{\partial E}{\partial y}\right) \tag{2.12}$$

Representa o gradiente da função de brilho nas direç
cões x e y. Dessa forma, podemos reescrever a equação 2.9 como

$$\nabla E.\vec{v} + E_t = 0 \tag{2.13}$$

Sendo essa equação anterior chamada de equação de restrição do movimento do fluxo óptico. Dado um conjunto de imagens, seu fluxo óptico pode ser entendido como a distribuição da velocidade aparente do movimento dos padrões de intensidade, tomando as imagens em seqüência. Dessa forma, a variação de fluxo óptico surge a partir de um movimento relativo de objetos e outros elementos de imagem, e proporciona informações importantes sobre a cena visualizada e sua respectiva taxa de mudança. A descontinuidade no fluxo pode ajudar na segmentação de imagens em regiões que correspondam a diferentes objetos.

Desta forma o fluxo óptico pode então ser definido como o campo de velocidade 2D, descrevendo o movimento aparente na imagem, que resulta de movimentos independentes do objetos na cena ou de um observador em movimento, conforme ilustrado na figura 2.6.

Entretanto segundo (HORN; SCHUNCK, 1980), somente a equação de restrição, apresentada acima, do movimento não é suficiente para estimar as componentes de \vec{v} , pois o número de incógitas a serem descobertas é maior que o número de equações disponíveis.



Figura 2.6: Representação de uma imagem em uma posição (x,y) no instante t é a mesma imagem na posição em um $(x + \delta x, y + \delta y)$ no instante $t + \delta t$.

Então é necessário que adicionemos outras restrições ao modelo, para acharmos todas as componentes do vetor de velocidade. Nesse ponto, surge a metodologia de Horn-Schunck para a estimativa dos valores de \vec{v} .

2.5 Método de Horn-Schunck

O método de Horn e Schunck foi desenvolvido em 1981 (HORN; SCHUNCK, 1980). Este método foi um dos primeiras a fazer uso da hipótese de constância de brilho a derivar as equações básicas de constância de brilho. A solução da equação de Horn e Schunck está em hipotetizar uma restrição de suavidade nas componentes das velocidades $v_x e v_y$. Essa restrinção foi determinada minimizar o regulador Laplaciano dos componentes da velocidade de fluxo óptico:

Os Filtros são processos que tem por finalidade salientar determinados aspectos em imagens digitais ou reduzir ruídos em especial o filtro Laplaciano que no ponto l(x,y), de uma imagem é a derivada segunda do valor da função que descreve a intensidade dos seus *pixels*, possibilitando a detecção de bordas e extremidades, sendo representado por:

$$L(x,y) = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2}$$
(2.14)

Sendo descrido o método de Horn-Schunck, por.

$$\frac{\partial}{\partial x}\frac{\partial v_x}{\partial x} - \frac{1}{\beta}I_x(I_xv_x + I_yv_y + I_t) = 0$$
(2.15)

$$\frac{\partial}{\partial y}\frac{\partial v_y}{\partial y} - \frac{1}{\beta}I_y(I_xv_x + I_yv_y + I_t) = 0$$
(2.16)

Aqui a constante β é um coeficiente de ponderação conhecido como a regularização constante. Valores maiores levam a mais suavidade (ou seja, localmente mais consistentes) nos vetores de fluxo de movimento. Esta é uma limitação relativamente simples de aplicar a suavidade e seu efeito é o de penalizar as regiões em que o fluxo está mudando em magnitude. Para simplificar o processo de obtenção do campo de vetores v, o método de Horn-Schunck assume que a superfície a ser trabalhada é plana e também que a iluminação incidente sobre a superfície é uniforme. É assumido que a reflexão varia suavemente e não existe descontinuidades no fluxo das velocidades como dito nas obras de: (BRADSKI; KAEHLER, 2008) e (LAGANIERE, 2011).

Como apresentado no artigo de (HORN; SCHUNCK, 1980), no modelo existem duas restrições: a restrição de iluminaçõ constante, a qual assume que a iluminação total é constante nas duas imagens ou, frames³ das cenas, e a restrição de suavização, assume que pontos vizinhos apresentam velocidades semelhantes. Assim apresentamos a equação 2.13 com duas variáveis desconhecidas: $E_x + u + E_y v + E_t = 0$.

Supondo que cada ponto se movesse de forma independente, assim seria quase impossível recuperar o campo de movimento. Dessa maneira, a restrição de suavização conforme ilustrado na figura 2.7, consideraria que pontos vizinhos têm velocidades semelhantes e a velocidade varia suavemente na maior parte do campo. Para expressar esta restrição podemos minimizar o quadrado da magnitude do gradiente da velocidade do fluxo, nas duas direções os laplacianos de u e v são :

$$\nabla_u^2 = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \tag{2.17}$$

е

$$\nabla_v^2 = \frac{\partial^2 v}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 v}{\partial y^2} \tag{2.18}$$

 $^{^{3}}$ (do inglês: quadro ou moldura) é cada um dos quadros ou imagens fixas de um produto audiovisual, no nosso caso de uma filmagem digital ou uma filmagem de uma *webcam*.



Figura 2.7: Taxa básica de mudança da equação de brilho da imagem restringe a velocidade de fluxo óptico. A velocidade (u, v) tem que se encontram ao longo de uma linha perpendicular no vetor gradiente de brilho $(E_y E_x)$ de velocidade e espaço.



Figura 2.8: As derivadas parciais de brilho de imagens no centro do cubo são estimados a partir da média das primeiras diferenças ao longo de quatro arestas paralelas do cubo. Aqui, o índice j coluna corresponde a direção x na imagem, o índice de linha i com a direção y. enquanto k se encontra na direção do tempo

Devemos estimar as derivadas de luminosidade do conjunto discreto de medidas de imagens de brilho disponíveis. É importante que as estimativas do E_x , E_y , E_t sejam consistentes, ou seja, todos eles deverão se referir ao mesmo ponto na imagem, ao mesmo tempo. Enquanto ha muitas fórmulas de diferenciação aproximada, utilizaremos um conjunto que nos dá uma estimativa da E_x , E_y , E_t , em um ponto no centro de um cubo formado por oito medidas. A relação no espaço e tempo entre essas medidas é mostrado na figura 2.8. Cada uma das estimativas é a média das quatro primeiras diferenças tomado medidas adjacentes no cubo.

$$E_x \approx \frac{1}{4} \{ E_{i,j+1,k} - E_{i,j,k} + E_{i+1,j+1,k} - E_{i+1,j,k} + E_{i,j+1,k+1} \\ -E_{i,j,k+1} + E_{i+1,j+1,k+1} - E_{i+1,j,k+1} \}$$

$$E_y \approx \frac{1}{4} \{ E_{i+1,j,k} - E_{i,j,k} + E_{i+1,j+1,k} - E_{i,j+1,k} + E_{i+1,j,k+1} \\ -E_{i,j,k+1} + E_{i+1,j+1,k+1} - E_{i,j+1,k+1} \}$$

$$E_t \approx \frac{1}{4} \{ E_{i,j,k+1} - E_{i,j,k} + E_{i+1,j,k+1} - E_{i+1,j+1,k+1} \\ -E_{i,j+1,k} + E_{i+1,j+1,k+1} - E_{i+1,j+1,k} \}$$

$$(2.19)$$

Precisamos também de aproximar os Laplacianos de $u \in v$. Uma aproximação conveniente toma a seguinte forma:

$$\nabla_u^2 \approx k(\overline{u}_{i,j,k} - u_{i,j,k})$$

$$e$$

$$\nabla_v^2 \approx k(\overline{v}_{i,j,k} - v_{i,j,k})$$
(2.20)

onde as médias locais $\overline{u} \in \overline{v}$ s/ ao definidos:

$$\overline{u}_{i,j,k} \approx \frac{1}{6} \{ u_{i-1,j,k} + u_{i,j+1,k} + u_{i+1,j,k} + u_{i,j-1,k} \}$$

$$+ \frac{1}{12} \{ u_{i-1,j-1,k} + u_{i-1,j+1,k} + u_{i+1,j+1,k} + u_{i+1,j-1,k} \}$$

$$\overline{v}_{i,j,k} \approx \frac{1}{6} \{ v_{i-1,j,k} + v_{i,j+1,k} + v_{i+1,j,k} + v_{i,j-1,k} \}$$

$$+ \frac{1}{12} \{ v_{i-1,j-1,k} + v_{i-1,j+1,k} + v_{i+1,j+1,k} + v_{i+1,j-1,k} \}$$

$$(2.21)$$

O fator de proporcionalidade K é igual a 3 se a média for calculada como mostrado, su-

pomos que a unidade de comprimento é igual ao intervalo de espaçamento da grade. A figura 2.9 ilustra a atribuição de pesos para pontos vizinhos.



Figura 2.9: O Laplaciano é estimado subtraindo-se o valor em um ponto de uma média ponderada dos valores em pontos vizinhos. Aqui é mostrado os pesos adequados para que os valores possam ser multiplicados.

O problema então é minimizar a soma dos erros na equação para a taxa de variação do brilho da imagem

$$\xi_b = E_x u + E_y v + E_t \tag{2.22}$$

e a medida da susvização na velocidade de fluxo

$$\xi_c^2 = \left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2 \tag{2.23}$$

Que na prática as medidas de brilho da imagem serão corrompidos por um erro de quantificação igual a zero, de modo que não podemos esperar ξ_b seja zero. Este fato nos orienta na escolha de um fator de ponderação adequados, denotado por β^2 .

O erro total a ser minimizado será

$$\xi_c^2 = \int \int (\beta^2 \xi_c^2 + \xi_b^2) dx dy$$
 (2.24)

A minimização deve ser aplicada para encontrar os valores adequados da velocidade de

fluxo óptico (u, v). Usando o cálculo de variaçõ obtemos:

$$E_x^2 u + E_x E_y v = \beta^2 \nabla^2 u - E_x E_t,$$

$$E_x E_y u + E_y^2 v = \beta^2 \nabla^2 v - E_y E_t.$$
(2.25)

Usando a aproximação Laplaciano

$$(\beta^{2} + E_{x}^{2})u + E_{x}E_{y}v = (\beta^{2}\overline{u} - E_{x}E_{t}),$$

$$E_{x}E_{y}u + (\beta^{2} + E_{y}^{2}) = (\beta^{2}\nabla^{2}v - E_{y}E_{t}).$$
(2.26)

O determinante do coeficiente da matriz é igual a $\beta^2(\beta^2 + E_x^2 + E_y^2)$. Resolvendo para u e v, descobrimos que

$$(\beta^{2} + E_{x}^{2} + E_{y}^{2})u = +(\beta^{2} + E_{y}^{2})\overline{u} - E_{x}E_{y}\overline{v} - E_{x}E_{t},$$

$$(\beta^{2} + E_{x}^{2} + E_{y}^{2})v = -E_{x}E_{y}\overline{u} + (\beta^{2} + E_{x}^{2})\overline{v} - E_{y}E_{t}.$$
(2.27)

Para avaliar a diferença de fluxo em um ponto da média utilizamos estas equações que podem ser escritas na forma alternativa:

$$(\beta^2 + E_x^2 + E_y^2)(u - \overline{u}) = -E_x[E_x\overline{u} + E_y\overline{v} + E_t],$$

$$(\beta^2 + E_x^2 + E_y^2)(v - \overline{v}) = -E_y[E_x\overline{u} + E_y\overline{v} + E_t].$$
(2.28)

Isso mostra que o valor do fluxo da velocidade(u,v) e minimiza o erro ξ^2 encontra-se na direção da linha de restrição ao longo de uma linha que cruza a linha de restrição em ângulos retos conforme mostrado na figura 2.7. A Agora podemos calcular um novo conjunto de estimativas de velocidade (u^{n+1}, v^{n+1}) das estimativas dos derivados e a média das estimativas das velocidades anteriores (u^n, v^n) por

$$u^{n+1} = \overline{u}^n - E_x [E_x \overline{u}^n + E_y \overline{u}^n + E_t] / (\beta^2 + E_x^2 + E_y^2),$$

$$v^{n+1} = \overline{v}^n - E_y [E_x \overline{u}^n + E_y \overline{u}^n + E_t] / (\beta^2 + E_x^2 + E_y^2).$$
(2.29)

Neste ponto consegue-se obter a velocidade dos pontos adjacentes ainda dentro da imagem. Após ter definido o deslocamento e a velocidade dos *pixel*'s, basta calcular suas distâncias como apresentado na figura 2.10.


Figura 2.10: Deslocamento e distância do mesmo *pixel* no frame n e n + 1.

O cálculo da distância dos *pixel*'s e representado na seguinte equação:

$$d_{ij} = \sqrt{(y_j - y_i)^2 + (x_j - x_i)^2}$$
(2.30)

Então agora é possível obter todas as distâncias encontrada entre o frame n e n+1 da filmagem como mostrado na equação:

$$D = \log_{10} \sum_{i=1}^{N} d_i, \tag{2.31}$$

Onde N identifica a Quantidade de *pixel* que se movimenta. Assim várias imagens gravadas no tempo podem virar uma série temporal, e que a mesma pode ser analisada levando-se em consideração diversas técnicas clássicas, porém aqui vamos dar enfoque em dois métodos que são o DFA e o DCCA, mais o expoente de correlação cruzada σ_{DCCA} que seão discutidos nas seções seguintes.

2.6 Método DFA

Denominado de análise de flutuações sem tendências, *Detrended Fluctuation Analysis* (PENG et al., 1994), pode ser aplicado para analisar auto correlações de longo alcance

em séries temporais não-estacionárias (IVANOVA K.AND AUSLOOS, 1999). O método DFA é uma evolução da análise R/S clássica de Hurst. Então, uma série temporal $\{X(t)\}$ é dita estritamente estacionária se a distribuição conjunta de $X(t_1), ..., X(t_n)$ é a mesma da distribuição $X(t_1 + \tau), ..., X(t_n + \tau)$ para todo $t_1, ..., t_n, \tau$. Esta definição é verificada para qualquer valor de n, significando que um deslocamento de tempo τ não afeta a distribuição conjunta. Em um sentido menos restritivo podemos reescrever esta definição e teremos uma série temporal X dita estacionária de segunda ordem, se sua média for constante e sua função de covariância dependem somente das distâncias entre os tempos estudados. Assim:

$$E[X(t)] = \mu \tag{2.32}$$

Onde μ é uma constante, e *Cov* é a função de covariância conforme:

$$Cov[X(t), X(t+\tau)] = \gamma(\tau)$$
(2.33)

O método DFA foi proposto por (PENG et al., 1994) em seu artigo, para análises de corrlação de longo alcance em seqüências de DNA e vem sendo amplamente aplicado em diversas áreas como:

- Variabilidade cardíaca em (IVANOV et al., 1996);
- Flutuações em canais iônicos em (SIWZ; AUSLOOS M.; IVANOVA, 2002);
- Climatologia (PATTANTYUS; KIRALLY; JANOS, 2004) e (IVANOVA K.AND AUSLOOS, 1999);
- Intervalo entre passos sucessivos em (HAUSDORFF et al., 1996);
- Séries temporais econômicas (LIU et al., 1997) e (COSTA; VASCONCELOS, 2003);
- Análise de sistemas binários de raio-x (ZEBENDE, 2011).

Uma das vantagens do DFA em relação aos métodos convencionais, é que este permite a detecção de auto similaridade que faz parte de uma série não estacionária e que também evita uma falsa detecção de auto similaridade aparente, que pode ser um elemento de tendência externa (GOLDBERGERA; PENG; LIPSITZB, 2002)

A seguir descreveremos o método DFA:

A série temporal inicialmente deverá ser integrada logo, seja $x_1, x_2, ..., x_N$ uma amostra de retornos de tamanho N, da série, então definimos a série integrada com a expressão:

$$y(k) = \sum_{i=1}^{k} (x_i - \overline{X}) \tag{2.34}$$

onde \overline{X} é a média aritimética dos valores de x_i , com i = 1, 2, ..., N, e k é um número inteiro menor que N, conforme figura 2.11. Então dividimos y(k) em intervalos de mesmo tamanho n conforme figura 2.12 e removemos a tendêndcia, efetuando a subtração da série integrada em cada intervalo, pelo ajuste de uma curva dentro do intervalo que representa essa tendência conforme figura 2.13. É dada a classificação do método DFA pelo tipo de que venha a se adotar: Assim ajustando um polinômio de primeiro grau, este processo é chamado de DFA-1, e para o ajuste de um polinômio de segundo grau (quadrático) chama-se de DFA-2, seguindo assim um ajuste polinomial de grau m chama-se este processo de DFA-m. Assim, o ajuste para a tendência através de uma reta (DFA-1) para um intervalo n, é apresentado por $y_n(k)$, por fim é apresentado o gráfico do DFA calculado, conforme a figura 2.14.

Em seguida, segundo (PENG et al., 1994), para quantificar as flutuações para um intervalo de tamanho n calcula-se a função de flutuação, definida por:

$$F_{DFA}(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} [y(k) - y_k(n)]^2}$$
(2.35)

Em um processo iterativo repete-se esse cálculo para diversos tamanhos de intervalo n para que possa aferir a relação entre F(n) e o tamanho do intervalo n. Para um processo fractal⁴ (auto-afim), F(n) aumenta com n através de uma lei de potência.

⁴O termo foi cunhado em 1975 por Benoît Mandelbrot, matemático francês nascido na Polônia, que descobriu a geometria fractal na década de 70 do século XX, a partir do adjetivo latino *fractus*, do verbo *frangere*, que significa quebrar (MANDELBORT, 1983)



Figura 2.11: Série integrada y(k) dos movimentos de uma deglutição de agua efetuada por um paciente normal.



Figura 2.12: Série integrada y(k) dos movimentos de uma deglutição de agua efetuada por um paciente normal. dividida em caixas iguais de tamanho 16.



Figura 2.13: Divisão da série temporal dos movimentos de uma deglutição de agua efetuada por um paciente normal. dividida em caixas tamanho n.



Figura 2.14: Série já calculada o DFA dos movimentos de uma deglutição de agua efetuada por um paciente normal.

$$F_{DFA}(n) \sim n^{\alpha} \tag{2.36}$$

Onde o expoente α será o índice de correlação para $0 < \alpha < 1$, como segue.

- um $\alpha = 0,5$ descrevendo uma série sem memória, ruído branco, representa um passeio aleatório, e a série original apresenta valor zero para a função de autocorrelação, isto é, a função de auto correlação terá decaimento exponencial;
- um intervalo $0, 5 < \alpha \leq 1$ será um parâmetro de auto-similaridade, indica que a série original apresenta auto-correlações de longo alcance persistentes significando que os valores grandes (pequenos) têm maior probabilidade de serem seguidos por valores grandes (pequenos);
- um $\alpha > 1$ a série representa um ruído do tipo 1/f;
- um α < 0, 5 será um parâmetro de auto-correlações anti-persistentes, significa que os valores grandes (pequenos) têm maior probabilidade de serem seguidos por valores pequenos (grandes);
- $\alpha > 1,5$ indica correlação de longo alcançe que não são necessariamente relacionadas a um processo estocástico;

A inclinação da reta, conforme apresentado nas figuras 2.15, 2.16 e 2.16, entre $log_{10}(n)$ e $log_{10}n$ determina o expoente (parâmetro de auto-similaridade), o α se relaciona com a função de auto-correlação da série original da seguinte forma, o método DFA apresentará :

A f(n) do gráfico está relacionada à função de auto correlação C(n) pela seguinte relação.

$$F^{2}(n) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} C(j-i)$$
(2.37)

Para as séries estacionárias, o espectro de potências S(f) é a transformada de Fourier da função de auto correlação C(n). Se existir correlação de longo alcance na série, denotando uma lei de potência, temos $S(f) \sim (\frac{1}{f})^{\beta} \in C(n)(\frac{1}{n})$. E neste caso $\alpha, \beta e \gamma$ estão relacionados



Figura 2.15: Comportamento do expo
ente α representado pela inclinação da reta, Séries tempor
ais de duas filmagens escolhidas aleatoriamente



Figura 2.16: Comportamento do expoente α do furto e roubo de veículos registrados diariamente em Salvador-BA, 2003-2008, imagem retirada da dissertação de Mestrado de (FILHO, 2009)

da seguinte forma.

$$\alpha = \frac{1+\beta}{2} = \frac{2-\gamma}{2} \tag{2.38}$$

2.7 Método DCCA

O método de análise de correlações cruzadas sem tendências - DCCA, foi introduzido em 2008 pelo Podobnik e Stanley (PODOBNIK; STANLEY, 2008) e representa uma generalização do método de DFA. Esse método é designado para analisar as correlações cruzadas de longo alcance entre duas séries temporais com o mesmo número de observações N simultâneas não estacionárias.

Assim, se onde $\{X_i\}$ e $\{Y_i\}$ são duas séries temporais simultâneas que possuem correlação de longo alcance, então similarmente ao DFA, podemos calcular as suas séries integradas, isto é:

$$R_{k} \equiv \sum_{i=1}^{k} x_{i},$$
$$R_{k}' \equiv \sum_{i=1}^{k} y_{i}.$$
(2.39)

onde

$$k = 1, 2, \dots, N \tag{2.40}$$

Depois dividi-se os sinais integrados em N - n intervalos sobrepostos, contendo n+1 valores. Apresentamos os elementos em cada intervalo informado em i e finalizados em i+n conforme ilustrado na figura 2.17.



Figura 2.17: Divisão dos sinais integrados R_k e R'_k em N - n caixas (com superposião) de tamanho n=4, cada um contendo n+1 valores.

Desta forma calcula-se as "tendências locais" $\widetilde{R_k} \in \widetilde{R'_k}$ em cada intervalo através de um ajuste por mínimos quadrados. O ajuste é uma função polinomial e poderá ter qualquer grau, isto é, o ajuste pode ser: uma função retilínea, uma função quadrática, e uma função cúbica e assim por diante. etc. A diferença entre a série integrada no intervalo a tendência local nesse intervalo é denominado de "passeio sem tendência". Uma vez removida à esta tendência para cada intervalo, calcula-se a covariância dos resíduos utilizando a expressão:

$$f_{DCCA}^{2}(n,i) \equiv \frac{1}{n} \sum_{k=i}^{i+n} (R_{k,X,i} - \widetilde{R_{k}})(R_{k}' - \widetilde{R_{k}}')).$$
(2.41)

Finalmente calcula-se a "detrended", somando todos os N-n intervalos sobrepostos com o tamanho n pela expressão:

$$F_{DCCA}^{2}(n) \equiv \frac{\sum_{i=1}^{N-n} f_{DCCA}^{2}(n,i)}{N-n}.$$
(2.42)

caso $\{x_i\} = \{y_i\}$, as séries serão iguais, conseqüentemente $R_k \equiv R_{k'}$, logo teremos a covariância sem tendência dada pelo método DFA (PODOBNIK; STANLEY, 2008), A figura apresenta um exemplo da auto correlação individual usando o DFA e auto correlação cruzada com o DCCA.



Figura 2.18: Auto correlação individual (DFA) e cruzada (DCCA) em valores absolutos de mudanças de preços (*volatility*) e os volumes negociados (*volume*). tanto pelos índices da *Dow Jones* (DJI) e da *Nasdaq* (*Nasq*), registrados diariamente (*time*), no período de julho de 1993 à novembro de 2003. Fonte (PODOBNIK; STANLEY, 2008)

Utilizando um processo interativo, repete-se o cálculo para diversos tamanhos de intervalos n, para aferir a relaçção entre as flutuações $F_{DFA}^2(n)$ e o próprio tamanho do intervalo n. Caso possua a existência das correlações cruzadas de longo alcance, dizemos que $F_{DCCA}(n)$ aumenta com n através de uma lei de potência, ou seja ,

$$F_{DCCA}(n) \sim n^{\lambda}.$$
 (2.43)

O expoente de auto-afinidade cruzada λ é obtido na prática como o coeficiente angular da reta do gráfico log × log de F_{DCCA} × m, conforme figura 2.18, caso o valor seja negativo será calculado seu módulo.

2.8 Coeficiente de correlação cruzada σ_{DCCA}

Como já vimos anteriormente, se a correlação cruzada é de longo alcance entre essas séries temporais, então pelo DCCA:

$$F_{DCCA}(n) \sim n^{2}$$

com o expoente

$$\lambda \approx \frac{\alpha_{DFA} + \alpha_{DFA'}}{2} \tag{2.44}$$

No caso da correlação cruzada entre y_i com ele mesmo, a covariância e determinada pela função $F_{DCCA}^2(n)$ reduz-se à função de variância retificada $F_{DFA}^2(n)$. O expoente λ quantifica correlações de longo alcance e também identifica a sazonalidade, mas o λ não quantifica o nível de correlações cruzadas. No entanto como apresentado no artigo de (ZEBENDE, 2011), não existe uma relação clara entre λ_{DCCA} e α_{DFA} . Assim Zebende sugeriu neste artigo um novo coeficiente chamado de σ_{DCCA} . O σ_{DCCA} é um coeficiente de correlação cruzada definida como a relação entre a função de covariância retificada F_{DCCA}^2 e a função da variância retificada F_{DFA} , isto é:

$$\sigma_{DCCA} \equiv \frac{F_{DCCA}^2}{F_{DFA}\{y_i\}F_{DFA}\{y_i'\}}$$
(2.45)

Também como apresentado no artigo (ZEBENDE, 2011), ele apresenta uma nova escala de correlação cruzada em séries temporais não estacionárias. O σ_{DCCA} é um coeficiente adimensional que varia entre $-1 \leq \sigma_{DCCA} \leq 1$. O valor de $\sigma_{DCCA} = 0$ significa que não há correlação cruzada, e divide-se o nível de correlação cruzada entre o positivo e o negativo conforme descrito na tabela 2.1, desta maneira este novo coeficiente de correlação cruzada, destina-se a quantificar o nível de correlação cruzada entre séries temporais não estacionárias, como apresentado nas figuras 2.19 e 2.20 a utilização do índice σ_{DCCA} .

Nossa intenção neste trabalho é aplicar os métodos DFA e DCCA mais o σ_{DCCA} na análise dos movimentos e que isso será apresentado adiante.

Tabela 2.1: Índices do coeficiente σ_{DCCA} σ_{DCCA} Condição

- D0011	
1	Perfeita correlação cruzada
0	Não existe correlação cruzada
-1	Perfeita anti correlação cruzada



Figura 2.19: Índice individual entre a abertura e encerramento dos negócios, mais especificamente para Dow Jones NASDAQ. A figura apresenta um gráfico log-log de $F_{DFA} \times n$, com longo alcance, e expoente DFA com lei de potência $\alpha_{DJopen} = \alpha_{DJclose} = 1.47$ e $\alpha_{NJopen} = \alpha_{NJclose} = 1.50$.



Figura 2.20: As correlações cruzadas entre Dow Jones e NASDAQ na Abertura da Dow Jones e Encerramento da NASDAQ, a figura apresenta um gráfico log-log de $F_{DCCA} \times n$ de correlação cruzada de longo alcance em um lei de potência DCCA com os expoentes $\lambda = 1.49$ e $\lambda = 1.51$.

Modelo computacional

A metodologia utilizada neste trabalho, relaciona-se a um procedimento de captação de movimentos e um sistema informatizado que foi o resultado do modelo computacional chamado de "MovimentoCV", poderá será utilizado pelo profissional da área de saúde como: Fisioterapeutas, Fonoaudiólogos ou qualquer profissional que faça uso de padrões nos movimentos. Por esta razão, o seu desenvolvimento será realizado de forma a atender uma série de requisitos descritos no apêndice B, que também utiliza o método de correlação cruzada σ_{DCCA} proposto por (ZEBENDE, 2011), para identificar e mensurar o grau de correlação entre as séries temporais dos movimentos dos *pixel* 's.

Todo levantamento das informações como, filmagens e dados sobre os hemiplégicos, foram obtidos juntamente com o CEPRED (com sua devida autorização), todas as pessoas que participaram de alguma filmagem, assinaram de livre vontade o TERMO DE CON-SENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO, apresentado no apêndice A. O processo de filmagem ocorreu obedecendo alguns procedimentos como a da posição da câmera, formato que a câmera grava o arquivo de vídeo, distância e altura do tri-pé, pano de fundo da filmagem dentre outros elementos que serão descritos nos requisitos não funcionais do sistema no apêndice B.

Não perdendo o foco deste trabalho, todo tratamento da imagem acontece com chamada das biblioteca do OpenCV (*Open Source Computer Vision Library.*), que por sua vez sempre utiliza CODEC's (Compactador-descompactador ou codificador-decodificador de arquivos digitais) que estão instalados no sistema operacional, assim o tratamento da imagem pode não executar de forma correta caso o sistema operacional não tenha a instalação compatível ou exista algum erro de CODEC ou que também possua uma incompatibilidade nos CODEC's padrões do sistema operacional que gerencia os registros de modo independente, fazendo com que as bibliotecas do OpenCV Intel comportem-se de maneira inesperada. Para que este problema seja sanado ou amenizado é aconselhado que os pacotes específicos sejam instalados, isso torna as bibliotecas do OpenCV dependente dos CODEC's instalados no sistema operacional corrente, pois não podemos garantir que o usuário voluntariamente instales outros aplicativos ou CODEC's desconhecidos.

Toda a filmagem deve ser realizada seguindo rigorosamente os requisitos de distância entre a câmera e o paciente, foco do Zoom a área filmada também deve-se garantir que o paciente tenha sempre os cabelos presos ou use uma toca cirúrgica, não permitir que as orelhas possuam brincos, incluir um fundo branco ou azul, a câmera tem que está em um tripé na altura que forme um ângulo de 90° com o pescoço do paciente, a iluminação tem que ser moderada e não incidir diretamente uma luz como holofotes ou direcionar os raios das lâmpadas diretamente ao paciente, fazer que a iluminação seja suficiente e que seja de modo indireto, tudo para garantir uma filmagem sem ruídos, tremores e oscilações.

Na seção a seguir descreveremos todo o modelo computacional empregado nesta dissertação.

3.1 Utilização do Método e do modelo computacional

O modelo computacional e materializado no desenvolvimento de um *software* chamado de *MovimentoCV*. O *software* foi desenvolvido para não ser exigido instalação, assim o mesmo pode ser executado diretamente de um dispositivo móvel, como um *pen-derive*. O *software* está identificado como o nome de "MovimentoCV.exe", associado a um ícone como o da figura 3.1. O *software* foi desenvolvido na linguágem C++ com uso da biblioteca OpenCV, ver os requisitos não funcionais no apêndice B.



MovimentoCV.exe

Figura 3.1: Ícone do *software* MovimentoCV.exe.

MovimentoCV pode processar filmagens previamente gravadas e salvas em um dispositivo qualquer, sempre no formato ".avi" ou processar a filmagem diretamente de uma *webcam*, que pode ser instalada ao micro computador, computador este que deverá executar o MovimentoCV. Em ambos os casos de filmagem (webcam ou arquivo pré-gravado) o MovimentoCV é capaz de transformar as filmagens em séries temporais, e também aplicar os métodos propostos neste trabalho. Todo modelo computacional foi desenvolvido no ambiente gráfico em forma de janelas de fácil operação, possibilitando a análise de todo o vídeo, ou de partes previamente selecionadas.

A figura 3.2 apresenta tela principal de trabalho do *Movimento CV*, que é composto de

Movimento CV					
Principal Video Gráfico Utilidade Ajuda					
	Captura os movimentos Tirar Foto Reiniciar vídeo FPS 0 Frame 0 Horizontal 0 Vertical 0 Tempo (ms) 0 CODEC 0 Para a gravação da WebCam Salva vídeo da WebCam				
<u> </u>	Cor da série <u>[i]</u>				
Frame 0					
0.5 1,00 1,00 0,00					

uma barra de menus como mostrado na figura 3.3.

Figura 3.2: Tela principal de trabalho do software MovimentoCV.

Movimento CV					
Principal	Video	Gráfico	Utilidade	Ajuda	

Figura 3.3: Menu principal de trabalho do software MovimentoCV.

Existe no MovimentoCV uma área que processa o vídeo (em arquivo) ou a executa a web-cam, chamada de área de vídeo, nela é possível visualizar toda a captura dos movimentos como apresentado na figura 3.4. Os movimentos são representados por pequenos traços vermelhos, e seu cumprimento representa a distância que o *pixel* deslocou, como ilustrado na figura 3.5, a soma de todas destas distâncias geram a série temporal apresentada na área de plotagem de gráfico logo abaixo da área de vídeo como apresentado na figura 3.6.

Uma vez que o *MovimentoCV* estiver processando toda a leitura do arquivo oriunda da filmagem ou finalizando a captura atravéz da *webcam*, o próximo passo e salvar a série, em um arquivo texto "txt", utilizando o menu "Gráfico \rightarrow salvar valores do gráfico" como apresentado na figura 3.7. Este procedimento deverá ser repetido para todas as filmagens, pois esta etapa e essencial para que a funcionalidade do *MovimentoCV* aplique o método de correlação descrito nos sub-itens 2.6, 2.7 e 2.8.



Figura 3.4: Área de vídeo do software MovimentoCV, para acompanhamento dos movimentos.



Figura 3.5: Deslocamento dos *pixel's* na posição $i \in i + 1$ gerando uma distâcia pequena e $i' \in i' + n$ gerando uma distâcia maior.



Figura 3.6: Área de contrução do gráfico do software MovimentoCV, para acompanhamento dos movimentos.

Gráf	fico Utilidade Ajuda
	Carregar valores para o gráfico
	Salvar valores do gráfico
	Correlação
	Limpar o gráfico
	Remover as amplitudes das séries

Figura 3.7: Procedimento para salvar os valores das séries desenhadas na área do gráfico.

Os métodos de correlação são aplicados de dois em dois, relacionando sempre em séries e apresentando a sua análise nos gráficos correspondente como apresentado na figura 3.33. Para que *software* aplique os métodos automaticamente basta ir no menu "Gráfico \rightarrow Correlação" ilustrado na figura 3.8, selecionar os dois arquivos de séries temporais respectivamente e o software aplica os métodos de correlação e apresente os resultados na tela de demostração dos gráficos conforme mostrado nas figuras 3.33, 3.35 e 3.34.

3.2 Modelo computacional

O modelo tem como objetivo criar uma ferramenta que possa identificar a variação das diferenças dos movimentos e quantifica-las. Para efetuar esta tarefa, elaboramos um pro-

Gráfico Utilidade Ajuda
Carregar valores para o gráfico
Salvar valores do gráfico
Correlação
ليم Limpar o gráfico
Remover as amplitudes das séries

Figura 3.8: Procedimento aplicar os métodos DFA, DCCA e σ_{DCCA} através do menu do sistema.

cedimento para extração destes movimentos e análise dos mesmos, utilizando os métodos de correlação cruzada DFA, DCCA com o expoente σ_{DCCA} . Uma vez que estes movimentos são capturados através de uma câmera digital ou *webcam*, porém, este passo exige uma atenção nos procedimentos de gravação e manuseio dos equipamentos de filmagem, sendo estes os mais relevantes:

- Distância entre os elementos;
- Brilho;
- Cor do fundo da filmagem;
- Tremor ou balanço da câmera;
- luminosidade do ambiente.

Todos estes procedimentos de filmagens foram testados, para que não houvesse diferença entre as filmagens, e que todas fossem efetuadas nas mesmas condições ou que alguns destes ítens não comprometessem significativamente a extração dos movimentos. Desta forma podemos garantir a qualidade em todas as filmagens e conseqüentemente garantir uma converção dos movimentos em seéries temporais. Para estes experimentos as filmagens deram-se em paciêntes com hemiplegia, isto é com dificuldade de deglutção, e ocorreram sempre de igual forma. Para garantirmos a qualidade da filmagem contamos com a supervisão de um fonoaudiólo, que orientou no processo da filmagem, aconselhando que a deglutição fosse feita com algumas substâncias em uma quantidade de 5ml, ou seja:

- líquido 1 =água;
- Pastoso fino = iogurte;
- Pastoso grosso = iogurte tipo Danette¹;
- Sólido 2 = maçã.

Os pacientes acometidos de diabetes, e que não podem ingerir açúcar, e oferecido uma mistura de solução espersante de amido, com a mesma textura das substâncias citadas.

Como apresentado no capítulo 2 a partir do sub-item 2.6, os métodos são aplicados em séries temporais não estacionárias, e para isso os movimentos devem ser convertidos nestas séries, para ocorrer esta converção assim o modelo computacional proposto executa a filmagem e efetua o tratamento de visão computacional como fluxo ótico e aplica o método de Horn-Schunck como descrito nos sub-ítens 2.4 e 2.5 respectivamente. Isso ocorre para cada quadro da filmagem, possibilitando efetuar uma soma de todos os movimentos dos deslocamentos dos *pixel*'s por quadro, como apresentado na figura 3.9. Assim criando a possibilidade de quantificar todos os movimentos ocorridos naquele quadro, efetuando um somatório dos movimentos de cada quadro e apresentando estes valores em um gráfico. Assim convertemos a filmagem em uma série temporal não estacionária. Para obter os resultados encontrados efetuamos 189 filmagens é dispostos na tabela 3.1 entre pacientes portadores de hemiplegia com deficiência na deglutição e pessoas que foram avaliadas pela Fonoaudióloga e constatada deglutição apta e não portadora de hemiplegia. Seguindo (CAMPOS; COSTA, 2002), as fases da deglutição são a oral, faríngea e esofageana, existindo controvérsia na literatura sobre a existência de uma primeira fase denominada de oral preparatória, para este trabalho as filmagens tem como foco a fase faríngea B e B' visualizadas na figura 3.10, sendo todas as fases descritas abaixo:

• Fase oral preparatória: Fase voluntária, inicia-se com a prova do alimento, sendo misturado com a saliva e então formado o bolo alimentar com tamanho e consistência adequadas para impulsão para faringe e esôfago. Nesse momento a língua tem atuação importante no sentido de deslocar o alimento (sólido) em direção à superfície mastigatória dos dentes, além de misturá-lo com a saliva. Simultaneamente e de maneira coordenada ocorre a elevação da língua em direção ao palato duro

 $^{^1 {\}rm Sobremesa}$ Láctea Cremosa fabricado pela Danone
 ${\rm \ensuremath{\mathbb{R}}}$

(ação: digástricos, genioglossus, genio-hióides e milo-hióideos) e contato do palato mole contra a base da língua (ação: palatoglossus), permitindo a respiração nasal.

- Fase oral: Ainda de maneira voluntária ocorre a elevação e impulsão posterior do bolo alimentar (ação: estiloglosso) em direção aos pilares amigdalianos anteriores e à faringe, iniciando o reflexo da deglutição, cujos receptores estão espalhados pelos pilares amigdalianos, base da língua, epiglote e seios piriformes.
- Fase faríngea: Representada principalmente pelo reflexo faríngeo, comandando por um estímulo motor do IX e X pares cranianos. Nessa fase ocorre a parte mais complexa da deglutição, porém com duração total de apenas um segundo. Conforme o bolo é lançado posteriormente, ocorre reposicionamento do osso hióide anteriormente (ação: geni-hióideo) e superiormente (ação: milo-hióide, estilo-hioideo e digástricos), ocasionando movimento decorrente da laringe nessas direções em encontro com a base da língua que nesse momento se projeta posteriormente, empurrando e horizontalizando a epiglote sobre a supraglote. Esses movimentos musculares ocasionam uma pressão negativa na faringe, que em conjunto com o aumento da pressão supraglótica derivado do encontro e fechamento dos esfíncteres laríngeos (pregas ariepiglóticas, falsas e verdadeiras cordas vocais) causam inibição da respiração e gradiente pressórico favorável para a passagem do bolo para a faringe e esôfago, protegendo as vias aéreas inferiores. Conforme o alimento se dirige à faringe ocorrem contrações do músculo constritor da faringe e elevação do palato mole fechando a nasofaringe, combinado com o relaxamento do músculo cricofaríngeo, também chamado de esfíncter esofágico superior.
- Fase esofágica: Completamente autônoma, mediada pelo nervo vago e gânglios simpáticos cervicais e torácicos, iniciando com a passagem do alimento pelo esfíncter esofágico superior, sendo então o bolo impulsionado pela musculatura esquelética do esôfago cervical e torácico. Existem duas ondas peristálticas, a primária inicia na faringe e vai por todo o esôfago e a secundária que inicia no corpo do esôfago e continua até o estômago. O término da passagem do bolo alimentar se dá na transição esôfago-gástrica, após a passagem pelo esfíncter esofagiano inferior.

Tabela 3.1: Relação das quantidades de filmagens					
	Água	Pastoso 1	Pastoso 2	Sólido 2	
Filmagens com Hemiplegia	31	34	31	25	
Filmagens sem Hemiplegia	16	14	22	16	



Figura 3.9: Trecho de uma filmagem, com aplicação do algoritmo de Horn-Schunck, apresentando os movimentos encontrados pelo próprio algoritmo através do modelo MovimentoCV.



Figura 3.10: Visualização das fases da deglutição.

3.3 Validação dos critérios da filmagem

Para que a filmagem ocorra sempre nas mesmas condições, e que evite a falsa movimentação ou ruídos indesejados, foi adotado condições específicas dos procedimentos de uma filmagem, como: o fundo da filmagem deve ser de cor branca ou azul, totalmente lisa sem manchas ou rugas, a iluminação não deve ser incidida diretamente ao paciente, preferencialmente fixada no teto com 2 lâmpadas de 40 W com 3.000 lumens. E desta forma podemos efetuar a validação dos critérios da filmagem.

3.3.1 Teste de brilho

Foram efetuados alguns testes de brilho, com uma filmagem, para avaliar o comportamentos na detecção dos movimentos capturados pela câmera, Para isso utilizamos o programa chamado "Any Video Converter", programa de distribuição livre e gratúito, para manipular o brilho dos vídeos. Com este programa alteramos o brilho do vídeo de nome "MOV00002.avi" para reduzir 25%, 50% e aumentar 25% e 50%, após a alterar os valores foi efetuado a comparação de todos os valores com o valor da gravação com o brilho original, como apresentado na figura 3.11 . Os arquivos gerados nos testes de redução do brilho de 25% e 50% e aumento de 25% e 50% foram nomeados "menos25P.txt, meno50P.txt, mais25P.txt, mais50P.txt" e para o brilho normal nomeado de "normal.txt"



Figura 3.11: Gráfico da gravação do vídeo com o brilho normal e com redução de 25% e 50% e aumento de 25% e 50%.

Foi efetuado todas as combinações dos testes de brilho para analisar suas correlações utili-

zando o modelo computacional e também a montagem do gráfico com o programa Origins, para verificar se existe inteferência do brilho nas filmagens nas figuras: 3.12, 3.13, 3.14, 3.15, 3.16 - 3.31, apresentam os resultados dos teste



Figura 3.12: Resultado da corelação do brilho de mais 25%e mais 50%.



Figura 3.13: Resultado da corelação do brilho de mais 25%e menos 25%.



Figura 3.14: Resultado da corelação do brilho de mais 25%e menos 25%.



Figura 3.15: Resultado da corelação do brilho de mais 50% e menos 25%.



Figura 3.16: Resultado da corelação do brilho de mais 50%e menos 50%.



Figura 3.17: Resultado da corelação do brilho de menos 25%e menos 50%.



Figura 3.18: Resultado da corelação entre o brilho normal e o brilho com mais 50%.



Figura 3.19: Resultado da corelação entre o brilho normal e o brilho com mais 25%.



Figura 3.20: Resultado da corelação entre o brilho normal e o brilho com menos 25%.



Figura 3.21: Resultado da corelação entre o brilho normal e o brilho com menos 50%.



Figura 3.22: Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho normal e o brilho com mais 25%, nnúmero de frames.



Figura 3.23: Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho normal e o brilho com mais 50%. nnúmero de frames.



Figura 3.24: Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho normal e o brilho com mais 25%. nnúmero de frames.



Figura 3.25: Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho normal e o brilho com mais 50%. nnúmero de frames.



Figura 3.26: Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho de mais 25% e mais 50%. nnúmero de frames.



Figura 3.27: Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho de mais 25% e menos 25%. nnúmero de frames.



Figura 3.28: Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho de mais 25% e menos 50%. nnúmero de frames.



Figura 3.29: Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho de mais 50% e menos 25%. nnúmero de frames.

Com podemos ver que, a incidência de brilho realmente não interfere na detecção dos movimentos, constatando o que afirma (HORN; SCHUNCK, 1980) realmente, pois o σ_{DCCA} de todas as combinações tendem a 1 positivo, caracterizando uma corelação perfeita.

O próximo passo, agora é testar a amplitude dos movimentos, ou seja ao remover a amplitude dos movimentos das séries, logo após a remoção das amplitudes podemos verificar, visualmente, que os movimentos são similares. Neste sentido transformamos a série original na série das diferenças absolutas, com a seguinte equação matemática.



Figura 3.30: Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho de mais 50% e menos 50%.nnúmero de frames.



Figura 3.31: Resultado do σ_{DCCA} cruzando o brilho de menos 25% e menos 50%. nnúmero de frames.

$$dif x_i = |x_{i+1} - x_i| (3.1)$$

O resultado de todas as novas séries das diferenças estão apresentado na figura 3.32 como apresentado na figura 3.33, apresenta uma correlação quase perfeita, também podemos notar que mesmo sem efetuar a tranformação nas séries das diferenças e aplicarmos o método na série normal e na série com 50% a mais de brilho a correlação também é perfeita como apresentado na figura 3.34.



Figura 3.32: Gráfico da nova série das diferenças dos vídeos com o brilho normal, com redução de 25% e 50% e com aumento de 25% e 50% e brilho normal.



Figura 3.33: Aplicação dos métodos, DFA, DCC e σ_{DCCA} nas série que foram removidas as amplitudes, séries normais e mais 50%.



Figura 3.34: aplicação dos métodos, DFA, DCCA e σ_{DCCA} nas série de brilho normal apenas e com direfenças de 50% de brilho.

3.3.2 Teste de repetitividade dos movimentos

Outro teste importante efetuado, foi fazer duas filmagens da mesma pessoa efetuando o mesmo movimento duas vezes em intervalo de tempo distintos utilizando as mesmas condições de filmagem, para analisar se os mesmos movimentos seriam capturados e os mesmos possuiriam o mesmo comportamento, como apresentado na figura 3.35 as filmagens dos vídeos "00043.avi" e "00043.avi" são da mesma pessoa efetuando o mesmo movimento, mostra que as séries tendem a serem correlacionadas logo constatamos que quanto mais sincrônico (o início das duas filmagens sejam dadas no mesmo instante) estão as filmagens mais perfeitamente correlacionada as mesmas serão.

3.3.3 Teste de ambiente e luminosidade

Este teste foi efetuado para analisar a interferência da luminosidade na captura dos movimentos e definir a melhor luminosidade para as filmagens, seguindo os seguintes procedimentos para a filmagem, assim primeiramente ajustamos as distâncias da câmera filmadora no intuito de que a distância entre o tri-pé e a cadeira deve ser de 44cm; a cadeira deve possuir 45cm de altura posicionada como ilustrado na figura 3.37. Finalmente a câmera deve estar aplicando um enquadramento todas da região a ser filmada. Logo em seguida efetuamos a mesma filmagem com os três tipos de luminosidade .


Figura 3.35: aplicação dos métodos, DFA, DCCA e σ_{DCCA} em duas filmagens do paciente 002 normal com deglutição de água aplicando o teste de repetitividade, gráfico gerado pelo modelo computacional.



Figura 3.36: σ_{DCCA} em duas filmagens do paciente 003 normal com deglutição de água aplicando o teste de repetitividade, n número de frames.



Figura 3.37: Ilustração das distâncias utilizadas na gravação dos vídeos.

Todas as lâmpadas são exatamente iguais de marca PHILIPS® modelo: Genie 18W luiz Clara/Fria 110 – $127V \sim 50 - 60H_z$. Os testes foram denominados de : Baixa luminosidade definido com uma lâmpada fluorescent fixada no teto, luminosidade Normal com duas lâmpadas fixadas no teto e Alta luminosidade com três lâmpadas fluorescent de também fixadas no teto. Para analisar a quantidade de luminosidade das filmagens, foi utilizado o software ADOBE® PHOTOSHOPE® PS4², que possui a funcionalidade de montar um histograma da luminosidade das imagens. Quando submetemos as três imagens retiradas das filmagens, os histogramas apresentam as variações, como apresentado nas figuras 3.38, 3.39 e 3.40, dos histogramas de Baixa luminosidade, Normal luminosidade e Alta Luminosidade respectivamente.

Este teste conclui que a luminosidade interfere na captura e na filmagem dos movimentos e que o ideal e ter uma luminosidade entre a normal e a alta como apresentado nos testes, para que tanto a filmagem quanto a captura dos movimentos não sejam comprometidos no ato de efetuar a tranformação para as séries temporais.



Figura 3.38: Histograma ilustrativo de um frame da filmagem com luminosidade Baixa.

Aplicando a detecção dos movimentos nos três testes, geramos três arquivos de séries temporais, em que percebemos uma interferência na baixa luminosidade dificultando a detecção dos movimentos como mostra a figura 3.41 da plotagem das séries Baixa Média e Alta. Na linha de Baixa nota que não foi detectado muitos movimentos por decorrência da incapacidade da câmera capturar as imagens em ambientes mais escuros pois nota-se a continuidade da linha vermelha, provando que o sistema só consegue capturar ruídos da filmagem. Já nos outros dois testes de Média e Normal o sistema pode efetuar a captura dos movimentos produzindo a mesma curva e intensidade como podemos ver a sua seme-lhança nas linhas preta e azul respectivamente.

 $^{^{2}}$ Adobe Photoshop é um *software* caracterizado como editor de imagens bidimensionais do tipo raster (possuindo ainda algumas capacidades de edição típicas dos editores vetoriais) desenvolvido pela *Adobe Systems*, CS4 sigla cujo significado é Creative Suite 4, correspondente a sua décima primeira edição desde seu lançamento, disponível para os sistemas operativos Microsoft Windows e Mac].



Figura 3.39: Histograma ilustrativo de um frame da filmagem com luminosidade Normal.

NAVIGAT	ORH	ISTOGRAM	INFO		▶ •≡
Channel:	Luminos	sity 👻			0
Source:	Entire I	mage			
Mean:	122,43	L	evel:		
Std Dev:	38,63	C	ount:		
Std Dev: Median:	38,63 132	Co	ount: ntile:		

Figura 3.40: Histograma ilustrativo de um frame da filmagem com luminosidade Alta.



Figura 3.41: Plotagem dos testes de luminosidade

Ao aplicar os métodos de validação do modelo, foi detectado uma restrinção que poderá causar problemas na execução e coleta das filmagens, que é a luminosidade, conforme descrito nos tópicos anteriores. A falta da luminosidade adequada pode interferir na captação dos movimentos, impossibilitando que o modelo efetue a captura dos movimentos e por conseqüência apresente resultados não confiáveis. Também é importante ressaltar que ao fazer o uso da *webcam*, este procedimento deve ter a mesma qualidade de luminosidade que é requerida pela filmagem em uma câmera externa, para garantir a qualidade da filmagem.

3.4 Calibração das distâncias do vídeo

Caso os padões de distância não possam de ser aplicados, poderemos efetuar uma calibração via vídeo, com o uso de um papel milimetrado, desenhando dois pontos de 10cm e definindo esta escala no *Software*, assim o sistema poderá efetuar a converção da escala corretamente, como é mostrado nas seqüências das figuras 3.42, 3.43 e 3.44 selecionando no menu "vídeo \rightarrow configurar distância do *pixel*", em seguida informar qual é a distância entre os dois pontos e selecionar os pontos no papel milimetrado.



Figura 3.42: Procedimento para configurar distância do *pixel* através do menu do sistema.

Equevalente em	100	milímetros	
ОК		Cancel	

Figura 3.43: Procedimento para definir qual a distância em milímetros no papel milimetrado.



Figura 3.44: Procedimento para marcar os dois pontos no papel milimetrado capturado pelo sistema.

3.5 Utilização do sistema MovimentoCV

A seguir apresentaremos todas as funcionalidades necessárias para utilização e operação do sistema *MovimentoCV*, como apresentado na figura 3.45, esta é a tela inicial do sistema, composta pela barra de menu indicada, na figura com o número 1, a área de processamento do vídeo, indicada com o número 2, a área onde estão os botões de "*Play*", "*Pause*" e "*Stop*" é a áera de execução do visualizador de vídeo, nela é possível efetuar pausas ou paradas a execução do vídeo. Tembém possui a funcionalidade para capturar os movimentos que atravéz dela e que será capaz de montar e apresentar o gráfico dos movimentos, a área de número 4 está informando o local de montagem do gráfico dos movimentos capturados, neste caso só ele só será montado caso seja escolhida a opção de captura de movimentos. A área de número 5 apresenta as informações técnicas do vídeo como: quantidade de frames por segundo o vídeo foi gerado, frame atual, dimensão do vídeo em horizontal e vertical, tempo percorrido pelo vídeo e o código do CODEC, em que o vídeo foi originalmente gravado. Logo abaixo existe dois botões que possibilitam parar a execução da *webcam* e a gravação da filmagem gerada pela mesma.

3.5.1 Abrindo e analisando uma filmagem

Para iniciar a leitura e execução de uma filmagem, primeiramente devemos abrir o vídeo em questão, escolhendo na barra de menu a opção "vídeo \rightarrow Abrir arquivo de vídeo" como apresentado na figura 3.50, em seguida será apresentado uma janela para que seja capaz de localizar o arquivo de vídeo para a sua devida leitura como apresentado na figura 3.46.

Agora o *MovimentoCV* está apto a processar e ou analisar o vídeo, no entanto para que o sistema seja capaz de analisar as imagens, é necessário selecionar a opção captura dos movimentos conforme ilustrado na figura 3.48. Enquanto está opção estiver marcada a área de montagem do gráfico, será automaticamente impressa como apresentado na figura 3.47, quando a análise estiver terminada o passo seguinte é salvar a série que foi plotada, para isso deveremos ir no menu "Gráfico—Salvar valores do gráfico" como apresentado na figura 3.49, logo aparecerá uma janela para que possa informar o nome e o local do arquivo de dados referente ao gráfico montado similar a figura 3.46.

Movimento CV	
Principal Video Gráfico Utilidade Ajuda 1	3 Captura os movimentos Tirar Foto Reiniciar vídeo FPS 0 Frame 0 Horizontal 0 Vertical 0 Tempo (ms) 0 Para a gravação da WebCam Salva vídeo da WebCam Cor da série Mostra Legendas
Frame 0 6 5 5	
≤ ₀	

Figura 3.45: Apresentação da tela principal do sistema MovimentoCV. 1 Representa o menu; 2 representa a área de apresentação do vídeo; 3 Representa os botões de iniciar parar e pausar o vídeo; 4 Representa a área de montagem do gráfico; 5 Local de informações complementares do vídeo



Figura 3.46: Janela para selecionar uma filmagem em vídeo.



Figura 3.47: Área de plotagem do gráfico após a análise do vídeo.

~			
Captura	a os	movi	mentos
Tirar Foto		Reini	ciar vídeo

Figura 3.48: Opção para efetuar a captura dos movimentos do vídeo selecionado.



Figura 3.49: Menu para Salvar valores do gráfico.

Vide	eo Gráfico Utilidade Ajuda
	Abrir arquivo de vídeo
	Fechar arquivo de vídeo 🗟
	Usar WebCam Área de vídeo →
	Configurar distância do Pixel Configurações avançadas

Figura 3.50: Iniciar a leitura de uma filmagem.

3.5.2 Utilizando a webcam

Para os computadores que tenham *webcam*, o *MovimentoCV* disponibiliza a utilização da webcam para efetuar as filmagens e fazer sua análise, basta fazer o procedimento de ligar a webcam que está disposto no menu "Vídeo \rightarrow Usar a webcam" como apresentado na figura 3.51 e em seguida efetuar os mesmos procedimentos da análise da filmagem como descrito no item "Abrindo e analisando uma filmagem" 3.5.1.



Figura 3.51: Menu para ligar a webcam.

3.5.3 Selecionando parte da filmagem

O MovimentoCV possibilita selecionar partes da filmagem, no intuito de efetuar as devidas análise apenas destas áreas selecionadas, podendo optar por uma área fixa, que será desenhada um retângulo fixo no visualizador do vídeo e apenas será processada a região do retângulo marcado. Também tem a possibilidade, caso a filmagem seja bem movimentada e o paciente não consiga estabilizar verticalmente devido as complicações da hemiplegia, de fazer com que a região selecionada retangular acompanhe a movimentação do vídeo. Sendo assim será possível analisar apenas a região desejada. Outra alternativa útil para esta funcionalidade é quando a aplicação deste método for direcionada a acompanhar os movimentos de criânças, pois poderemos fazer com que o próprio sistema reconheça a face e acompanhe suas movimentações, ou permitir que o próprio sistema descubra uma marcação previamente sinalizada no paciente com um lápis de marcar pele, no formato horizontal com pelo menos 3cm. Todas estas opções estão disponibilizadas no sub-menu "Vídeo \rightarrow Área de vídeo" como visto na figura 3.52. e seu detalhe demonstrado na tabela 3.2

Menu	Acão
Analisa área selecionada (estática)	Analisa apenas a área do retângulo parado na filmagem.
Analisa área selecionada (dinâmica)	Analisa a área do retângulo que acompanha a filmagem.
Analisa apenas a área da face	Analisa e acompanha apenas a área da face reconhecida.
Analisa área marcada com lápis (horizontal)	Analisa e acompanha apenas a marca ção horizontal.

Tabela 3.2: Sub-menu para analisar apenas áreas selecionadas.



Figura 3.52: Selecionar áreas da filmagem ou da webcam para analisar apenas regiões definidas.

3.5.4 Usando o menu de utilidades

O sistema disponibiliza em sua barra de menus algumas funcionalidade denominadas utilidades, composta das seguintes ferramentas: Goniômetro, Solta a tela do vídeo e Aplicar Zoom na parte do vídeo selecionado, como visto na figura 3.54.

O goniômetro é um instrumento de medida em forma semicircular ou circular graduada em 180° ou 360° , utilizado para medir ou construir ângulos como apresentado na figura 3.53. Similar ao goniômetro físico, o goniômetro digital, disponibilizado no menu utilidades, exerce a mesma funcionalidade, apenas diferenciando a maneira de aplicação, pois deve-se primeiramente abrir o vídeo em seguida dar uma pausa e marcar 3 pontos na imagem que se deseja aferir o ângulo como apresentado na figura 3.55.

A funcionalidade para soltar a tela de vídeo, em uma nova janela, serve para que a filmagem seja apresentada no dimensionamento originalmente gravado ou capturado pela



Figura 3.53: Goniômetro "régua física".



Figura 3.54: Menu de utilidades do sistema.



Figura 3.55: Goniômetro "digital".

webcam, pois no sistema a área apresentação principal redimensiona o vídeo sem perder a qualidade ou as proporções da filmagem. A figura 3.56 mostra o comportamento desta funcionalidade.



Figura 3.56: Funcionalidade soltar a tela de vídeo sendo aplicada em um vídeo.

A última funcionalidade do menu utilidade proporciona a visualização de uma parte selecionada da imagem em uma perspectiva de zoom de 1.2X, ampliando-a em uma nova tela, como ilustrado na figura 3.57. Uma observação importante é que esta funcionalidade só terá efeito com as opções de tela solta, captura dos movimentos e analisar área.



Figura 3.57: Funcionalidade de Zoom sendo aplicada em um vídeo.

Resultados, conclusões e perspectivas futuras

O processamento de vídeos digitais e a visão computacional são áreas da computação que estão em constante evolução tecnológica, hoje está presente em diversas áreas de conhecimento, tais como: visão de máquinas, sistemas de vigilância, análise de movimentos humanos, sistemas de rastreamento de pedestres, dentre outras. E neste trabalho apresentamos uma inclusão desta tecnologia na área da fonoaudiologia, analisando filmagens de deglutições, acrescentando a estas técnicas o procedimento de converção dos vídeos em séries temporais e aplicando a análise de correlação e auto correlação cruzada, utilizando os métodos descritos no capítupo 2. Assim, é possível diferenciar e quantificar os movimentos, proporcionando ao profissional mais uma ferramenta de auxílio ao acompanhamento do tratamentos de pacientes.

Mediante os resultados das filmagens (Capítulo 3), o modelo proposto apresenta uma forma de diferenciar e quantificar matematicamente os movimentos, utilizando para isso o método DFA que nos dará a mensuração se a série do movimente é ou não aleatória, o método DCCA efetuando uma correlação entre duas séries de filmagens, possibilitando a análise se estas são ou não persistentes a longo alcance o expoente σ_{DCCA} e produz em forma quantitativa o quanto estas séries são ou não são persistentes. Aplicando este modelo na prática, isto é, em pacientes portadores de hemiplegia, é possível acompanhar o tratamento inicial, guardar todo o seu histórico através das filmagens e com o uso do modelo proposto neste trabalho, analisar matematicamente todas as diferenças entre as filmagens. Tal fato, possibilita a mensuração de forma barata e clara, da deglutição de um indivíduo. Este modelo proporciona a análise dos movimentos capturados e contribui como uma ferramenta auxiliadora ao trabalho do profissional que, além de fazer um diagnóstico visual, poderá contar com uma ferramenta capaz de transformar os movimentos em séries temporais submete-los a análises de correlação, desenhar em graficos os movimentos para melhor interpretação, avaliar e quantificar as diferênças existentes entre eles.

4.1 Resultados

Para obter os resultados, transformamos as filmagens em séries temporais e montamos todos os gráficos de todas as séries, com todas as substâncias de deglutição normal. Podemos analisar visualmente uma uniformidade na seqüência dos pontos nos gráficos, como mostrado na figura 4.1, estes resultados deverão ser submetidos por validações estatísticas mais detalhadas para a comprovação desta uniformidade. Com este comportamento poderemos entender a tendência média que σ_{DCCA} mostra nos gráficos apresentados nas próximas figuras, pois está apresentando os indices entre 0.5 e 1.0, sugerindo então uma corelação entre os movimentos de cada grupo de substância filmada. (ver a figura 4.7).



Figura 4.1: Séries temporais de todos os movimentos de deglutições normais. Visualização da dispersão dos movimentos

Para analisar todas séries e suas auto correlações, montamos uma tabela 4.1, com os valores de α_{DFA} do método para todas as séries. Nota-se que os valores de α_{DFA} seguem uma lei de potência, são bem ajustados dado que para todos eles tiveram um R > 0,90e p < 0,001. Com estes valores foi possível identificar um parão, em termos de seu valor médio, entre um indivíduo hemiplégico e um indivíduo normal, principalmente no que se refere a ingestão de água, pois foi a substância que visualmente em a analisar os gráficos que mais apresentou diferênças entre o paciente normal e o hemiplégico, ver figura 4.6.

Tipo	Substância	Filmagem	α
Normais	Água	00043	0,49
Normais	Água	00044	$0,\!48$
Normais	Água	00052	$0,\!42$
Normais	Água	00053	$0,\!51$
Normais	Água	00060	$0,\!44$
Normais	Água	00068	$0,\!54$
Normais	Água	00069	$0,\!56$
Média			0,49
Desvio padrão			$0,\!05$
Normais	Pastoso 1	00045	0,40
Normais	Pastoso 1	00046	$0,\!42$
Normais	Pastoso 1	00054	$0,\!45$
Normais	Pastoso 1	00055	$0,\!50$
Normais	Pastoso 1	00061	$0,\!46$
Normais	Pastoso 1	00070	$0,\!59$
Normais	Pastoso 1	00071	$0,\!59$
Média			0,49
Desvio padrão			0,08
Normais	Pastoso 2	00047	0,45
Normais	Pastoso 2	00048	$0,\!63$
Normais	Pastoso 2	00049	$0,\!62$
Normais	Pastoso 2	00050	$0,\!33$
Normais	Pastoso 2	00057	$0,\!64$
Normais	Pastoso 2	00062	$0,\!66$
Normais	Pastoso 2	00063	$0,\!42$
Normais	Pastoso 2	00064	$0,\!47$
Normais	Pastoso 2	00065	$0,\!44$
Normais	Pastoso 2	00072	$0,\!48$
Normais	Pastoso 2	00073	$0,\!52$
Média			$0,\!51$
Desvio padrão			$0,\!11$
Normais	Sólido	00051	$0,\!43$
Normais	Sólido	00056	$0,\!52$
Normais	Sólido	00058	0.67

Tabela 4.1: Relação dos α_{DFA} de todas as séries

Normais	Sólido	00059	$0,\!47$
Normais	Sólido	00066	$0,\!59$
Normais	Sólido	00067	$0,\!57$
Normais	Sólido	00074	$0,\!55$
Normais	Sólido	00075	$0,\!53$
Média			$0,\!54$
Desvio padrão			0,07
Hemiplégicos	Água	00076	0,48
Hemiplégicos	Água	00082	0,79
Hemiplégicos	Água	00083	$0,\!68$
Hemiplégicos	Água	00090	$0,\!60$
Hemiplégicos	Água	00091	$0,\!49$
Hemiplégicos	Água	00098	0,75
Hemiplégicos	Água	00099	$0,\!44$
Hemiplégicos	Água	00107	0,78
Hemiplégicos	Água	00108	0,70
Hemiplégicos	Água	00115	$0,\!68$
Hemiplégicos	Água	00116	$0,\!54$
Hemiplégicos	Água	00124	$0,\!67$
Hemiplégicos	Água	00125	$0,\!65$
Hemiplégicos	Água	00126	$0,\!65$
Hemiplégicos	Água	00127	0,77
Hemiplégicos	Água	00132	$0,\!51$
Hemiplégicos	Água	00133	$0,\!61$
Hemiplégicos	Água	00140	$0,\!69$
Hemiplégicos	Água	00141	0,71
Hemiplégicos	Água	00149	$0,\!67$
Média			$0,\!64$
Desvio padrão			0,10
Hemiplégicos	Pastoso 1	00077	$0,\!64$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00084	$0,\!60$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00085	$0,\!48$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00092	$0,\!44$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00093	$0,\!43$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00100	$0,\!53$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00101	$0,\!52$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00102	$0,\!44$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00109	$0,\!45$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00110	$0,\!48$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00117	$0,\!47$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00118	$0,\!68$

Hemiplégicos	Pastoso 1	00128	$0,\!57$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00129	0,70
Hemiplégicos	Pastoso 1	00134	$0,\!55$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00135	$0,\!69$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00142	$0,\!47$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00143	$0,\!47$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00151	0,48
Hemiplégicos	Pastoso 1	00152	$0,\!62$
Hemiplégicos	Pastoso 1	00153	$0,\!52$
Média			$0,\!53$
Desvio padrão			0,09
Hemiplégicos	Pastoso 2	00079	0,44
Hemiplégicos	Pastoso 2	00086	0,44
Hemiplégicos	Pastoso 2	00094	0,60
Hemiplégicos	Pastoso 2	00095	$0,\!65$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00103	$0,\!37$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00104	$0,\!54$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00111	$0,\!57$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00112	$0,\!53$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00119	$0,\!63$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00120	$0,\!42$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00121	0,76
Hemiplégicos	Pastoso 2	00130	$0,\!64$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00136	$0,\!66$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00137	$0,\!63$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00138	$0,\!59$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00144	$0,\!64$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00146	$0,\!65$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00147	$0,\!66$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00154	$0,\!57$
Hemiplégicos	Pastoso 2	00155	$0,\!56$
Média			0,58
Desvio padrão			0,10
Hemiplégicos	Sólido	00080	0,70
Hemiplégicos	Sólido	00081	$0,\!58$
Hemiplégicos	Sólido	00088	$0,\!67$
Hemiplégicos	Sólido	00089	$0,\!37$
Hemiplégicos	Sólido	00096	$0,\!45$
Hemiplégicos	Sólido	00097	0,26
Hemiplégicos	Sólido	00105	0,73
Hemiplégicos	Sólido	00106	$0,\!42$

Hemiplégicos	Sólido	00113	0.56
Hemiplégicos	Sólido	00114	0,50
Hemiplégicos	Sólido	00122	0,55
Hemiplégicos	Sólido	00122	0,35
Hemiplégicos	Sólido	00125	0,30 0.77
Hemiplégicos	Sólido	00139	$0,11 \\ 0.46$
Hemiplégicos	Sólido	00148	0.56
Hemiplégicos	Sólido	00156	0,79
Hemiplégicos	Sólido	00157	$0,\!65$
Média			0,56
Desvio padrão			$0,\!15$

Como vimos nos resultados apresentados, o índice α_{DFA} conforme a tabela 4.1, é possível identificar antecorrelação entre os movimentos da deglutição de água e pastoso 1 dos pacientes normais e hemiplégicos, e verificar se o índice aproxima-se de 0.5 pois assim esta série será aleatória, ou seja, o movimento tende a não se repetir, este comportamento pode ser visto nos gráficos montados dos movimentos dos pacientes normais e hemiplégicos conforme ilustrado nas figuras 4.2, 4.3, 4.4 e 4.5.



Figura 4.2: α_{DFA} dos movimentos de todos os pacientes normais e hemiplégicos da deglutição de agua.

A figura 4.2, apresenta os movimentos da deglutição de água dos pacientes normais e

hemiplégicos bem diferenciado e aparentemente mostra um resultado para os movimentos da deglutição do pacientes hemiplégicos em sua maioria com o índice α DFA acima de 0.5, notamos que apenas 5 pacientes apresentaram movimentos com o índice α DFA igual a 0.5, que ao analisar os históricos destes, notou que eles são pacientes em estado final do tratamento ou já concluiu o tratamento e está aguardando a alta médica.



Figura 4.3: α_{DFA} dos movimentos de todos os pacientes normais e hemiplégicos da deglutição de pastoso 1.

Após analise dos resultado obtidos acima, utilizamos os resultados médios dos α_{DFA} destes valores, que em uma análise visual se mostraram mais relevante, para este caso, montamos um gráfico que apresenta visualmente esta diferênça entre os movimentos conforme apresentado na figura 4.6, onde é possível avaliar e principalmente identificar as correlações das séries dos movimentos, este resultado possibilita um meio de definir padrões nos deslocamentos das imagens digitais, em especial a da filmagem de deglutição de água.

Após estes resultados acima citados, obtivemos os resultados das suas corelações cruzadas, efetuando todas as cobinações de dois em dois das séries dos movimentos de deglutição normal, com o fim de obter o índice σ_{DCCA} e analisar se existe um padrão nestes movimentos. Com os resultados das combinações montamos todos os gráficos de σ_{DCCA} , para as deglutições de água, pastoso 1, pastoso 2 e sólido 2, dos pacientes normais, ou seja, ver a figura 4.7. Como podemos ver a média dos índices σ_{DCCA} pode sugerir um padrão entre os movimentos, pois esta média que está apresentada nos gráficos está entre os valores 0.5



Figura 4.4: α_{DFA} dos movimentos de todos os pacientes normais e hemiplégicos da deglutição de pastoso 2.



Figura 4.5: α_{DFA} dos movimentos de todos os pacientes normais e hemiplégicos da deglutição de sólido.



Figura 4.6: Média de todos os α_{DFA} das séries de pacientes normais e hemiplégicos com seu desvio padrão.

e 1.0 caracterizando correlação cruzada entre eles, como é visível nas figuras mencionadas.

Outro resultado obtido, foi quando efetuamos uma comparação da deglutição de água de uma pessoal normal com uma portadora de hemiplégica. Podemos perceber conforme a figura 4.8, que o σ_{DCCA} está próximo do índice 0, indicando uma não correlação no cruzamento dos movimentos, sugerindo que os movimentos são diferentes e não são correlatos. Outra correlação efetuada foi a da deglutição da substância pastoso 2 entre paciente normal e um hemiplégico, neste o resultado se equivale ao apresentado anteriormente, pois o σ_{DCCA} também está nas proximidade de zero sugerindo que movimentos são distintos entre si, conforme visto na figura 4.9. Outro resultado obtido foi a comparação entre paciente hemiplégico efetuando o mesmo tipo de deglutição com a substância pastoso 2, neste experimento foi utilizado uma mulher e um homem, conforme apresentado na figura 4.10, o índice σ_{DCCA} está próximo a 1, sugerido que os movimentos são correlacionados, isto é, eles tendem a produzir o mesmos movimentos, mesmo que, fisicamente a glote masculina tenda a ser mais protuberante que a feminina, causando uma série de movimentos visivelmente maior, porém a análise mostra similaridade nos movimentos.



Figura 4.7: Expoente de correlação cruzado de todos os σ_{DCCA} das deglutições normais. no eixo x o n representa o número de frames, Linha contínua representando o valor médio



Figura 4.8: Resultado do σ_{DCCA} de uma deglutição de água, entre um paciente normal (00043.txt) e um hemiplégico (MOV00010.txt), no eixo x o n representa o número de frames.



Figura 4.9: Resultado do σ_{DCCA} de uma deglutição da substância pastoso 2, entre um paciente normal(00057.txt) e um hemiplégico(MOV00007.txt). no eixo x o n representa o número de frames



Figura 4.10: Resultado do σ_{DCCA} de uma deglutição da substância pastoso 2, entre dois pacientes hemiplégicos Homem (MOV00015.txt) × Mulher(MOV000016.txt). no eixo x o n representa o número de frames

Após os resultados individuais apresentados anteriormente, efetuamos todas as combinação das séries temporais de todos os pacientes normais e hemiplégicos deglutindo água, para veficicação da existência de alguma similaridade dos movimentos, uma vez que nos testes de correlação de apenas dois pacientes um normal e um hemiplégico o expoente σ_{DCCA} sempre está indicando o valores próximos de zero. Em seguida geramos o gráfico para a análise, conforme apresentado na figura 4.11. Podemos perceber que a média dos índices variam nas proximidades de zero, sugerindo visualmente pela a análise da média uma não correlação dos movimentos e sugerido suas diferenças.



Figura 4.11: Média dos índices σ_{DCCA} de todas as combinações entre pacientes normais e hemiplégicos deglutindo água.

Analisando a corelação cruzada da série temporal de uma deglutição da substância sólida entre um paciente normal e um hemiplégico, percebemos que o valor do índices σ_{DCCA} apresenta o resultado de não similaridade, este comportamento sugere que os dois movimentos são diferentes, conforme apresentado na figura 4.12. Nesta figura podemos verificar que σ_{DCCA} está tendendo a ser negativo e próximo de zero.



Figura 4.12: Comparação de uma deglutição da substância sólido entre um paciente normal (00067.txt) e um hemiplégico (MOV0009.txt).

4.2 Conclusões e perspectivas futuras

Este trabalho vem responder a hipótese de que foi possível desenvolver um método de deteção de padrões nos deslocamentos dos *pixel*'s em uma filmagem digital de deglutição, materializado no modelo computacional denominado MovimentoCV que traz consigo todos os métodos propostos nos capítulos anteriores bem como sua aplicações, pois cada método e índice que foi utilizado colabora para determinar e quantificar os movimentos capturados, na perspectiva de um usuário deste modelo a interpretação destes métodos dar-se-ão na seguinte forma:

- Para o DFA produzirá uma análise de descontinuidade do movimento caso o índice aproxime-se a 0.5 ou seja uma correlação com ele mesmo;
- Para o DCCA apresenta o se dois movimentos estão co-relacionados ou se eles persistem a longo alcance ou seja uma correlação cruzada entre duas séries de dois movimentos;
- Par o índice σ_{DCCA} estabelece a mensuraão de quanto as duas séries são co-relacionadas ou seja qual o nível de correlação cruzada que duas séries possuam.

Esta análise se aplica a detecção de movimento, que no nosso caso é o movimento da deglutição.

Como proposto no capítulo 2, um resultado prático que contribui para o sucesso deste trabalho é que este seja aplicado em qualquer lugar e em qualquer momento, basta possuir um computador portátil e uma *webcam*, pois este sistema foi desenvolvido em uma arquitetura que possibilita ser executado diretamente em um dispositivo móvel como em um *pen drive*, dispensando qualquer tipo de instalação local. A possibilidade de guardar todas as filmagens como os acompanhamentos e efetuar a análise a qualquer instante, isto pode resultar em um banco de informações dos pacientes assistidos pelos profissionais, formando uma rica e vasta base de conhecimento para pesquisas futuras. Este modelo computacional proporciona mobilidade para todos os usuários, também possui uma fácil utilização e operação, pois foi desenvolvido uma interface gráfica de simples operação e interação com o usuário. Sendo uma ferramenta prática na utilização dos multirões médicos, com o objetivo de atender em locais do interior do estado. Tal fato permitirá uma maior inclusão digital tanto ao profissional quanto ao paciente. No futuro poderemos melhorar a estatística dos resultados, aumentando o número da amostra das filmagens, a fim de termos subsídios para uma nova pesquisa que indique padrões de normalidades ou de disfagia e também deve ser submetido a uma aclibração comparativa entre ele e exames feitos usando bio imagem. Como podemos notar, visualmente, na figura 4.6 as maiores diferenças de auto correlação estão apresentadas nos movimentos da deglutição de água e pastoso 1, sendo os movimentos dos pacientes normais possuem um valor de α médio aproximadamente de caso aleatório, descrevendo uma série descorrelacionada. Por este motivo podemos supor que estas séries estão relacionadas aos movimentos automáticos, como os da respiração o da marcha e os batimentos cardíacos, nas séries extraídas dos movimentos dos hemiplégicos vemos na média o valor de α_{DFA} como comportamento persistente, que podemos supor, por decorrência da patologia, que tais movimentos deixaram de ser involuntários. Aqui surge a possibilidade investigatória de uma nova pesquisa, a fim de explicar os motivos destas diferenças. O método e o modelo computacional proposto neste trabalho, pode ser aplicado a inúmeras áreas de conhecimento.

Hoje já está acessível e validado modelos que detectam alterações cardíacas, modelo este que minimiza o risco de morte de um paciente, ou até mesmo evita procedimentos evasivos, com esta mesma linha de pesquisa posso sugerir para atividades futuras que o modelo computacional proposto nesta dissertação possa ser aplicado para avaliar padrão respiratório, uma vez que este tipo de modelo ainda não foi iniciado, e que isto possa ser de grande valia para a medicina.

Termo de consentimento livre esclarecido

TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

Pesquisador: Arleys Pereira Nunes de CastroOrientador: Gilet Figueira ZebendeCo-orientador: José Garcia Vivas Miranda

Você está sendo convidado (a) a participar como voluntário (a) da pesquisa que tem como tema : CRIAÇÃO DE UM MODELO DE PADRÕES NOS MOVIMENTOS COMPLE-XOS NA DEGLUTIÇÃO, NÃO PERCEPTÍVEIS AO OLHO.

O estudo será desenvolvido no Centro Estadual de Prevenção e Reabilitação das Deficiências - CEPRED, situada na 4^{a} avenida - Plataforma 06, lado B N^o 4 - Iguatemi, Salvador- BA, mediante assinatura desse termo. Os objetivos desta pesquisa é propor um método de detecção de padrões da dinâmica dos movimentos complexos dos *pixel*'s, mais especificamente nas filmagens digitais dos movimentos da deglutição.

Sua participação nesta pesquisa consistirá em ser submetido a uma filmagem, com uma câmera digital, da região do pescoço no momento de uma deglutição nas posições frontal e perfil. É importante ressaltar que não será realizado nenhum procedimento que lhe traga qualquer desconforto ou risco a sua vida. Os benefícios relacionados a sua participação contribuirão para o desenvolvimento da pesquisa na área de fonoaudiologia e da modela-gem computacional.

A participação nesse estudo é voluntária, sendo permitida a sua interrupção a qualquer momento, sem que isso incorra em penalidades ou prejuízos na relação com o pesquisador ou com a instituição onde será realizada a pesquisa. Você poderá solicitar esclarecimentos sobre qualquer aspecto da pesquisa quando precisar. Caso aceite participar, gostaríamos que soubesse que a sua identidade será mantida em absoluto sigilo, não sendo de maneira alguma associada às informaçõem obtidas neste estudo. Os resultados obtidos serão utilizados para fins científicos. Dessa forma, solicitamos autorização para que essas informações sejam divulgadas em meios científicos, como revistas, jornais e congressos. Informamos que essa pesquisa atende à Resolução 196/96 do Conselho Nacional de Saúde, que regulamenta as pesquisas envolvendo seres humanos, tendo sido previamente avaliada e aprovada pelo Comitê de ética em Pesquisa da Universidade Federal da Bahia do Instituto de Saúde Coletiva, através do parecer número 004/11.

Pela participação no estudo, você não receberá qualquer valor em dinheiro, mas terá a garantia de que todas as despesas necessárias para a realização da pesquisa não serão de sua responsabilidade, e sim do pesquisador. Caso aceite participar, você receberá cópia desse consentimento.

Sem mais, os responsáveis pela pesquisa se põem a sua disposição e de seus familiares para esclarecer dúvidas referentes a esse estudo através do telefone :8175-3138

Agradecemos sua participação nessa pesquisa.

Declaro que expliquei ao voluntário da pesquisa o objetivo do estudo, os procedimentos requeridos e as possíveis vantagens que poderão advir do estudo, usando o melhor do meu conhecimento.

Arleys Pereira Nunes de Castro

Gilet Figueira Zebende - SENAI/CIMATEC (Orientador) José Garcia Vivas Miranda - UFBA (Có - orientador)

Declaro para os devidos fins que li as informações contidas nesse documento, fui devidamente informado(a) pelo(a) pesquisador(a) responsável quanto aos procedimentos que serão realizados, entendi os objetivos, riscos e benefícios de minha participação na pesquisa e concordo em participar.

Salvador, — / — /—

Voluntário / Responsável

Requisitos Funcionais e Não Funcionais

Requisitos funcionais descrevem as funcionalidades ou serviços que se espera do sistema (funções precípuas do sistema). Requisitos não funcionais são requisitos não diretamente relacionados às funções precípuas do sistema.

B.1 Requisitos Funcionais

B.1.1 Requisito: RF01 - Analisar Filmagem

Descrição: Permitir selecionar arquivo de vídeo e optar pelos critérios de avaliação da análise;

Responsável: Usuário.

Informações necessárias para a avaliação:

- Arquivo de vídeo selecionado;
- Área do vídeo devidamente selecionada ou toda a área do vídeo.

São os Critérios de avaliação:

- Toda área do vídeo;
- Parte do vídeo estático;
- Parte do vídeo dinâmico, acompanha o movimento da filmagem;

- Parte do vídeo dinâmico, acompanha a marcação vertical feito através de uma marca horizontal na pele do paciente;
- Acompanha o movimento da face do paciente.

Descrição de Exceção: Caso o vídeo não seja carregado, aparecerá uma mensagem que primeiro deve-se carregar um vídeo.

Pós Condição

Permitir gravar toda a série gerada pela a análise do vídeo em um arquivo txt (texto)

B.1.2 Requisito: RF02 - Usar webcam

Descrição: Permitir efetuar todas as funcionalidades do RF01 utilizando a webcam.

Responsável: Usuário

Informações necessárias para o uso da funcionalidade:

• Possuir uma webcam, instalada no computador.

Após a filmagem deve ser facultado a possibilidade de gravação das imagens geradas pela webcam.

Descrição de Exceção:

Caso não possua a webcam instalada, aparecerá uma mensagem "Erro ao tentar abrir a webcam! webcam inexistente ou desligada !!Verifique a sua correta instalção e torne a executar esta opção"
B.1.3 Requisito: RF04 - Manter proporção da imagem original

Descrição: Permitir manter a proporção das distâncias reais e da gravada, para que a mensuração digital seja exatamente igual a mensuração física;

Responsável: Usuário;

Informações necessárias para a análise da área do video:

- O vídeo deve ser previamente carregado;
- Montagem de papel milimetrado definindo uma distância para referência.

No momento da filmagem, apresentar para a câmera o papel milimetrado com dois pontos marcados devidamente medidos e apresentado suas distância para que o sistema saiba efetuar a conversão das distâncias.

Descrição de Exceção:

Caso o vídeo não seja carregado apresentar mensagem para carregar o vídeo; Caso a webcam não tenha sido instalada ou o computador não reconheça, apresentar mensagem de erro.

Não continuar a execução da funcionalidade em nenhum das condições acima citadas.

B.1.4 Requisito: RF05 - Analisar área de vídeo

Descrição: Permitir analisar áreas predeterminadas dos vídeos em execução independente se gravados ou de capturados da webcam;

Responsável: Usuário;

Informações necessárias para a análise da área do vídeo:

- A opção capturar os movimentos deverá ser selecionada;
- O vídeo deve ser previamente carregado;
- Ou a webcam deve está conectada e funcionando;

Descrição de Exceção:

Caso o vídeo não seja carregado apresentar mensagem para carregar o vídeo;

Caso a captura de movimentos não tenha sido selecionada apresentar mensagem de erro; Caso a webcam não tenha sido instalada ou o computador não reconheça, apresentar mensagem de erro;

Não continuar a execução da funcionalidade em nenhum das condições acima citadas.

B.1.5 Requisito: RF06 - Efetuar mensuração de ângulos

Descrição: Permitir analisar ângulos a partir de 3 pontos selecionados do vídeo;

Responsável: Usuário;

Informações necessárias para a análise da área do video:

- O vídeo deve ser previamente carregado;
- Ou a webcam deve está conectada e funcionando;

Descrição de Exceção:

Caso o vídeo não seja carregado apresentar mensagem para carregar o vídeo;

Caso a captura de movimentos não tenha sido selecionada apresentar mensagem de erro; Caso a webcam não tenha sido instalada ou o computador não reconheça, apresentar mensagem de erro,

Não continuar a execução da funcionalidade em nenhum das condições acima citadas.

B.2 Requisitos Não Funcionais

B.2.1 Requisito: RNF01 - Execução em pendrives

Descrição: Fornecer recurso de execução da aplicação em um dispositivo móvel sem a necessidade de instalação local.

B.2.2 Requisito: RNF02 - Ambiente visual

Descrição: Todos os botões devem ser intuitivo e com a descrição clara de sua funcionalidade, e na medida que couber ilustrá-lo com imagens;

B.2.3 Requisito: RNF03 - Ambiente da filmagem

Descrição: A filmagem deve obedecer os seguintes critérios:

- Distancia entre o tri-pé e a cadeira deve ser de 44cm;
- A cadeira deve possuir 45cm de altura do acento para o chão;
- Câmera deve esta aplicando um enquadramento todas da regiaão a ser filmada;
- Câmera deve possuir resolução mínima de 800x600 Pixel;
- Câmera deve possuir qualidade mínima de gravação de 30 frames por segundo;
- O fundo da filmagem deve ser de lona branca ou azul sem rugas;
- A iluminação deve ser direta e acima do objeto a ser filmado.

Para realizar a filmagem deve ser usado no mínimo 2 lâmpadas com as seguintes características: lâmpada fluorescence Clara/Fria $110 - 127V \sim 50 - 60H_z$ 1=245mA $Ta = -10^{\circ}C \sim +50^{\circ}C$ $Tc = 50_c$ K, 1040lm 58lm/W $FP \ge 0,50OB$ ou superior.

B.2.4 Requisito: RNF04 - Ambiente de desenvolvimento e arquitetura

Descrição: O desenvolvimento do sistema utiliza as seguintes especificações:

- Interface Microsoft Visual Studio 2010 _®;
- Linguagem de desenvolvimento C++ com o compilador GCC;
- Arquitetura em janelas executada no sistema operacional *Windows*_®;
- Arquitetura em camadas com objetos reutilizáveis orientado a objetos;
- Biblioteca OpenCV 2.1;

Diagrama de Caso de Uso

Apresentado na figura C.1 o diagrama de caso de uso do sistema "MovimentoCV" que descreve de forma gráfica as funcionalidade macros, proposta para o sistema, que foi projetado.



Figura C.1: Diagrama de caso de uso

Diagrama de Classe



Figura D.1: Diagrama de classe

Diagrama de Estados

Está apresentado na figura E.1 o diagrama de estado, com a sequência das mudanças de estado do sistema.



Figura E.1: Diagrama de estados

Apêndice F

Recibo comitê de ética

Apresentado na figura F.1 o recibo de entrega ao comitê de ética.

MINIST Consel	ÉRIO DA SAÚDE ho Nacional de Saúde		
PROJETO RE	ICEBIDO NO CEP	CAAE - 000	6.0.069.000-11
Tecnologias e Inova	rsa ções em reabilitação de deficiências.		
Área(s) Temática(s) Especial(s) Não se aplica		Grupo	Fase Não se aplica
	Pesquisador Res	ponsável	Contraction of the local division of the loc
CPF 56752199515	Pesquisador Responsável JOSE GARCIA VIVAS MIRANDA	- pf & humi ki	<u>wuxa di karne llo-</u> ssinatura
	Comité de l	tica /	
Data de Entrega 17/03/2011	Recebimento:	Assinatura	

Este documento deverá ser, obrigatoriamente, anexado ao Projeto de Pesquisa.

Figura F.1: Recibo de entrega do comprovante do comitê de ética que deve ser obrigatoriamente anexado ao projeto de pesquisa

Apresentado na figura F.2 o protocolo de entrega ao comitê de ética.

DE SAUDE COLETA
1 X X X
A REAL PRIMA TOWN

Universidade Federal da Bahia Instituto de Saúde Coletiva Comitê de Ética em Pesquisa Rua Augusto Viana, s/nº - Canela – Salvador – Bahia - CEP 40110-040 Tel: (71) 3283.7441 - Fax: (071)3283.7460 - e-mail:cepisc@ufba.br

PROTOCOLO DE ENTREGA: DOC. Nº 004-11/CEP-ISC

Pesquisador(a): JOSE GARCIA VIVAS MIRANDA

Projeto: "Tecnologias e Inovações em reabilitação de deficiências.."

Recebido em 17/03/11

Jacinéa S. Santana Secretária CEP/ISC

Figura F.2: Protocolo de entrega ao comitê de ética.

Referências Bibliográficas

BRADSKI, G.; KAEHLER, A. OReilly Learning OpenCV. [S.l.: s.n.], 2008.

CAMPOS, C. A. H.; COSTA, H. O. O. Tratado de Otorrinolaringologia. [S.l.: s.n.], 2002.

COSTA, R. L.; VASCONCELOS, G. L. Long-range correlations and nonstationarity in brazilian stock market. *Physica A*, v. 329, p. 231–248, 2003.

FILHO, A. M. da S. *Mestre em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial.* Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Tecnologia SENAI CIMATEC, 2009.

GOLDBERGERA, A. L.; PENG, C.-K.; LIPSITZB, L. A. What is physiologic complexity and how does it change with aging and disease? *Neurobiology of Aging*, v. 23, p. 23–26, 2002.

HAUSDORFF, J. M. et al. Fractal dynamics of human gait: stability of long-range correlations in stride interval fluctuations. *Journal of Applied Physiology*, v. 80, p. 1448–1457, 1996.

HORN, B.; SCHUNCK, B. "determining optical flow".artificial intelligence. Laboratory, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA 02139, U.S.A., v. 17, p. 185–203, 1980.

HUANG, H. K. PACS AND IMAGING INFORMATICS BASIC PRINCIPLES AND APPLICATIONS. [S.l.: s.n.], 2004.

INTEL. Open Source Computer Vision Library - Reference Manual. [S.l.], Dezembro 2000. Disponível em: http://developer.intel.com>.

IVANOV, P. C. et al. Scaling behaviors of heartbeat intervals obtained by wavelet-based time-series analysis. *Nature, England*, v. 383, p. 323–327, 1996.

IVANOVA K.AND AUSLOOS, M. Application of the detrended fluctuation analysis (dfa) method for describing cloud breaking. *Physica A*, v. 274,, p. n. 1, p. 349–354, 1999.

JäHNE, P. B. Digital Image Processing. [S.l.: s.n.], 2002.

LAGANIERE, R. OpenCV 2 Computer Vision Application Programming Cookbook. [S.l.]: Packt - Publishig, 2011.

LESSA, I. Epidemiologia das doenças cérebro vasculares no brasil. *Rev. Soc. Cardiol. Estado de São Paulo*, V.4, p. 176–186, 1999.

LIU, Y.; CIZEAU, P.; MEYER, M.; PENG, C.-K.; STANLEY, H. E. Correlations in economic time series. *Physica A*, v. 245, p. 437–440, 1997.

MANDELBORT, B. B. *The Fractal Geometry of Nature*. [S.1.]: International Businness Machines, 1983.

PATTANTYUS, A. M.; KIRALLY, A.; JANOS, I. M. Nonuniversal atmospheric persistence: Different scaling of daily minimum and moscimum temperatures. *Physical Review E*, v. 69, p. 021110–1–021110–7, 2004.

PENG, C. et al. Mosaic organization of dna nucleotides. *Physical Review E*, United States, v. 49, n. 2, p. 1685–1989, 1994.

PODOBNIK, B.; STANLEY, H. E. Detrended cross-correlation analysis: A new method for analyzing two non-stationary time series. *Physical Review Letters*, v. 100 N.8, p. 084102,, 2008.

SIWZ, Z.; AUSLOOS M.; IVANOVA, K. Correlation studies of open and closed state fluctuations in an ion channel: Analysis of ion current through a large conductance locust potassium channel. *Physical Review E*, v. 65, p. 031907–1–031907–6, 2002.

YANG, K.; SHAHABI, C. On the stationarity of multivariate time series for correlationbased data analysis. *University of Southern California Los Angeles, CA 90089-0781*, IEEE Computer Society, Washington,, 2005.

ZEBENDE, G. F. Dcca cross-correlation coefficient: Quantifying level of cross-correlation. *Physica A*, v. 390, p. 614–618, 2011.

Método de detecção de padrões na dinâmica dos movimentos complexos na deglutição de um indivíduo.

Arleys Pereira Nunes de Castro

Salvador, 30 de Março de 2012.