



TRABALHO DE GRADUAÇÃO

**INTERFACE GRÁFICA PARA ANÁLISE DE
SINAIS DO SISTEMA CARDIORRESPIRATÓRIO**

Por,
Luisa Santiago Contreiras Brito da Silva

Brasília, Julho de 2015



**ENGENHARIA
MECATRÔNICA**
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
Faculdade de Tecnologia
Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação

TRABALHO DE GRADUAÇÃO

**INTERFACE GRÁFICA PARA ANÁLISE DE
SINAIS DO SISTEMA CARDIORRESPIRATÓRIO**

POR,

Luisa Santiago Contreiras Brito da Silva

Relatório submetido como requisito parcial para obtenção
do grau de Engenheiro de Controle e Automação.

Banca Examinadora

Prof. Flavia Maria G. S. A. Oliveira, UnB/ ENE (Orientador) _____

Prof. João Luiz Azevedo de Carvalho, UnB/ ENE _____

Prof. Adson Ferreira da Rocha, UnB/FGA _____

Brasília, Julho de 2015

FICHA CATALOGRÁFICA

SILVA, LUISA SANTIAGO CONTREIRAS BRITO DA
Interface gráfica para análise de sinais do sistema cardiorrespiratório,

[Distrito Federal] 2015.

xiii, 95p., 297 mm (FT/UnB, Engenheiro, Controle e Automação, 2015). Trabalho de Graduação – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

1.Sistema cardiorrespiratório
3.Identificação de sistemas

2.Processamento de sinais
4.Matlab

I. Mecatrônica/FT/UnB

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

SILVA, L. S. C. B. da, (2015). Interface gráfica para análise de sinais do sistema cardiorrespiratório. Trabalho de Graduação em Engenharia de Controle e Automação, Publicação FT.TG-nº 06/2015, Faculdade de Tecnologia, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 95p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Luisa Santiago Contreiras Brito da Silva.

TÍTULO DO TRABALHO DE GRADUAÇÃO: Interface gráfica para análise de sinais do sistema cardiorrespiratório.

GRAU: Engenheiro

ANO: 2015

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias deste Trabalho de Graduação e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desse Trabalho de Graduação pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

Luisa Santiago Contreiras Brito da Silva
SQS 313 Bloco C ap 506 – Asa Sul.
70382-030 Brasília – DF – Brasil.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a minha família, em especial à minha mãe Christiane, meu pai Fernando e minha irmã Beatriz. Vocês são a base de todo o meu conhecimento e de todas as minhas conquistas. Obrigada por todas as oportunidades que me deram, pela paciência (muita paciência!) e, mais que tudo, por estarem sempre do meu lado.

Agradeço à minha orientadora, professora Flavia, por um excelente ano de trabalho. Seu acompanhamento constante, sua atenção e cordialidade foram excepcionais e fizeram desta experiência a mais prazerosa possível. Obrigada por me guiar neste novo universo de conhecimentos.

Agradeço ao meu namorado, amigo, colega de curso e eterna dupla de trabalhos, Pedro. Seu companheirismo, apoio, carinho e trabalho me permitiram não somente produzir este trabalho, mas a aproveitar o máximo dessa experiência que poderia ter sido tão mais difícil e desgastante, a graduação.

Agradeço aos meus colegas de curso e veteranos, que foram uma rede de apoio, apontando o caminho e fornecendo suporte desde o início. Em especial os veteranos Guiga, Marcela e George, que sempre me ajudaram quando precisei, e aos colegas da turma 25.

Por fim, agradeço aos meus amigos, que me ajudaram a superar todas as dificuldades e que permaneceram ao meu lado, sendo sempre tão compreensivos com minha ausência. Amanda, Guigo, PP, Ian, Coxinha, Pry, Luma e Panhol, obrigada por todos esses anos, todas as conversas e todos os conselhos.

Luisa Santiago

RESUMO

O presente trabalho apresenta o desenvolvimento de uma *toolbox* para uso em Matlab, o CRSIDLab. O trabalho foi desenvolvido com base no ECGLab, uma *toolbox* para processamento e análises de sinais do eletrocardiograma (ECG) e da variabilidade da frequência cardíaca (VFC). O intuito é apresentar uma ferramenta para pesquisa que possa ser utilizada em estudos diversos que utilizem múltiplos registros cardiorrespiratórios, além do ECG e da VFC.

Os módulos da *toolbox* CRSIDLab permitem a obtenção de sinais de interesse a partir do ECG (intervalo R-R e frequência cardíaca), da pressão arterial (pressão arterial sistólica e pressão arterial diastólica) e do fluxo de ar (volume pulmonar instantâneo). Estes sinais são então utilizados para a identificação do sistema cardiorrespiratório, com base em modelos autorregressivos ou autorregressivos com entrada exógena. É ainda possível obter a resposta ao impulso do modelo, a partir da qual pode-se obter descritores quantitativos do sistema autônomo, relativos ao ganho e comportamento temporal da resposta ao impulso. Com uso destes descritores, pode-se realizar a comparação estatística entre diferentes grupos de pacientes.

Palavras chave: Sistema cardiorrespiratório, Processamento de sinais, Identificação de sistemas, Matlab.

ABSTRACT

This study presents the development of a Matlab toolbox, the CRSIDLab. The work developed was based on ECGLab, a toolbox for processing and analyzing electrocardiogram (ECG) and heart rate variability (HRV) signals. The aim is to provide a tool for research that can be used in different studies that use multiple cardiorespiratory signals, besides the ECG and HRV.

The CRSIDLab toolbox modules allows the extraction of signals of interest from the electrocardiogram (R-R interval and heart rate), blood pressure (systolic blood pressure and diastolic blood pressure) and air flow (instantaneous lung volume). These signals are then used to identify the cardiorespiratory system, based on autoregressive or autoregressive with exogenous input models, from which it is possible to obtain quantitative descriptors of the autonomic system, relative to the gain and temporal behavior of the impulse response. The use of these descriptors provide a means to make statistical comparisons between different patient groups.

Keywords: Cardiorespiratory system, Signal processing, System identification, Matlab.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
2. FISIOLOGIA.....	3
2.1. SISTEMA CARDIOVASCULAR	3
2.1.1. <i>Ciclo Cardíaco</i>	3
2.1.2. <i>Eletrocardiograma</i>	4
2.1.3. <i>Pressão Arterial</i>	5
2.1.4. <i>Sinais de Interesse do Sistema Cardiovascular</i>	6
2.2. SISTEMA CARDIORRESPIRATÓRIO	7
2.2.1. <i>Respiração</i>	8
2.2.2. <i>Controle Respiratório</i>	9
2.2.3. <i>Sinal de Interesse do Sistema Respiratório e Interação Entre Sinais</i>	10
2.3. SISTEMA NERVOSO AUTÔNOMO	11
3. IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS	12
3.1. MODELOS.....	12
3.2. PARÂMETROS.....	15
3.2.1. <i>Critérios</i>	17
3.3. OBTENÇÃO DO MODELO E VALIDAÇÃO	18
3.4. RESPOSTA AO ÍMPULSO.....	18
4. ECGLAB	19
4.1. ECGFILT.....	19
4.2. ECGLABRR.....	19
4.3. OUTLIERSRR	21
4.4. MÓDULOS DE ANÁLISE.....	22
4.4.1. <i>EspectralRR</i>	22
5. ADAPTAÇÃO DOS MÓDULOS EXISTENTES.....	24
5.1. ADAPTAÇÕES GENÉRICAS	24
5.2. ECGFILT.....	25
5.3. ECGLABRR.....	26

5.4.	OUTLIERSRR	28
5.5.	ESPECTRALRR.....	28
5.6.	DEMAIS MÓDULOS DE ANÁLISE.....	29
6.	NOVOS MÓDULOS.....	30
6.1.	ECG_BP	30
6.2.	RESP.....	34
6.3.	ALIGN.....	36
6.3.1.	<i>Algoritmo de Berger</i>	41
6.4.	IDENT.....	44
6.4.1.	<i>Preparação dos Dados</i>	46
6.4.2.	<i>Parâmetros</i>	46
6.4.3.	<i>Apresentação do modelo</i>	47
6.4.4.	<i>Resposta ao Impulso</i>	47
6.4.5.	<i>Saídas do Módulo</i>	49
7.	TESTES INTERMEDIÁRIOS.....	50
7.1.	DADOS.....	50
7.2.	FILTRO PASSA-BAIXAS.....	51
7.3.	REAMOSTRAGEM DA RESPIRAÇÃO (RESP)	53
7.4.	ALGORITMO DE BERGER.....	54
8.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	57
8.1.	ALGORITMOS DE DETECÇÃO DE SINAIS DA PA	57
8.2.	SAÍDAS DOS MÓDULOS.....	62
8.2.1.	<i>OutliersRR</i>	62
8.2.2.	<i>IDENT</i>	63
9.	CONCLUSÕES.....	65
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	66
	ANEXOS.....	70

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Anatomia do coração.....	4
Figura 2.2 – Onda normal de eletrocardiograma.	4
Figura 2.3 – Variação de pressão nos vasos sanguíneos.....	5
Figura 2.4 – Sinais no ciclo cardíaco.	6
Figura 2.5 – Relações de volume e capacidade pulmonar.	9
Figura 3.1 – Modelos paramétricos em equações de diferenças.	13
Figura 4.1 – Exemplo de detecção do ponto S no lugar do ponto R no ECGLabRR.....	20
Figura 4.2 – Exemplo de batimentos ectópicos (IRR 288 e 289).	21
Figura 4.3 – Exemplo de intervalograma no OutliersRR.	22
Figura 5.1 – Marcação errônea de uma segunda PAS (PAS 108 e 112).	26
Figura 5.2 – Marcação de PAS abaixo do valor real.	26
Figura 5.3 – Ilustração do algoritmo de detecção de PAD a partir da PAS.	27
Figura 5.4 – Pontos de pressão sanguínea resultantes de batimentos ectópicos.	28
Figura 6.1 – Ilustração do algoritmo de detecção de PAS a partir do IRR.	31
Figura 6.2 – Ilustração do algoritmo de detecção de PAD a partir do IRR e da PAS.	31
Figura 6.3 – Convenção para relacionar pontos de PA com IRR.	32
Figura 6.4 – Alterações causadas por batimentos ectópicos em sinais de PA.....	33
Figura 6.5 – Exemplo de dado de fluxo de ar (em L/s).	34
Figura 6.6 – Sinal de fluxo de ar após integração (em L).....	35
Figura 6.7 – Sinal de VPI após retirada da tendência (em L).....	35
Figura 6.8 – Exemplo de VPI com ruído de alta frequência.	36
Figura 6.9 – Exemplo do uso de interpolação cúbica no IRR sem preparação dos dados.....	38
Figura 6.10 – Escolha de pontos de corte para alinhamento na interface.....	39
Figura 6.11 – Linhas indicando pontos de corte selecionados no início e fim dos dados.....	40
Figura 6.12 – Exemplo do uso de interpolação cúbica com <i>zero-padding</i>	40

Figura 6.13 – Sinal de ECG (a) com tacograma convencional (b) correspondente.....	41
Figura 6.14 – Ilustração do algoritmo de Berger: sinal de ECG (a), sinal reamostrado resultante da aplicação do algoritmo (b) e tacograma proposto (c).....	42
Figura 6.15 – Exemplo de tacograma de Berger para PAS.....	43
Figura 6.16 – Modelo ARX/ARMA para duas entradas.....	45
Figura 6.17 – Parâmetros obtidos da resposta ao impulso.....	48
Figura 6.18 – Ganho dinâmico obtido da resposta ao impulso.....	49
Figura 7.1 – Exemplo de dados de PA corrompidos.....	51
Figura 7.2 – Sinal de VPI (azul) e deformação da onda pelo uso de filtros passa-baixas com corte em 0.5 (verde) e 3.9 Hz (vermelho).....	51
Figura 7.3 – Sinal de VPI (azul) e VPI filtrado com filtro passa-baixas com pontos de corte em 2.5 (verde), 3.5 (vermelho) e 3.9 Hz (preto).....	53
Figura 7.4 – Sinal de VPI (azul) e VPI reamostrado com <i>resample</i> (verde) e <i>spline</i> (vermelho).....	54
Figura 7.5 – Comparação de diferentes implementações algoritmo de Berger a 2 Hz: sinal de tacograma de referência (azul), sinal gerado pelo código 1 (preto), sinal gerado pelo código 2 (verde) e sinal gerado pela implementação proposta na seção 6.3.1 (vermelho).....	55
Figura 7.6 – Comparação de diferentes implementações algoritmo de Berger a 4 Hz: sinal de tacograma de referência (azul), sinal gerado pelo código 1 (preto), sinal gerado pelo código 2 (verde) e sinal gerado pela implementação proposta na seção 6.3.1 (vermelho).....	55
Figura 8.1 – Fluxograma do processamento proposto para obtenção da resposta ao impulso.....	58
Figura 8.2 – Exemplo de detecção de sinais da PA pelo algoritmo de caracterização da curva.....	59
Figura 8.3 – Exemplo de detecção de sinais da PA a partir de outros sinais.....	59
Figura 8.4 – Marcação errada de PAS por efeito de batimento ectópico.....	60
Figura 8.5 – Exemplo de erro na detecção pelo uso do algoritmo de detecção de PAD a partir da PAS (a) corrigido pela adição do IRR como referência (b).....	61
Figura 8.6 – Exemplo de erro na detecção pelo uso do algoritmo de detecção de PAD a partir da PAS (a) não corrigido pela adição do IRR como referência (b).....	62
Figura 8.7 – Exemplo de marcações de ectópicos divergentes: PAD 17 marcada, porém PAS e IRR correspondentes, não.....	63
Figura 8.8 – Resposta no IRR ao impulso aplicado na PAS (a) e no VPI (b).....	64

LISTA DE TABELAS

Tabela 8.1 – Eficiência dos algoritmos de detecção de PAS e PAD.	59
Tabela 8.2 – Comparação de pontos da PA marcados por algoritmos diferentes.....	60

LISTA DE SÍMBOLOS

Símbolos Gregos

θ Vetor de parâmetros de um modelo

Sobrescritos

T Matriz transposta

Subscritos

na Ordem do polinômio $A(z^{-1})$

nb Ordem do polinômio $B(z^{-1})$

nc Ordem do polinômio $C(z^{-1})$

Siglas

AIC Critério de Informação de Akaike (do inglês *Akaike's Information Criterion*)

AOS Apnéia Obstrutiva do Sono

AR Auto Regressivo

ARMA Auto Regressivo com Média Móvel (do inglês *Auto Regressive with Moving Average*)

ARMAX Auto Regressivo com Média Móvel e Entrada Exógena (do inglês *Auto Regressive with Moving Average and Exogenous Input*)

ARX Auto Regressivo com Entrada Exógena (do inglês *Auto Regressive with Exogenous Input*)

ASR Arritmia Sinusoidal Respiratória

AV Atrioventricular

CMH Cardiomiopatia Hipertrófica

CPAP Pressão Positiva Contínua nas Vias Respiratórias (do inglês *Continuous Positive Airway Pressure*)

CRSIDLab Laboratório de Identificação do Sistema Cardiorrespiratório (do inglês *Cardiorespiratory System Identification Lab*)

DEP	Densidade Espectral de Potência	
ECG	Eletrocardiograma	
EMQ	Erro Médio Quadrático	
FC	Frequência Cardíaca	[bpm]
FFT	Transformada Rápida de Fourier (do inglês <i>Fast Fourier Transform</i>)	
GD	Ganho Dinâmico	
Incor	Instituto do Coração	
IRR	Intervalo R-R	[ms]
MDL	Comprimento Mínimo de Descrição (do inglês, <i>Minimum Description Length</i>)	
MRI	Magnitude da Resposta ao Impulso	
PA	Pressão Arterial	[mmHg]
PAD	Pressão Arterial Diastólica	[mmHg]
PAS	Pressão Arterial Sistólica	[mmHg]
REMQ	Raíz do Erro Médio Quadrático	
SA	Sinoatrial	
SNA	Sistema Nervoso Autônomo	
VFC	Variabilidade de Frequência Cardíaca	
VPA	Variabilidade da Pressão Arterial	
VPI	Volume Pulmonar Instantâneo	[L]

1. INTRODUÇÃO

Diferentes estudos realizados nas últimas décadas mostram uma relação significativa entre o sistema nervoso autônomo (SNA) e a mortalidade cardiovascular, incluindo a morte súbita cardíaca [1] [2] [3] [4]. Evidências experimentais de uma associação entre a propensão a uma arritmia cardíaca letal e sinais de um aumento da atividade simpática ou de uma redução da atividade vagal do sistema nervoso autônomo têm motivado o desenvolvimento de marcadores quantitativos da atividade autônoma. Dentre as técnicas utilizadas, a variabilidade da frequência cardíaca (VFC) é amplamente estudada e mostrou ser uma ferramenta eficiente para caracterizar o funcionamento do SNA. A VFC é estudada através da análise do espectro do intervalo R-R (IRR), obtido de medições do eletrocardiograma (ECG) [5] [6] [7].

O sistema cardiorrespiratório é um sistema complexo, no qual há interação entre diversos sinais. Métodos de análise que incluam outras variáveis deste sistema além do IRR, tais como a pressão arterial sistólica (PAS) e o volume pulmonar instantâneo (VPI) tornam possível estudar essas relações e obter mais informações a respeito deste sistema, tais como relações de causalidade [8]. Este tipo de estudo permite ainda separar as influências de um sinal sobre o outro e, também, observar certas características do sistema através do controle de um determinado sinal de entrada, como, por exemplo, regulando a respiração dos pacientes em intervalos controlados [9] [10].

Assim, este trabalho tem como objetivo fornecer ferramentas, para pesquisadores de engenharia e medicina, que permitam o processamento de diferentes sinais do sistema cardiorrespiratório (em particular IRR, PAS e VPI) para obter um modelo autorregressivo com entradas exógenas (ARX, do inglês *Autoregressive with Exogenous Input*) que relacione estes sinais. Um objetivo secundário é fornecer ferramentas que sejam mais amplas para possibilitar estudos que incluam outros sinais deste sistema e suas relações.

O programa ECGLab traz diversos módulos para uso na forma de *toolbox* no Matlab que permitem o processamento do ECG desde a filtragem do sinal até diversas análises temporais e espectrais [11]. Este trabalho inicialmente apresenta o ECGLab para familiarização com os novos conceitos e como base para o seu desenvolvimento. O toolbox proposto amplia o ECGLab para o processamento de outros registros cardiorrespiratórios além do ECG. Inicialmente, alguns dos módulos do ECGLab foram adaptados para incluir outros sinais cardiorrespiratórios. A seguir, são propostos novos módulos para permitir um estudo mais abrangente, que inclua a análise de mais de um sinal cardiorrespiratório e da relação entre eles.

A estrutura deste trabalho reflete as etapas necessárias para o desenvolvimento desta nova *toolbox*, nomeada CRSIDLab (do inglês *Cardiorespiratory System Identification Lab*, ou laboratório de identificação do sistema cardiorrespiratório), e é apresentada brevemente abaixo.

O Capítulo 2 traz os conceitos fisiológicos necessários para compreensão dos mecanismos estudados, assim como uma descrição dos sinais utilizados e suas interações.

O Capítulo 3 apresenta metodologias de identificação de sistemas, com foco nos métodos empregados no desenvolvimento dos módulos.

O Capítulo 4 apresenta o ECGLab, suas diversas funcionalidades e as entradas e saídas que cada módulo produz.

O Capítulo 5 descreve e justifica as mudanças aplicadas a módulos do ECGLab para processar sinais de pressão arterial (PA).

O Capítulo 6 detalha o funcionamento e os métodos aplicados aos novos módulos desenvolvidos, explicitando as entradas e saídas esperadas de cada um.

O Capítulo 7 mostra diversos testes feitos para ajustar ou validar alguns procedimentos adotados dentro dos módulos.

O Capítulo 8 apresenta um fluxograma de uso sequencial dos módulos para a análise proposta, juntamente com resultados e observações sobre o desempenho de módulos específicos.

O Capítulo 9, por fim, traz as conclusões do trabalho, ressaltando as possibilidades que a ferramenta apresenta e possíveis estudos futuros.

O Anexo I traz tabelas de resultados. Os Anexos II a V trazem ainda imagens das telas dos módulos novos, ressaltando características e funcionalidades de cada um para facilitar a visualização e o entendimento do procedimentos adotados.

2. FISILOGIA

Uma compreensão dos sistemas cardiovascular e cardiorrespiratório é necessária para a compreensão dos sinais tratados pelo software, suas relações e, inclusive, da escolha de certos métodos. O presente capítulo traz um resumo destes sistemas, com foco nos detalhes de maior relevância para o presente estudo. Traz também uma caracterização do SNA como controlador de suas respectivas funções.

2.1. SISTEMA CARDIOVASCULAR

O sistema cardiovascular é um sistema de grande complexidade, uma vez que toma parte em praticamente todos os processos no corpo humano. Aqui será explanado o funcionamento do ciclo elétrico que coordena o coração, a leitura de um ECG e a dinâmica da PA.

2.1.1. CICLO CARDÍACO

O coração é um músculo que bombeia sangue pelo corpo através de contrações. Essas contrações ocorrem de forma sincronizada para garantir o fluxo sanguíneo. O ciclo cardíaco corresponde a um ciclo completo destas contrações.

A Figura 2.1 apresenta a anatomia básica do coração humano, destacando pontos importantes para a compreensão deste ciclo. Antes de descrevê-lo, no entanto, é necessário introduzir alguns conceitos. O estado de relaxamento do coração é chamado de diástole, enquanto o estado de contração é chamado de sístole. O coração possui duas câmaras superiores, os átrios, e duas câmaras inferiores, os ventrículos, que são separados por válvulas atrioventriculares (AV). Há ainda duas válvulas chamadas semilunares presentes na entrada da aorta e da artéria pulmonar, podendo ser chamadas também de válvulas aórtica e pulmonar, respectivamente [12].

No início do ciclo cardíaco os átrios e ventrículos estão em diástole, as válvulas AV encontram-se abertas e as válvulas semilunares fechadas. O nó sinoatrial (SA) gera espontaneamente um sinal elétrico, causando a contração, ou sístole, dos átrios e empurrando o sangue para os ventrículos através das válvulas AV. Este sinal chega até o nó AV, após um atraso e então se propaga para o feixe de His. O feixe é responsável pela transmissão do sinal elétrico para os ventrículos, que entram em sístole quando estimulados. Essa contração gera um aumento na pressão em seu interior, causando o fechamento das válvulas AV e a abertura das válvulas semilunares, levando o sangue para o pulmão e para o resto do corpo. Então o coração volta ao estado de diástole atrial e ventricular, dando início a um novo ciclo.

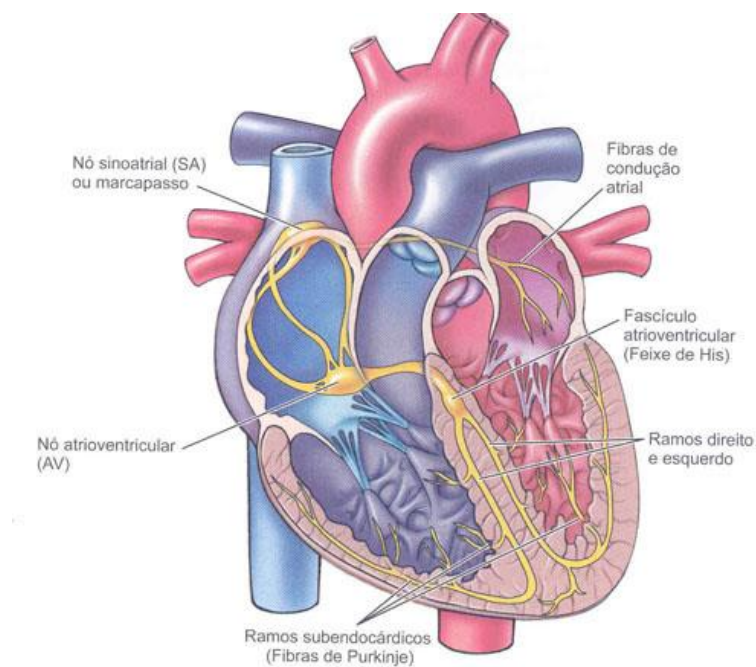


Figura 2.1 – Anatomia do coração.¹

A frequência com que este ciclo se repete é um sinal relevante para a medicina, chamado de frequência cardíaca, medido em batimentos por minuto.

2.1.2. ELETROCARDIOGRAMA

O ECG permite observar o ciclo cardíaco através de eletrodos posicionados de forma estratégica no corpo do paciente para captar estes sinais elétricos, capazes de se propagar até a superfície do corpo. Um ciclo de ECG de referência é apresentado na Figura 2.2.

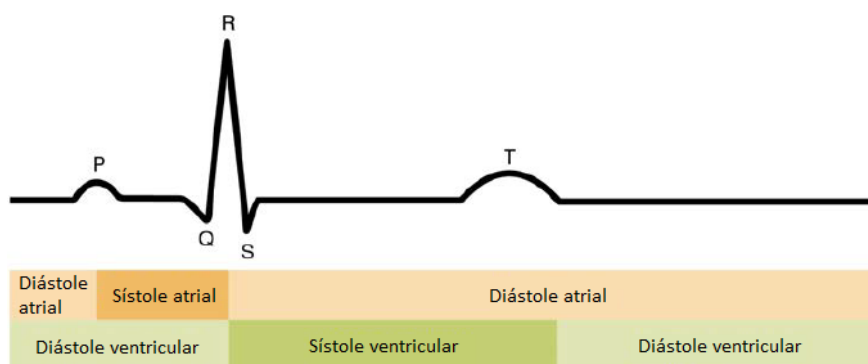


Figura 2.2 – Onda normal de eletrocardiograma.²

Na Figura 2.2, inicialmente os átrios e ventrículos encontram-se em diástole, como descrito anteriormente. A onda P representa o que é chamado de despolarização atrial, indicando o

¹ FONTE: Wecker, Aula de Anatomia [53]

² FONTE: Imagem adaptada de OpenStax College [52]

disparo elétrico do nó SA, entrando em sístole atrial [13]. O conjunto seguinte é o complexo QRS e representa a despolarização ventricular juntamente com a repolarização atrial, trazendo os átrios para diástole novamente e iniciando a sístole ventricular. Por fim, a onda T representa a repolarização ventricular, ou seja, o momento em que eles voltam à diástole [13].

2.1.3. PRESSÃO ARTERIAL

A PA varia de acordo com as mudanças de pressão ao longo do ciclo cardíaco ao expulsar o sangue do ventrículo esquerdo para a circulação sistêmica. Há também uma pressão pulmonar, resultante das variações geradas pelo ventrículo direito.

A diferença de pressão entre os diversos pontos da circulação é um ponto chave para garantir o fluxo sanguíneo, que vai de pontos de alta pressão para pontos de baixa pressão. Assim, como pode ser visto na Figura 2.3, a pressão nas artérias, mais próximas ao coração, é consideravelmente mais alta do que a pressão nas veias [14]. É possível ver ainda que a pressão na circulação pulmonar é menor do que na circulação sistêmica, o que ocorre porque o caminho a ser percorrido é menor, havendo menos necessidade de força do ventrículo.

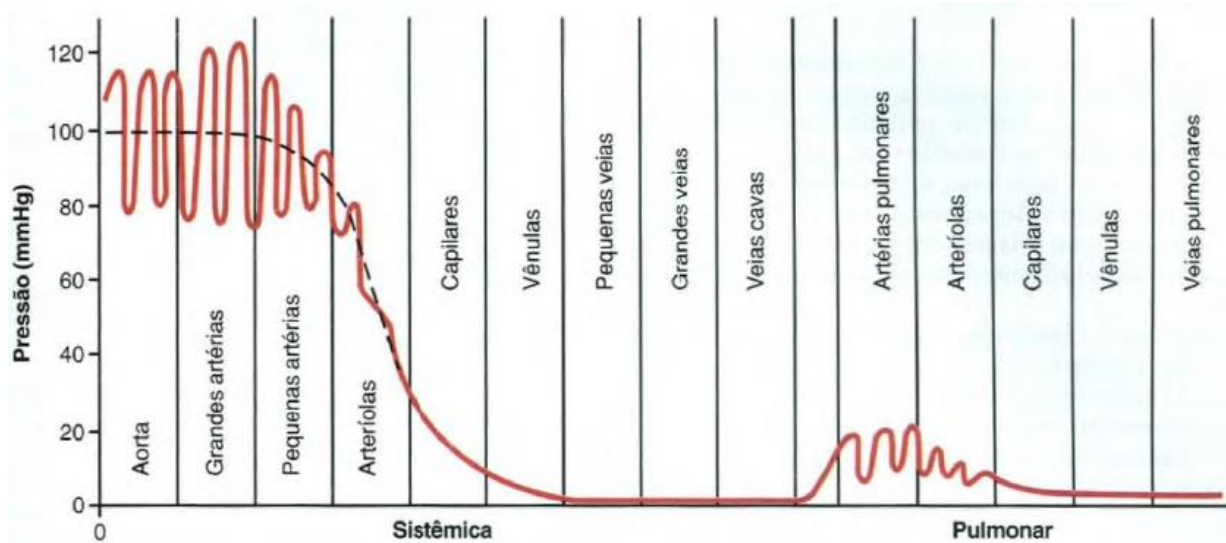


Figura 2.3 – Variação de pressão nos vasos sanguíneos.³

A PAS é a pressão máxima atingida durante a sístole do ventrículo esquerdo. A pressão arterial diastólica (PAD), por sua vez, corresponde à pressão obtida no final da diástole ventricular, logo antes da contração, no ponto de relaxamento máximo do ventrículo. Existe ainda um terceiro ponto da curva de pressão, chamado nó dicrótico ou incisura, caracterizado como um bico para baixo. Ele indica o momento do fechamento da válvula aórtica [12].

³ FONTE: Guyton e Hall, 2006 [14]

A Figura 2.4 apresenta a relação entre diversas variáveis relacionadas ao ciclo cardíaco, incluindo ECG, PA (aórtica), atrial e ventricular e volume ventricular. Esta figura é importante para justificar decisões tomadas a respeito do processamento dos sinais, assim como para uma compreensão mais clara dos conceitos apresentados.

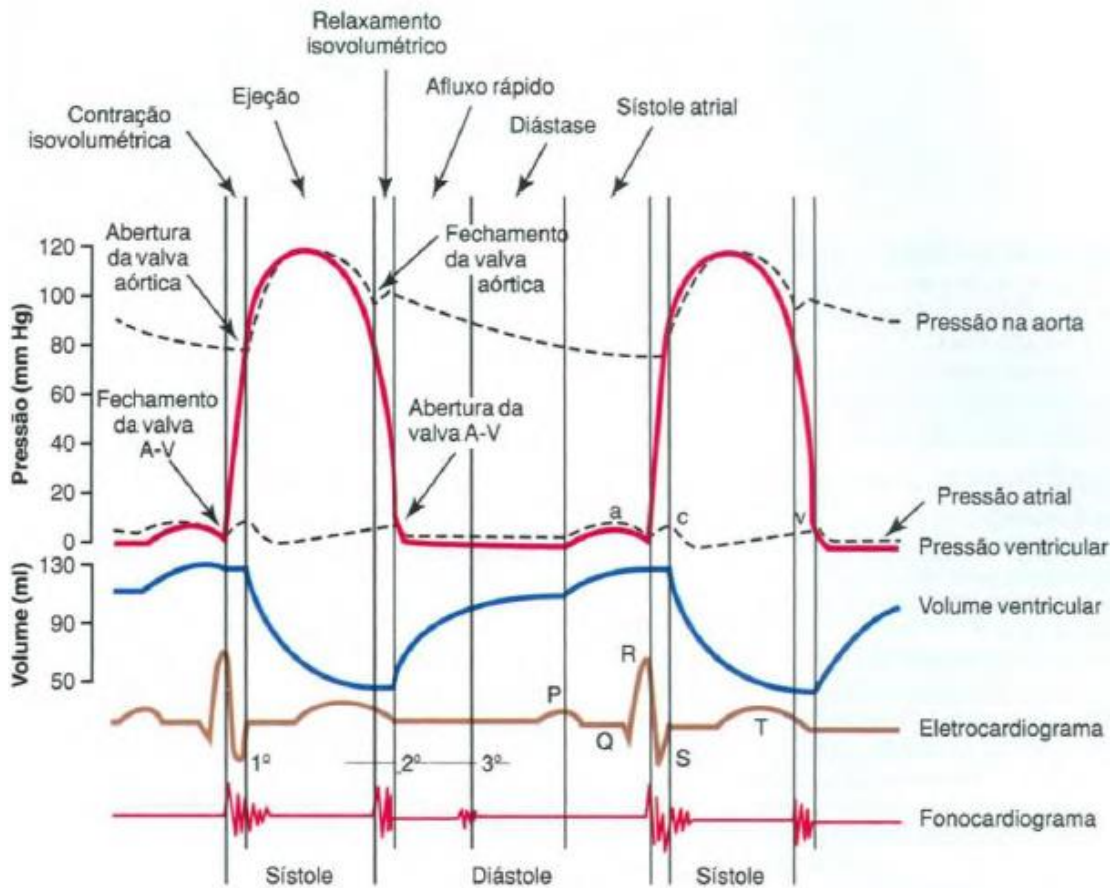


Figura 2.4 – Sinais no ciclo cardíaco.⁴

Pode-se notar a relação entre os eventos no ECG e as alterações na pressão arterial, mas esse sistema é bem mais complexo e há ainda influências do ciclo respiratório sobre estes sinais, descritas adiante, que repercutem em suas interações.

2.1.4. SINAIS DE INTERESSE DO SISTEMA CARDIOVASCULAR

Para caracterizar o sistema cardiovascular é preciso identificar as variáveis que apresentam informação relevante. Cada sinal contínuo descrito nas seções anteriores é processado para que sejam extraídos os pontos representativos e dados que podem ser utilizados em diversos tipos de análise.

⁴ FONTE: Guyton e Hall, 2006 [12]

O ECG apresenta informações que podem ser utilizadas para estimar a chamada VFC, um indicador do funcionamento do SNA. A VFC indica a capacidade do SNA em ajustar a frequência cardíaca (FC) em diversas situações e manter o funcionamento do corpo. Por exemplo, quando uma pessoa sofre uma queda de pressão por qualquer motivo, é necessário que haja um aumento na FC para compensar esta situação. É esperado que uma pessoa saudável seja capaz de ter este tipo de resposta. Assim, a VFC é um bom indicador e deficiências nestes mecanismos são relevantes clinicamente [15].

Para o estudo da VFC é necessário obter uma medida do período do ciclo cardíaco. A rigor essa medida é indicada pela distância entre os pontos P do ECG, porém eles são de difícil detecção e sujeitos à interferência de ruídos. Assim prefere-se analisar o intervalo RR (IRR), ou seja, a distância entre os picos R do complexo QRS do ECG. Essa medida é aproximada o suficiente e fornece resultados satisfatórios [16].

Alguns estudos são feitos utilizando a sequência de IRR, medidos em segundos ou milissegundos, de forma direta, enquanto há outros estudos que utilizam esta medida para calcular a FC, em batimentos por minuto (bpm) [7]. Essa transformação é feita pela equação (2.1), supondo que os dados do IRR estejam em segundos. Caso estejam em milissegundos, é preciso fazer também essa conversão de unidades multiplicando a FC obtida por 1000.

$$FC = \frac{60}{IRR} \quad (2.1)$$

No sinal de pressão arterial é possível tratar dois conjuntos de dados distintos, o conjunto de PAS e o conjunto de PAD. É mais comum encontrar estudos que utilizam PAS [15] [17] [18], porém ambos os sinais podem trazer informações sobre o estado do paciente. Há ainda trabalhos que utilizam sinais de pressão média ou de pressão do pulso, que podem ser obtidas através de manipulações com estes dois conjuntos de dados [19] [20] [21].

2.2. SISTEMA CARDIORRESPIRATÓRIO

O sistema cardiorrespiratório é definido pela interação do sistema cardiovascular com o sistema respiratório, sendo capaz de fornecer uma boa caracterização do SNA. Esta seção irá explicar o sistema respiratório e trazer as interações entre ela e os demais sinais apresentados no capítulo, fornecendo uma visão mais completa.

2.2.1. RESPIRAÇÃO

A respiração é um processo que envolve diversas reações químicas que ocorrem no corpo humano. Para o presente estudo é interessante focar nos princípios mecânicos da respiração, assim a explicação da troca gasosa será simplificada.

Os pulmões são revestidos externamente por uma membrana, a pleura visceral, que se dobra para revestir também a parede interna da caixa torácica, onde é chamada de pleura parietal. Entre as pleuras há uma camada líquida, chamada de fluido pleural. Este fluido cria uma adesão que faz com que os pulmões se movimentem juntamente com a caixa torácica [22].

Durante a respiração espontânea, músculos como o diafragma se contraem para expandir a caixa torácica, expandindo assim os pulmões. Isso cria uma queda de pressão no interior dos pulmões com relação ao ambiente, criando o movimento do ar para dentro dos pulmões. O pulmão possui estruturas elásticas e quando os músculos param de agir para sua expansão, essas estruturas retornam à sua forma original, diminuindo o volume dos pulmões e causando um aumento de pressão em seus interiores, forçando o ar para fora [22].

Já na respiração forçada, há músculos acessórios que são utilizados para inspiração forçada, assim como músculos capazes de auxiliar na expiração, que na respiração normal é um processo passivo.

A Figura 2.5 mostra a variação no volume pulmonar durante a respiração normal, o chamado volume corrente assim como as variações em inspiração e expiração forçada. Pode-se notar que o volume de ar em uma respiração normal varia em torno de 0,5 L e que os pulmões nunca ficam completamente vazios, mesmo em expiração forçada, havendo sempre uma quantidade residual de ar [22].

O ar entra nos pulmões pela cavidade nasal, é filtrado, umedecido e aquecido em uma primeira etapa, chegando até a traqueia, que se divide em brônquios primários, levando o ar para o pulmão esquerdo e direito. Os brônquios se subdividem em estruturas menores e mais finas até formarem bronquíolos que distribuem o ar pelos alvéolos pulmonares [22].

Os alvéolos são estruturas com membranas extremamente finas e estão em contato direto com capilares, também muito finos, transportando sangue na circulação pulmonar. O sangue venoso chega do ventrículo direito do coração e, ao entrar em contato com o ar oxigenado através das membranas muito finas, ocorre a difusão dos gases até que seja alcançado um estado de equilíbrio. Assim, o oxigênio flui do ar nos alvéolos para o sangue e o gás carbônico flui do sangue para o ar nos alvéolos e então o sangue segue para o átrio esquerdo do coração, em direção à circulação sistêmica [12] [23].

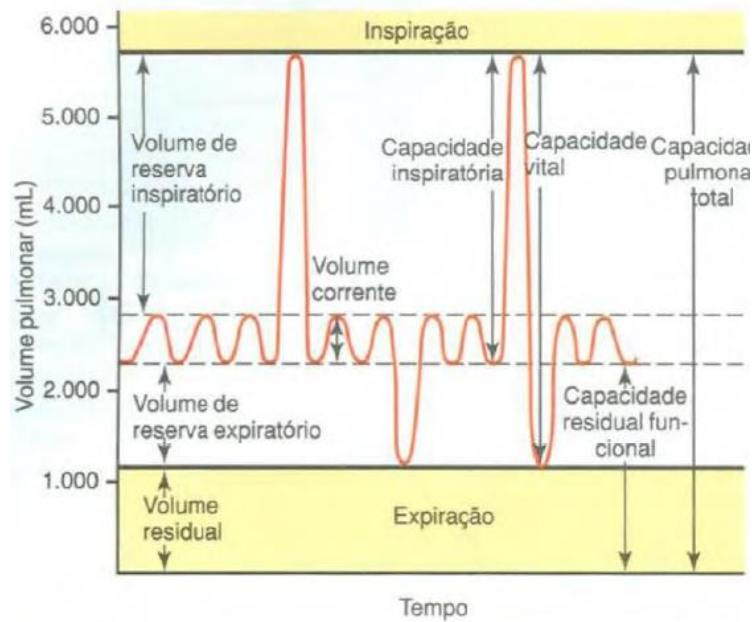


Figura 2.5 – Relações de volume e capacidade pulmonar.⁵

2.2.2. CONTROLE RESPIRATÓRIO

O controle respiratório é extremamente complexo, assim alguns fatores de menor relevância para este estudo não serão abordados. Dentre eles estão o controle voluntário da respiração; o reflexo pulmonar por receptores irritativos, que age para proteger os pulmões de agentes externos irritantes causando espirros e tosse; o reflexo de inflação, que protege os pulmões de inflarem de forma excessiva; e o controle do hipotálamo, que regula a respiração em resposta à dor, emoções e temperatura [24].

O controle da respiração é feito diretamente por dois grupos respiratórios na medula, o grupo respiratório dorsal e o grupo respiratório ventral de neurônios. O grupo dorsal estimula os músculos primários envolvidos na respiração normal, regulando o ritmo respiratório de base. Ele envia sinais em forma de rampa, estimulando os músculos de forma contínua e crescente. O grupo ventral estimula os músculos acessórios que assistem na respiração forçada e é acionado pelo grupo dorsal, quando ele já não consegue responder de forma suficiente aos estímulos que recebe [24].

Há ainda um terceiro centro de controle chamado centro pneumotáxico, presente no núcleo parabraquial. Ele inibe o grupo dorsal, limitando a duração da inspiração e, assim, aumentando a frequência respiratória quando ativo ou diminuindo-a quando débil, alterando o ponto de corte do sinal de rampa enviado aos músculos [24].

⁵ FONTE: Guyton e Hall, 2006 [22]

Estes grupos reagem primariamente à concentração de CO₂ e secundariamente à concentração de O₂ e à mudanças no pH, indicadas por quimiorreceptores centrais e periféricos.

2.2.3. SINAL DE INTERESSE DO SISTEMA RESPIRATÓRIO E INTERAÇÃO ENTRE SINAIS

Há em geral dois sinais que podem ser obtidos de maneira fácil para caracterizar o sistema respiratório, o fluxo de ar e o VPI. O VPI é o sinal tipicamente utilizado em estudos [25] [26] [27] e pode ser obtido a partir de manipulações da informação do fluxo de ar.

A respiração apresenta efeitos sobre os sinais de ECG e PA. Pela complexa relação entre estes sinais, é difícil saber exatamente qual é a relação de causalidade entre os efeitos e quase sempre há reflexos nos demais sinais. Tendo a respiração como referência, os fenômenos apresentados exibem um padrão de comportamento durante a inspiração e outro durante a expiração.

A influência da respiração no ECG é chamada de arritmia sinusoidal respiratória (ASR) e é caracterizada por uma aceleração da FC durante a inspiração e desaceleração na expiração. Esse efeito se apresenta de forma mais acentuada quando o ritmo respiratório diminui e a profundidade da respiração fica maior [6] [28]. Também ocorre a chamada modulação da amplitude RS, que causa mudanças na amplitude entre os pontos R e S do complexo QRS por conta da mudança de posicionamento do coração durante a respiração. A percepção deste fenômeno depende do posicionamento do eletrodo utilizado para captar o ECG [28].

Há ainda o efeito da variação da linha de base de baixa frequência por conta da movimentação dos eletrodos no peito do paciente por conta da respiração, que é diferente da movimentação do coração em si, causando um movimento entre os dois [28].

Já na PA é possível observar a variabilidade da pressão arterial (VPA), que é uma variação no tempo de intervalo entre PAS sucessivas que se apresenta de forma cíclica relacionada com a respiração. Há ainda o chamado pulsus paradoxus, efeito que diz respeito à influência da mudança de pressão na caixa torácica durante a respiração na PA. Em alguns casos é possível verificar uma queda de mais de 10 mmHg na pressão arterial sistólica durante a inspiração [28].

Por fim, a PA tem efeitos sobre a FC através de um mecanismo chamado de barorreflexo. Sensores chamados barorreceptores são capazes de medir quão esticados os vasos sanguíneos estão, o que reflete a PA naquele vaso. Essa informação é então utilizada para aumentar a FC quando a pressão é considerada baixa e diminuir quando ela é considerada alta, dentro de certos limites [29].

2.3. SISTEMA NERVOSO AUTÔNOMO

O SNA é o principal regulador do sistema cardiorrespiratório, além de regular outros sistemas involuntários do corpo humano. Ele é dividido em sistema nervoso simpático e sistema nervoso parassimpático e cada um é responsável por um tipo de atuação, geralmente de forma oposta [30].

O sistema nervoso simpático é conhecido como o sistema que reage para “lutar ou fugir”. Ele atua de forma contínua no controle da FC, mantendo-a até 30% acima do seu valor de base, que se apresenta quando esse sistema é inibido. Ele é ainda capaz de triplicar a FC quando estimulado. O sistema simpático regula a força dos batimentos, estimulam vasoconstrição e vasodilatação [31]. Ele é capaz de afetar a PA causando aumentos rápidos através da inibição do sistema parassimpático em conjunto com mecanismos de vasoconstrição e de regulação de força dos batimentos cardíacos [31]. Na respiração esse sistema atua na dilatação dos brônquios, estimulando um aumento de troca gasosa [30].

O sistema nervoso parassimpático, ou vagal, é conhecido como o sistema que reage para “descansar e digerir”. É capaz de reduzir e até mesmo parar a FC momentaneamente quando estimulado [31]. Ele é capaz de atuar na vasodilatação e diminuir a força dos batimentos, porém apenas nos átrios, sendo secundário no controle da PA [31]. Ele atua na constrição dos brônquios, estimulando uma diminuição na troca gasosa [30].

Quando o sistema cardiorrespiratório é tratado no domínio da frequência, é possível perceber a atuação do sistema simpático na faixa de alta frequência, de 0,15 a 0,4 Hz, enquanto na baixa frequência, de 0,04 a 0,15 Hz, é possível observar tanto atividade simpática quanto parassimpática [27].

3. IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

O estudo de uma única variável, como proposto em estudos de VFC e VPA, fornece informações relevantes, tais como nível de estresse e regulação do SNA [32]. A VFC se mostrou um bom indicador de risco de mortalidade em pacientes que sofreram infarto agudo do miocárdio, dentre outras aplicações clínicas relevantes [7]. Com o uso de mais de uma variável, porém, permite a análise de relações causais, mecanismos subjacentes de regulação, entre outros que permitem explorar o sistema de forma mais abrangente [8]. Uma das formas de fazer este tipo de análise, é através da identificação do sistema.

A identificação de um sistema consiste em determinar, a partir de dados de entrada e saída, uma descrição para a relação entre estes sinais. Existem diversos métodos para identificação de sistemas, dependendo das características do sistema e do conhecimento prévio disponível sobre seus mecanismos. Quando não se tem conhecimento prévio algum, o problema é dito de caixa-preta, ou não paramétrico, mas quando há algum conhecimento, o problema é dito de caixa-cinza, que pode ser resolvido pela estimação de parâmetros [33].

Um problema com o uso de métodos não paramétricos é que eles não conseguem diferenciar as dinâmicas de um sistema de malha fechada, como estruturas de realimentação ou alimentação avante, ao contrário de modelos paramétricos que permitem identificar e descrever relações de causalidade entre os sinais [25]. Neste caso, um modelo paramétrico no domínio do tempo permite a imposição de condições necessárias para que essa relação causal seja mantida, de forma que apenas valores passados da(s) entrada(s) sejam utilizadas para estimar a saída atual.

No sistema cardiorrespiratório, assim como em grande parte dos sistemas fisiológico, há relações de malha fechada entre os diversos sinais adquiridos e, portanto, foi escolhido utilizar métodos paramétricos neste estudo.

Dentre os métodos paramétricos, há ainda diversos modelos no domínio da frequência, no domínio do tempo e no espaço de estados [34]. Neste trabalho a proposta é utilizar modelos no domínio do tempo. É importante ressaltar que os dados recebidos estarão amostrados e, portanto, serão tratados em tempo discreto.

3.1. MODELOS

Existem seis modelos básicos de sistemas paramétricos lineares [34]. A Figura 3.1 ilustra estes modelos na forma de diagramas de blocos, nos quais as equações de diferenças são

representadas por polinômios do domínio z e o índice t se refere à um tempo discreto. Os modelos apresentam a relação entre um sinal de entrada, $u(t)$, e um ruído, $w(t)$, com um sinal de saída $z(t)$. O ruído $w(t)$ é considerado um ruído Gaussiano branco para efeitos de modelagem. O modelo mais generalista é o chamado *Box-Jenkins*, o modelo (A) na figura, que apresenta polos e zeros independentes filtrando os sinais de entrada e ruído para gerar a saída.

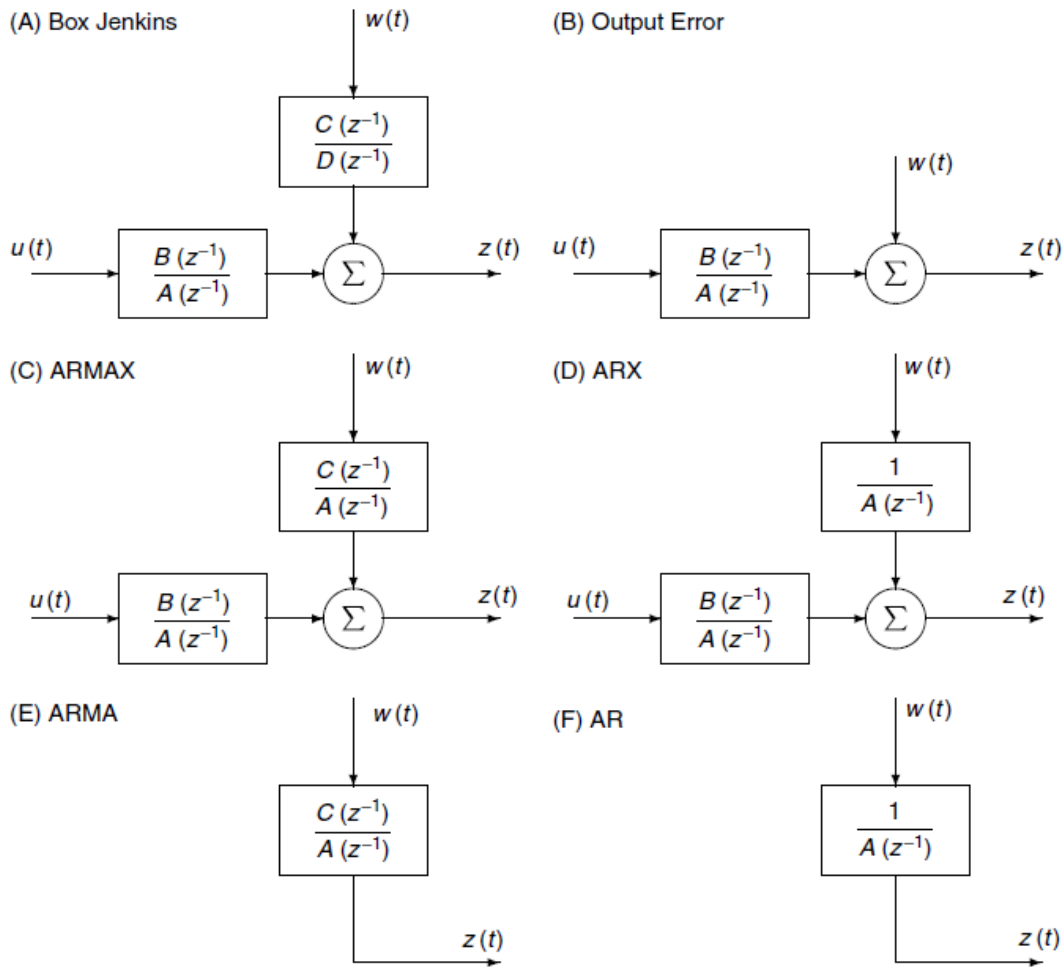


Figura 3.1 – Modelos paramétricos em equações de diferenças.⁶

Conhecendo a dinâmica do sistema, é possível escolher casos mais específicos do que o modelo *Box-Jenkins*, reduzindo o número de parâmetros a serem estimados. Nos modelos autorregressivo com média móvel e entrada exógena (ARMAX, do inglês *Autoregressive with Moving Average and Exogenous Input*), representado na figura pela letra (C), e ARX, letra (D), é feita a suposição que tanto a entrada quanto o ruído são filtrados por uma mesma dinâmica, o que acontece quando o ruído é introduzido em um sistema de malha fechada [34]. O modelo ARX é uma simplificação do modelo ARMAX, considerando que o polinômio $C(z^{-1})$ é na forma

⁶ FONTE: Westwick e Kearney, 2003 [34]

unitária. Já o modelo *Output Error* (erro de saída em inglês) considera que o sinal de erro não é filtrado por nenhuma dinâmica, simplificando o modelo ARX.

Os modelos autorregressivo com média móvel (ARMA) e autorregressivo (AR) são modelos que não apresentam entradas exógenas, ou seja, há apenas um sinal de saída que se relaciona com um erro. Para entender a nomenclatura dos modelos, é interessante expandir os modelos AR e ARMA na forma de equações de diferenças. Primeiramente os modelos são descritos como equações a partir dos diagramas de blocos. As equações (3.1) e (3.2) representam os modelos AR e ARMA, respectivamente.

$$A(z^{-1})z(t) = w(t) \quad (3.1)$$

$$A(z^{-1})z(t) = C(z^{-1})w(t) \quad (3.2)$$

Nestas equações os polinômios $A(z^{-1})$ e $C(z^{-1})$ são da forma:

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + \dots + a_{na}z^{-na} \quad (3.3)$$

$$C(z^{-1}) = c_0 + c_1z^{-1} + \dots + c_{nc}z^{-nc} \quad (3.4)$$

Onde na é a ordem do polinômio $A(z^{-1})$ e nc é a ordem do polinômio $C(z^{-1})$, tema que será abordado na seção seguinte. A transformação do domínio z para o domínio contínuo não pode ser feita diretamente apenas pela substituição dos termos de potência negativa de z por atrasos no sinal, sendo necessário aplicar técnicas específicas que vão modificar os termos dos polinômios [34]. Para simplificação, esta transformação será abstraída para apresentar as equações (3.1) e (3.2) reescritas de forma simplificada, após expandir os polinômios:

$$z(t) = w(t) - a_1z(t-1) - \dots - a_{na}z(t-na) \quad (3.5)$$

$$z(t) = c_0w(t) + c_1w(t-1) + \dots + c_{nc}w(t-nc) - a_1z(t-1) - \dots - a_{na}z(t-na) \quad (3.6)$$

Assim, é possível notar que a equação (3.5) descreve a amostra atual do sinal de saída z por uma combinação de ponderações de amostras anteriores do sinal z com a amostra atual do sinal de erro. Desta ponderação de amostras anteriores vem o nome autorregressivo. Já na equação (3.6), a descrição da amostra atual do sinal de saída z é dada por ponderações de amostras anteriores do sinal z e ponderações da amostra atual do erro e de um número limitado de amostras passadas do erro, caracterizando uma média móvel.

A nomenclatura pode ser entendida como a aplicação destes termos autorregressivos e de média móvel a algum sinal específico, e por isso alguns autores nomeiam os modelos aqui apresentados de formas diversas, o que pode causar alguma confusão. O modelo ARX, por exemplo, pode ser chamado de modelo ARMA se for levado em consideração que o termo AR é aplicado à saída e o termo MA é aplicado ao sinal de entrada [25] [27]. De forma semelhante, o modelo *Output Error* pode ser chamado de modelo ARMA com ruído adicionado. A nomenclatura apresentada na Figura 3.1, entretanto, é considerada mais rigorosa [34].

Em sistemas com entradas exógenas, pode-se ainda estimar um atraso entre uma alteração em um dado de entrada e sua resposta no sinal de saída. Neste caso, a equação expandida de um modelo ARX seria na forma mostrada pela equação (3.7), na qual D representa o atraso.

$$z(t) = w(t) + b_0u(t - D) + \dots + b_{nb}u(t - D - nc) - a_1z(t - 1) - \dots - a_{na}z(t - na) \quad (3.7)$$

3.2. PARÂMETROS

Após a seleção do modelo, que traz uma descrição do sistema na forma de equações de diferenças, é necessário estimar os parâmetros do modelo. As ordens dos polinômios presentes no modelo e o atraso entre um estímulo em uma determinada entrada e sua resposta na saída serão estimadas inicialmente. Para modelos que não apresentam sinais de entrada, não há necessidade do cálculo do atraso.

Existem diversas formas de estimar tanto a ordem dos parâmetros quanto os próprios parâmetros, uma vez que ambos os problemas requerem o uso de funções de otimização e escolhas de critérios. Uma possibilidade para resolver este problema será empregada neste trabalho e, portanto, descrita mais a fundo.

Primeiramente, supondo uma ordem qualquer pré-definida para os parâmetros, é possível calcular seus valores pelo método dos mínimos quadrados. Para isso, o modelo deve ser descrito na forma matricial apresentada pela equação (3.8), o que pode ser feito quando o modelo apresenta uma função linear destes parâmetros [27] [35].

$$z = X\theta + w \quad (3.8)$$

O vetor X contém as amostras da entrada que compõem o sinal de saída, juntamente com o sinal de saída sem erro. Assim, o número de colunas de X é igual ao número de parâmetros a serem estimados. Para um modelo ARX com uma única entrada, por exemplo, o vetor X seria

da forma apresentada na equação (3.9). O vetor θ , por sua vez, apresenta todos os parâmetros em uma coluna, estruturada de forma que cada coeficiente multiplique a amostra apropriada. Para o mesmo modelo suposto para exemplificar o vetor X , o vetor θ seria da forma descrita pela equação (3.10).

$$X = [u(t - D) \quad \dots \quad u(t - D - nb) \quad z(t - 1) \quad \dots \quad z(t - na)] \quad (3.9)$$

$$\theta = [b_0 \quad \dots \quad b_{nb} \quad a_1 \quad \dots \quad a_{na}]^T \quad (3.10)$$

A solução de mínimos quadrados propõe a minimização do erro médio quadrático (EMQ), dado de forma genérica pela equação (3.11), onde M representa o modelo adotado, $\hat{z}(\theta, t)$ é o valor estimado pelo modelo para a amostra em tempo t e N é o número de amostras sendo utilizadas para estimar o modelo.

$$V_N(M, \theta, u(t)) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (z(t) - \hat{z}(\theta, t))^2 \quad (3.11)$$

Se a saída do modelo é uma função linear dos parâmetros e pode ser escrita na mesma forma apresentada para a saída na equação (3.8), é possível reescrever a equação (3.11) na forma apresentada pela equação (3.12).

$$\begin{aligned} V_N(\theta) &= \frac{1}{N} (z - X\theta)^T (z - X\theta) \\ &= \frac{1}{N} (z^T z - 2\theta^T X^T z + \theta^T X^T X \theta) \end{aligned} \quad (3.12)$$

Para encontrar a solução com erro quadrático mínimo, deve-se então diferenciar a equação (3.12) com relação à θ e igualar a expressão encontrada a zero.

$$\begin{aligned} \frac{\partial V_N}{\partial \theta} &= \frac{2}{N} (X^T X \theta - X^T z) = 0 \\ X^T X \hat{\theta} &= X^T z \\ \theta &= (X^T X)^{-1} X^T z \end{aligned} \quad (3.13)$$

Assim, a equação (3.13) apresenta uma forma analítica de encontrar as melhores estimativas para os parâmetros a partir de dados conhecidos, exceto para os valores de atraso [36]. Com isso em vista, é possível estimar o atraso testando modelos de ordens fixas para

diferentes atrasos. Após determinar o atraso, é possível escolher a melhor ordem para os parâmetros através de testes com combinações possíveis para estas ordens.

A soma normalizada dos erros médios quadráticos é calculada para cada modelo gerado com uma determinada combinação de parâmetros e estes valores são utilizados em conjunto com um critério para determinar a ordem a ser utilizada.

3.2.1. CRITÉRIOS

Existem diversos critérios que podem ser empregados para determinar a ordem dos parâmetros de modelos. Três critérios serão abordados brevemente a seguir.

O critério de informação de Akaike (AIC, do inglês *Akaike's Information Criterion*) estima a informação que é perdida pelo uso do modelo em questão. Para isso, deve-se minimizar a expressão dada pela equação (3.14), em que V representa o valor obtido pela soma normalizada dos erros quadráticos e d é o número total de parâmetros no modelo e deve ser um valor muito menor do que o número de amostras utilizado para estimar o modelo [37].

$$AIC = \log(V) + \frac{2d}{N} \quad (3.14)$$

O critério do comprimento de descrição mínimo (MDL, do inglês *Minimum Description Length*) de Rissanen seleciona modelos que minimizam o número de parâmetros e a variância residual [27]. Para aplicá-lo aos parâmetros do modelo, deve-se minimizar a expressão dada pela equação (3.15) [37].

$$MDL = V \left(1 + \frac{d \log(N)}{N} \right) \quad (3.15)$$

Há ainda a possibilidade de criar critérios numéricos, como descrito pela equação (3.16), em que c indica um valor numérico qualquer escolhido. O critério chamado *best fit* é obtido quando $c = 0$ [37].

$$NUM = V \left(1 + \frac{cd}{N} \right) \quad (3.16)$$

3.3. OBTENÇÃO DO MODELO E VALIDAÇÃO

Aplicando os critérios desejados é possível determinar a ordem desejada para os parâmetros e, conseqüentemente, os próprios parâmetros. Dessa forma, o modelo está caracterizado e espera-se que se adeque bem aos dados utilizados para estimá-los.

O passo seguinte é a validação do modelo, que consiste em aplicar o modelo a dados desconhecidos, ou seja, que não foram utilizados para gerá-lo. Desta forma é possível verificar se seu desempenho é válido para o sistema de maneira mais generalista.

Após aplicar o modelo é possível aplicar critérios para avaliar seu desempenho. Uma medida que pode ser utilizada é para este fim é a raiz do erro médio quadrático (REMQ) percentual, apresentado na equação (3.17), em que \bar{z} indica o valor médio das amostras da saída dos dados de validação [38].

$$REMQ\% = 100 \times \left(1 - \frac{\|z - \hat{z}\|}{\|z - \bar{z}\|} \right) \quad (3.17)$$

3.4. RESPOSTA AO IMPULSO

A resposta ao impulso permite caracterizar ganhos e propriedades temporais dos mecanismos de acoplamento entre os sinais de entrada e saída [27]. As características da resposta ao impulso também podem ser utilizadas como ferramentas para validação do modelo, uma vez que ela deve simular respostas fisiológicas conhecidas.

Para isso, um sinal de impulso unitário é utilizado como estímulo em uma entrada, enquanto os demais sinais são mantidos em zero. Caso haja mais de uma entrada, o procedimento é repetido alternando a entrada que recebe o sinal de impulso e mantendo as demais em zero.

4. ECGLAB

O ECGLab é um software desenvolvido para ser usado como uma *toolbox* para o Matlab para o processamento e análise de dados do ECG e da VFC [11]. Este software foi base para todo o trabalho desenvolvido, desde a familiarização com o tema e sinais biomédicos até adaptações e finalmente o desenvolvimento de outros módulos. Assim, é interessante explicar as funções e algumas estruturas utilizadas para justificar escolhas feitas nos demais algoritmos.

O programa é dividido em módulos para as diferentes etapas de tratamento e análise do ECG. Este conceito foi mantido no desenvolvimento das novas funcionalidades do programa. As diversas formas de análise permitem estudar a VFC, que, como explicado na seção 2.1.4, é dada pela variação dos intervalos do ciclo cardíaco e fornece informações sobre o SNA.

4.1. ECGFILT

O ECGFilt é o módulo que realiza as filtrações iniciais necessárias no sinal de ECG. Para isso, o ECG deve estar no formato de um arquivo de Matlab contendo uma variável chamada *ecg*, que apresenta um vetor coluna com os valores de tensão do ECG, e uma variável chamada *fs*, que apresenta a frequência de amostragem do sinal. Com este último dado, todos os módulos do programa criam um vetor de tempo iniciado em zero, que é utilizado tanto para mostrar os dados em tela, quanto para processamentos subsequentes.

No ECGFilt é possível filtrar o ruído da rede elétrica com um filtro *notch* de 60 Hz, filtrar o ruído muscular entre 20 e 60 Hz e por fim retirar a tendência da linha de base de baixa frequência introduzida por influência da respiração.

4.2. ECGLABRR

O ECGLabRR permite a extração dos sinais de interesse, além de verificações e correções da parte do usuário. Há dois algoritmos disponíveis para detecção do complexo QRS, identificados como “lento” e “rápido”, construindo a chamada onda R, formada pela sequência de picos R do ECG. Esse dado é armazenado na forma de um vetor coluna que guarda os índices referentes aos picos R no sinal original. O dado também é salvo em um segundo arquivo contendo quatro vetores coluna: o primeiro com os valores dos intervalos arredondados em milissegundos; o segundo com os valores de tempo relativo correspondentes a cada intervalo; o terceiro com os índices dos intervalos considerados normais; e o último com os índices relativos aos intervalos marcados como ectópicos, conceito que será explicado adiante.

Estes arquivos não apresentam nomenclatura de variáveis, apresentam como dado inicial o comprimento de cada vetor e reconhece os dados pela ordem em que foram escritos em arquivo.

O cálculo do IRR é feito juntamente com a detecção dos picos R. É convencional que cada intervalo é posicionado temporalmente no instante de ocorrência do pico R que marca o seu final. Assim, o instante do pico R inicial não apresenta dado de IRR, apesar de apresentar um dado na onda R. Essa convenção é utilizada para exibir os tamanhos dos intervalos em tela e para a marcação de intervalos considerados anormais.

O programa permite ao usuário fazer alterações nas detecções, pois em alguns casos há anomalias que tornam a detecção muito difícil para o algoritmo. Há, por exemplo, casos em que o pico S é mais proeminente que o R e acaba sendo detectado erroneamente. Essa anomalia pode ocorrer em batimentos isolados ou como comportamento padrão, como mostrado na Figura 4.1. Pelo formato da onda é possível verificar visualmente que a marcação foi feita de forma inapropriada, na maioria das vezes. Basta clicar em um ponto marcado e ele será desmarcado ou clicar em um ponto que não foi detectado e ele será marcado.

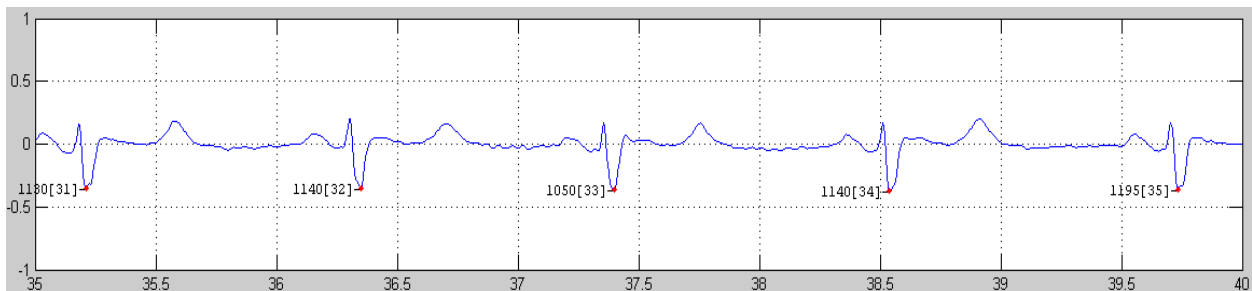


Figura 4.1 – Exemplo de detecção do ponto S no lugar do ponto R no ECGLabRR.

Os índices obtidos como resultado da detecção dos picos R são então utilizados para encontrar o ponto correspondente no vetor de tempo e fazer o cálculo do IRR, em milissegundos. Este valor é arredondado, uma vez que as possíveis casas decimais seriam desprezíveis já que o dado é apresentado em milissegundos.

Este módulo permite ainda a marcação manual de batimentos ectópicos, ou seja, batimentos de origem extra-sístole que não foram disparados pelo SNA e, portanto, não são de interesse para este tipo de estudo. Uma forma típica em que eles aparecem é um batimento muito curto, ou precipitado, seguido de um batimento mais longo, ou uma pausa compensatória.

Um exemplo de um par de batimento ectópico é apresentado na Figura 4.2, na qual há o IRR de índice 288 com 455 ms e o IRR de índice 289 com 1310 ms, enquanto os IRRs vizinhos

estão em torno de 900 ms. É interessante notar o ponto no qual a marcação destes batimentos é feita, seguindo a convenção mencionada na seção 4.1.

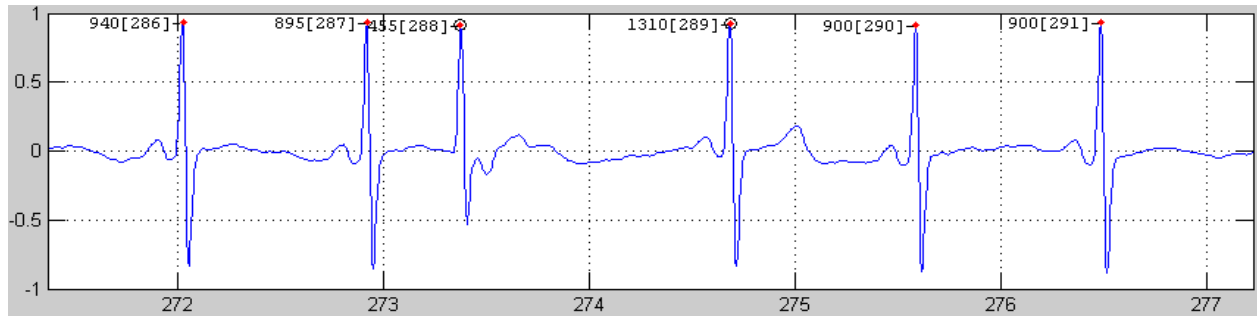


Figura 4.2 – Exemplo de batimentos ectópicos (IRR 288 e 289).

Estes batimentos não indicam necessariamente uma condição clínica, sendo encontrados em pessoas saudáveis, mas podem indicar problemas quando apresentados com maior frequência [6]. O ideal é achar uma faixa de dados que não apresente este tipo de alterações, porém isso nem sempre é possível. É possível marcar um ectópico clicando em *“Mark ectopic”* (marcar ectópico) e no ponto desejado ou desmarcá-lo clicando em *“Unmark ectopic”* (desmarcar ectópico) e no ponto desejado. A marcação aparece como um círculo em torno do pico R selecionado, como mostrado na Figura 4.2.

4.3. OUTLIERSRR

O módulo OutliersRR apresenta o intervalograma resultante do ECG, um gráfico que relaciona a amplitude do IRR com a sua posição no tempo, como apresentado na Figura 4.3. Como é convencionalizado que o ponto de posicionamento do intervalo é seu limite direito, a soma de todos os intervalos até um ponto do intervalograma, representam o instante do referido intervalo no tempo.

Este módulo permite a marcação automática de batimentos ectópicos, descritos na seção anterior. É feita uma análise dos pontos do IRR que se encontram fora de uma faixa de variação do sinal, caracterizando batimentos muito curtos ou longos, e estes pontos são marcados como ectópicos. O usuário pode ainda fazer ou corrigir a marcação de forma manual direto no intervalograma.

Após a marcação automática é possível retornar ao ECGLabRR para fazer uma verificação visual. Ao abrir os dados no ECGLabRR as marcações de ectópicos estarão evidenciadas com

círculos em torno do ponto R e o usuário pode então corrigi-las se necessário, o que é mais fácil de se verificar quando o dado está apresentado no ECG do que no intervalograma.

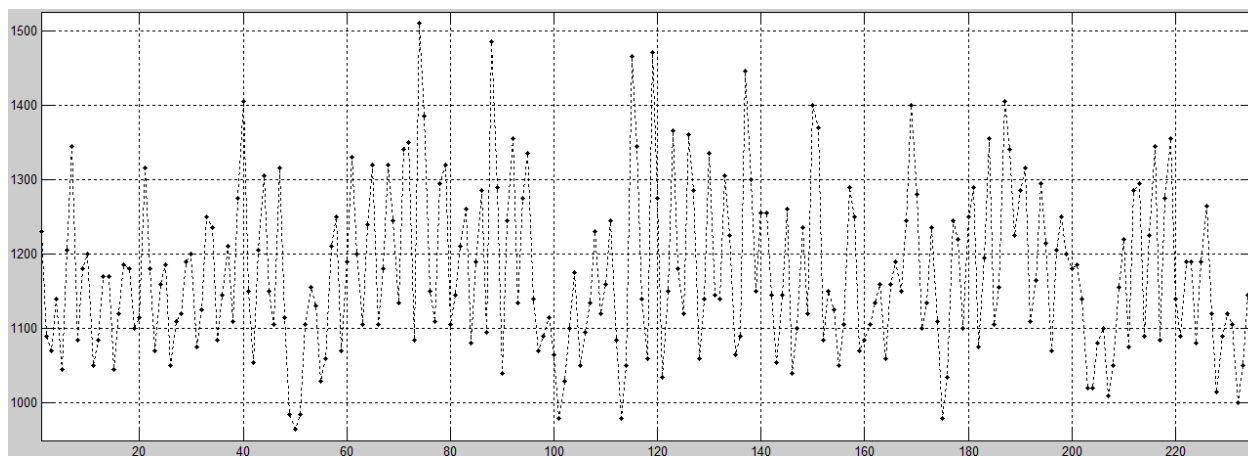


Figura 4.3 – Exemplo de intervalograma no OutliersRR.

4.4. MÓDULOS DE ANÁLISE

Há diversos módulos que permitem diferentes métodos de análise já reconhecidos e amplamente utilizados para pesquisas com sinais de VFC [7]. Eles são: TemporalRR, EspectralRR, SequencialRR e PoincareRR.

Estes módulos trazem dados que apresentam informações sobre a VFC dos pacientes, mas além disso, os dados fornecidos pela análise espectral podem ser utilizados para estimar funções de transferência entre os diversos sinais do sistema cardiorrespiratório. Por este motivo o módulo EspectralRR foi utilizado nas etapas seguintes deste estudo e esta seção será focada neste módulo.

4.4.1. ESPECTRALRR

O módulo EspectralRR apresenta o espectrograma do sinal, calculando a densidade espectral de potência (DEP) para determinadas faixas de frequência. Há oito métodos disponíveis, sendo metade para serem aplicados em sinais IRR, e metade em sinais de FC, detalhados a seguir. O usuário pode escolher entre cinco tipos de janelas para o sinal: retangular, Bartlett, Hamming, Hanning e Blackman.

Os métodos disponíveis são descritos a seguir, em pares de métodos iguais, onde o primeiro é usado para IRR e o segundo para FC:

FHPIS e FHRIS: Os batimentos ectópicos são corrigidos e o sinal é reamostrado para uma frequência escolhida pelo usuário por interpolação cúbica (*spline*).

FHPc e FHRc: Os batimentos ectópicos são corrigidos por interpolação cúbica, porém a amostragem do sinal é suposta constante, ou seja, os dados são espaçados igualmente dentro dos limites de tempo e a frequência obtida deste processo é tomada como a frequência do sinal.

FHP e FHR: Os batimentos ectópicos são removidos e a amostragem é suposta constante, como descrito para os métodos FHPc e FHRc.

LHP e LHR: Estes métodos fazem a análise através do periodograma Lomb-Scargle, que faz uma análise batida-a-batida (tradução livre do termo *beat-to-beat*, em inglês). Assim, estes métodos não requerem amostragem constante. Neste caso os batimentos ectópicos são removidos para análise.

Para os seis primeiros métodos é possível escolher se a análise será feita utilizando a transformada rápida de Fourier (FFT, do inglês *Fast Fourier Transform*), o modelo AR ou ambos.

É possível definir três faixas de frequência (muito baixa, baixa e alta) para as quais são calculadas as áreas do espectro, e assim a DEP. É possível ainda definir as frequências máxima e mínima para visualização do espectro e a ordem do modelo AR, quando aplicável.

Desta forma o módulo dá bastante liberdade para que o pesquisador aplique métodos que sejam mais apropriados para seus objetivos e possa também comparar resultados obtidos com variações desses parâmetros.

5. ADAPTAÇÃO DOS MÓDULOS EXISTENTES

Inicialmente todos módulos do ECGLab foram adaptados para receber e processar dados de pressão arterial para compor o CRSIDLab. Foi feita uma análise das funcionalidades do programa que podem ou não ser aplicadas à análise de dados de pressão sanguínea, de modo que os módulos apresentassem apenas as funcionalidades cabíveis. A inclusão de alguns algoritmos mais específicos foi aplicada quando necessário. As adaptações genéricas, conferidas à todos os módulos, assim como as mudanças mais específicas são descritas neste capítulo.

5.1. ADAPTAÇÕES GENÉRICAS

As primeiras adaptações foram feitas para compatibilidade dos módulos com versões mais atuais do Matlab, nas quais é feita a diferenciação entre letras maiúsculas e minúsculas nos nomes de funções. Para isso foi necessário homogeneizar a nomenclatura utilizada nos diversos módulos, tanto de funções do próprio Matlab quanto em funções do ECGLab.

Com a possibilidade de processar dados diferentes e adaptar as interfaces de acordo, se fez necessário diferenciar o recebimento de dados de ECG ou de pressão arterial. Isso foi feito com a introdução de um pequeno menu de escolha na página inicial, conferindo ao usuário a tarefa de identificar corretamente os dados apresentados. Esta informação é então utilizada para adaptar títulos, unidades de medida, mensagens de texto e a representação dos dados.

Há também uma modificação na estrutura dos dados. Foi mencionado na seção 4.1 que o arquivo de Matlab contendo o ECG deveria apresentar duas variáveis, *ecg* e *fs*. Já os dados de pressão devem apresentar uma variável chamada *bp* com um vetor coluna contendo as amostras de PA e a variável *fs* com a frequência de amostragem. Assim, se o usuário identificar o tipo errado de sinal na tela inicial, o programa não conseguirá ler os dados requeridos.

A representação gráfica dos dados de pressão não pode ser feita de forma normalizada, como ocorre com o ECG, uma vez que os valores de interesse deixam de ser relativos unicamente ao tempo e passam a depender da amplitude. Assim, uma primeira alteração consistiu também em garantir que os sinais de interesse seriam conservados através do processamento.

Todos os módulos foram também adaptados para obter a resolução da tela e manter a proporção dos diversos elementos quando o tamanho da janela é alterado. Esta mudança foi feita para garantir a total visualização dos elementos em tela e melhorar o aproveitamento do

espaço. Anteriormente o programa abria em uma janela de posição e tamanho fixos e os elementos em tela não eram redimensionados quando o tamanho da janela era alterado, causando perda de informação visual.

Uma pequena observação é que o Matlab não apresenta recursos para compensar o tamanho da barra de tarefas de forma genérica e a compensação foi feita de forma manual para uma situação específica. É possível mudar isso diretamente em código, ou apenas maximizar a janela uma vez aberta para contornar este problema.

Os dados do IRR salvos no arquivo com quatro vetores coluna, descritos na seção 4.2, não são salvos em formato do Matlab, mas em um formato criado no ECGLab, de extensão '.irr'. Neste arquivo, os dados são gravados com formato e precisão especificadas e, no caso, o dado contendo o valor dos intervalos é salvo como um valor inteiro sem sinal de 16 bits. Ao adaptar esta estrutura para guardar valores de pressão neste vetor, foi necessário trocar esta especificação e salvar estes dados como valores de ponto flutuante de 32 bits. Sem esta alteração, os dados de pressão são arredondados automaticamente quando escritos em arquivo, causando perda de dados relevantes e a nova representação não traz nenhum prejuízo para a escrita de dados de IRR. A mesma alteração teve de ser feita na função que lê estes valores para que a leitura fosse interpretada de forma correta.

Como consequência, ao abrir dados de IRR salvos no ECGLab original no módulo adaptado, há uma tentativa de ler os dados que foram salvos no formato inteiro sem sinal de 16 bits como dados de formato ponto flutuante de 32 bits, gerando valores errados. Para adaptar estes sinais é necessário lê-los no formato em que foram salvos e salvá-los novamente com o novo formato. É possível fazer isso apenas alterando o parâmetro que indica o formato da variável no arquivo 'salva_IRR.m' do ECGLab original e substituir o parâmetro na função da linha 13 de *uint16* para *float32*. Assim, deve-se abrir o sinal novamente no módulo original e salvá-lo, agora no formato correto, lembrando de retornar o parâmetro original à função.

5.2. ECGFILT

O módulo ECGFilt, a opção para retirar a tendência da linha de base é removida quando o usuário indica estar trabalhando com um sinal de pressão arterial. Apesar de o sinal de pressão apresentar uma tendência, assim como o ECG, ao retirá-la está sendo retirada parte significativa dos dados, pelo mesmo motivo apresentado para a retirada da normalização.

No dado do ECG, a retirada dessa tendência facilita a visualização dos dados, idealmente sem alterar o IRR, que é o dado utilizado para as análises seguintes. Já no caso de PAS e

PAD, é importante manter essa influência, que fará parte da caracterização final do sistema e relaciona o sinal da respiração com os sinais de pressão, como descrito na seção 2.2.3.

5.3. ECGLABRR

A princípio, os algoritmos de detecção do complexo QRS do módulo ECGLabRR foram utilizados também para a detecção dos pontos de PAS do sinal de pressão arterial. Para alguns pacientes, os algoritmos apresentaram boa eficiência, porém, não era ideal para a maior parte deles. O algoritmo “lento” se mostrou melhor do que o “rápido”. A Figura 5.1 ilustra um caso que ocorreu com frequência no uso dos dois algoritmos, a marcação do ponto máximo após o nó dicrótico. A Figura 5.2 ilustra a marcação abaixo do valor real, problema apresentado com maior frequência no algoritmo “rápido”.

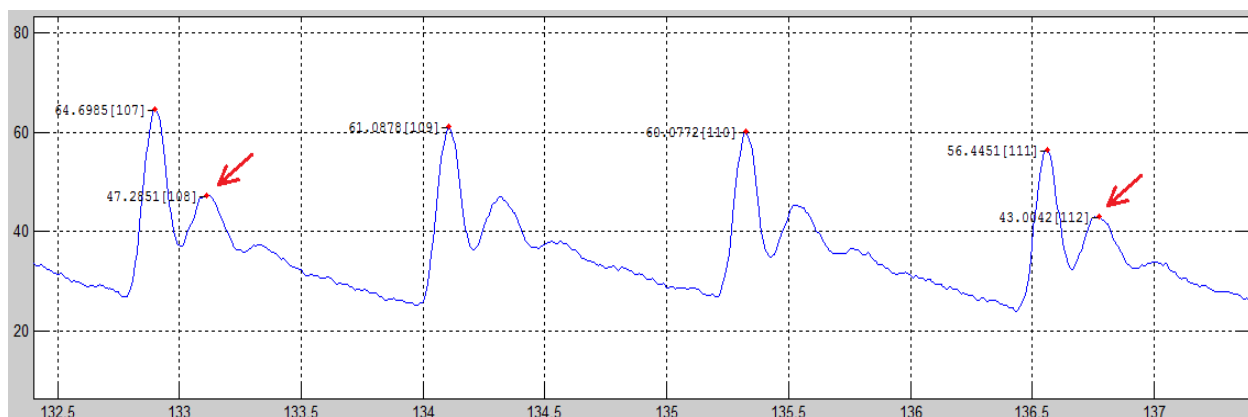


Figura 5.1 – Marcação errônea de uma segunda PAS (PAS 108 e 112).

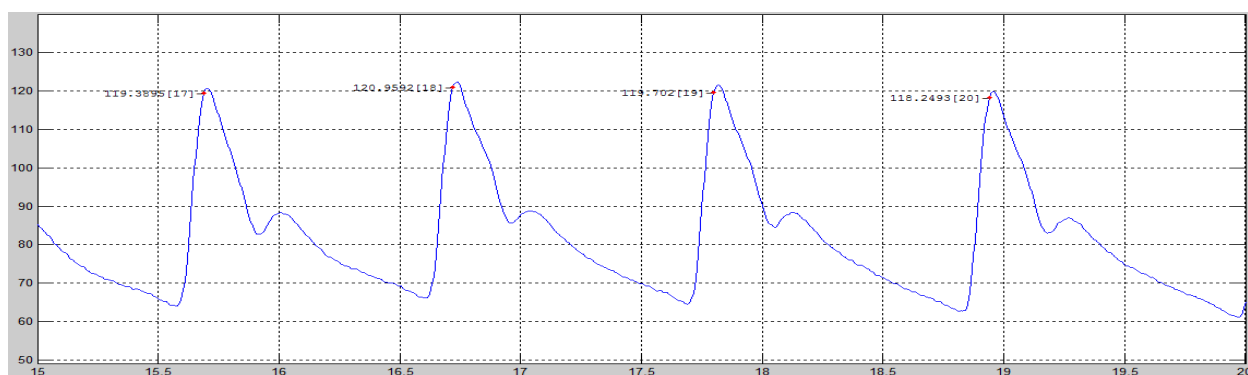


Figura 5.2 – Marcação de PAS abaixo do valor real.

Há um algoritmo de caracterização da curva de PA desenvolvido para detectar simultaneamente PAS, PAD e ainda os nós dicróticos [39]. Para sanar o problema da detecção de PAS e para que o módulo fosse mais completo e útil na prática, este algoritmo foi usado

para substituir os dois algoritmos que antes faziam a detecção da PAS e foi incluído também como possibilidade para detectar a PAD.

No mesmo módulo, foi desenvolvido um algoritmo dependente da detecção da PAS para detectar PAD. Ele consiste em utilizar os pontos de PAS para segmentar o sinal de pressão e procurar pelo ponto mínimo em cada segmento, como mostrado na Figura 5.3. Enquanto este algoritmo está selecionado, ele funciona de forma automática e correções manuais na marcação da PAS refletem diretamente na marcação da PAD.

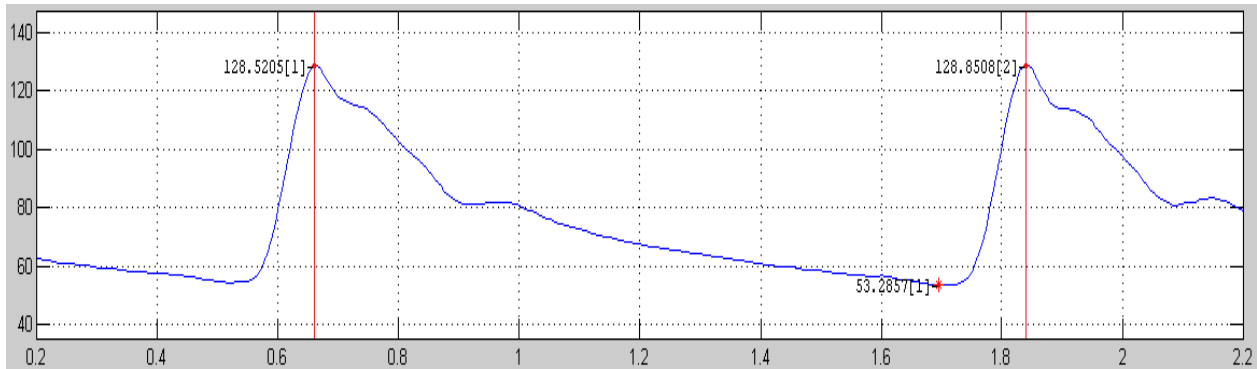


Figura 5.3 – Ilustração do algoritmo de detecção de PAD a partir da PAS.

Com a inclusão de PAS e PAD juntas, foi necessário criar uma forma de diferenciar estes dados quando a correção manual dos pontos marcados pelos algoritmos é feita. A função que faz essa correção reconhece um clique de mouse feito dentro da área do gráfico e verifica se o ponto clicado é próximo de algum ponto já marcado. Assim, foi necessário delimitar uma área para que o programa verificasse os pontos de PAS e outra para que ele verificasse os pontos de PAD. Essa divisão foi feita com base nos valores do eixo de pressão, chamada de patamar PAS/PAD e determinada 80 mmHg na forma padrão.

Este patamar pode ser alterado pelo usuário, o que se faz necessário quando é desejado corrigir ou marcar um ponto que se encontra fora da área determinada para aquele sinal. Um exemplo é quando há um ponto de PAS muito baixo resultante de um batimento ectópico que falha em ser detectado. Se o valor estiver abaixo de 80 mmHg, ao tentar marcá-lo será marcado um ponto de PAD, o que não é desejado. É possível verificar este erro em tela, uma vez que para marcar PAS são usados pontos vermelhos, como no ECG, mas para marcar PAD são usados asteriscos vermelhos. Alterando o patamar, é possível editar o sinal correto.

5.4. OUTLIERSRR

As alterações nos sinais de pressão causadas por batimentos ectópicos são muito sutis, como mostra a Figura 5.4, e na maioria dos casos não foi detectada pelo algoritmo implementado para encontrar batimentos ectópicos de forma automática diretamente a partir dos valores de PAS e PAD.



Figura 5.4 – Pontos de pressão sanguínea resultantes de batimentos ectópicos.

As distâncias entre pontos R é semelhante à distância entre os pontos da PAS e da PAD, já que todos os sinais ocorrem de forma cíclica e dentro dos mesmos períodos [15]. Assim, para detectar estes pontos de forma mais eficiente, quando um sinal de pressão é recebido pelo módulo OutliersRR, é feito o cálculo das distâncias entre pontos de PAS ou PAD e a análise de distâncias muito longas ou muito curtas indicará os pontos provenientes de batimentos ectópicos, que serão então marcados automaticamente.

5.5. ESPECTRALRR

O módulo EspectralRR fornece ao usuário a informação da DEP em forma imagem e texto na interface do programa e também em um relatório HTML que o usuário pode acessar ao clicar em um botão. Para facilitar a transferência destes dados para outros ambientes, foi adicionada a possibilidade de exportar os dados apresentados em texto em tela no formato de arquivo de texto (.txt), em uma configuração favorável para importação para ambientes de planilha, onde os dados podem ser usados para análises posteriores envolvendo outros dados.

Alguns dos métodos apresentados pelo EspectralRR para análise espectral são para dados de FC, ou seja, ele inverte o RRI de acordo com a equação (2.1) antes dos cálculos. Como não há um equivalente do sinal de FC para sinais da pressão arterial, estes métodos são desabilitados quando o usuário indica que irá trabalhar com sinais de pressão.

Foi introduzida ainda a possibilidade de salvar o dado reamostrado, obtido pela escolha dos métodos FHPIS ou FHRIS, para ser usado pelo pesquisador em outros tipos de análise não disponíveis no ECGLab.

5.6. DEMAIS MÓDULOS DE ANÁLISE

Para os demais módulos de análise, assim como no EspectralIRR, foi incluída a possibilidade de extrair os dados calculados para arquivos de texto, de forma que esta informação fique disponível para armazenamento ou futuras análises de forma mais simples e direta.

6. NOVOS MÓDULOS

Os módulos adaptados fornecem uma boa ferramenta para pesquisadores que desejam tratar sinais de pressão ou ECG de forma exclusiva, porém o objetivo final deste projeto é possibilitar a análise do sistema cardiorrespiratório de forma mais completa e, para isso, foram criados novos módulos, como descrito a seguir, para integrar o CRSIDLab.

A interface de cada um dos módulos é apresentada nos Anexos II a V, contendo a imagem que aparece ao abrir o programa, a tela principal para processamento e, quando aplicável, telas de casos específicos.

6.1. ECG_BP

Os dados de pressão e ECG podem ser processados separadamente com sucesso, porém é possível extrair mais informação e facilitar análises se eles forem apresentados em conjunto. Alguns sinais do ECG podem apresentar muito ruído, deixando confuso o ponto exato do pico R e sinais de pressão podem não refletir com clareza um batimento ectópico, como mostrado na Figura 5.4. Com isso em mente, a interface do módulo ECGLabRR foi usada como base para desenvolver o ECG_BP. O formato dos dados é o mesmo recebido pelo ECGLabRR.

A interface foi adaptada para exibir os sinais de forma paralela e fazer o processamento dos sinais. Todos os algoritmos e funcionalidades do módulo ECGLabRR foram mantidos e a presença de uma maior quantidade de dados permitiu a implementação de novos algoritmos e trouxe a necessidade de algumas funcionalidades a mais.

O primeiro novo algoritmo é para a detecção da PAS e funciona de forma semelhante ao algoritmo desenvolvido para detecção da PAD a partir dos dados de PAS, descrito na seção 5.3. Há uma relação entre o sinal de ECG e o sinal de pressão, como descrito na seção 2.1.4, e, assim, é possível utilizar os instantes de ocorrência dos picos R para segmentar o sinal de pressão e procurar pelos valores máximos em cada intervalo, como é mostrado na Figura 6.1. Este algoritmo também é automático e responderá a mudanças na marcação do ECG enquanto estiver selecionado.

O próximo novo algoritmo é para a detecção da PAD e foi inspirado por erros verificados em alguns casos na marcação a partir da PAS, melhor detalhados na seção de resultados. Partindo da definição de que a PAD se dá ao final da diástole ventricular, conclui-se que ela deve ser encontrada sempre no espaço entre um pico R e a PAS seguinte à ele. Dessa forma, o RRI e a PAS foram utilizados para separar estes intervalos de tempo e procurar o ponto mínimo em

cada um deles, como mostrado na Figura 6.2. O algoritmo é automático, como os demais e responde a alterações em ambos os sinais.

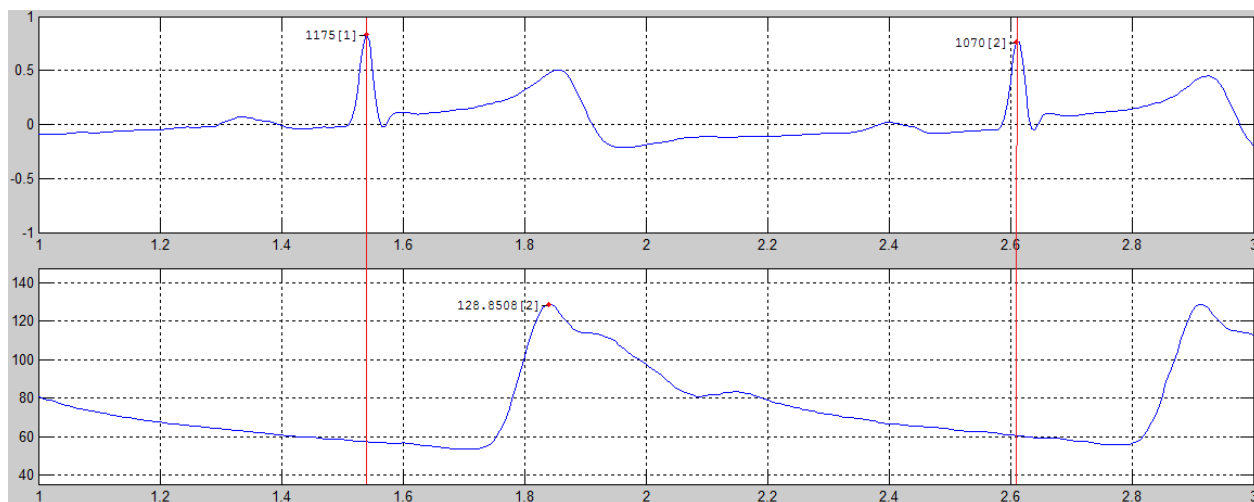


Figura 6.1 – Ilustração do algoritmo de detecção de PAS a partir do IRR.

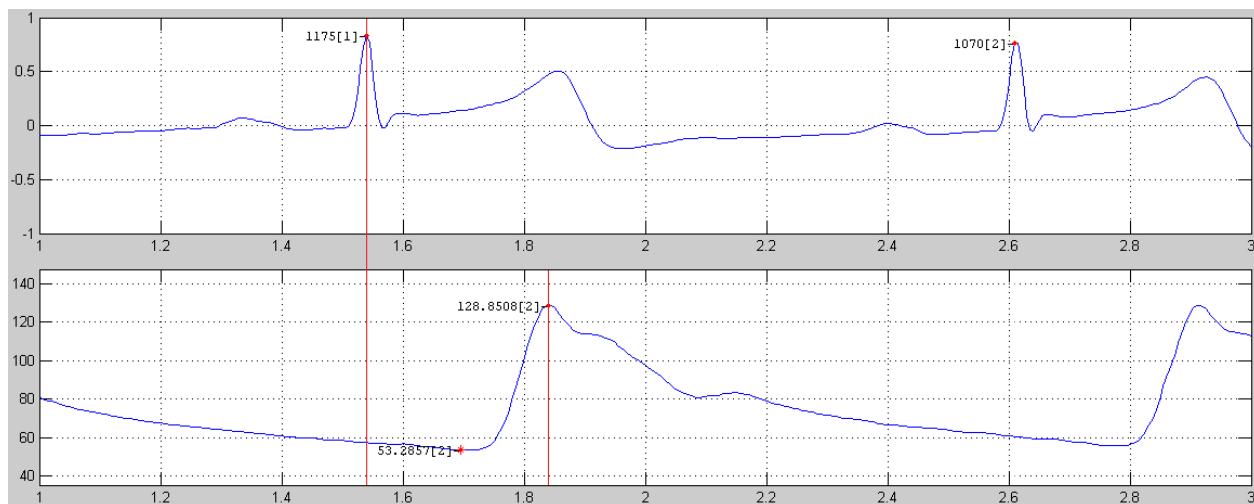


Figura 6.2 – Ilustração do algoritmo de detecção de PAD a partir do IRR e da PAS.

Um problema apresentado por estes algoritmos automáticos estava na detecção de sinais PAD e PAS nas bordas, que apresentou muitos erros. Foram criadas condições para delimitar as situações em que estes pontos são procurados nas bordas baseadas em desvios de comportamento em relação aos extremos do resto dos dados.

Assim, se a borda esquerda (entre o início dos dados e o primeiro ponto da onda R) é mais curta, temporalmente, do que a menor distância entre uma PAS e pico R seguinte o algoritmo irá descartar o intervalo. Caso ele não seja descartado, mas a PAS detectada for menor do que o patamar determinado pelo usuário ou menor do que a menor PAS presente no restante do

signal, ela será descartada. A mesma lógica é aplicada para a detecção de PAD na borda esquerda, exceto que o valor encontrado é descartado se ele for maior que o patamar determinado pelo usuário ou maior do que a maior PAD presente no restante do sinal.

No caso da borda direita (entre o último ponto da onda R e o tempo máximo dos dados), tem-se os mesmos requisitos que na borda esquerda para a detecção da PAS, porém agora a análise do tamanho da borda é comparada com a menor distância entre um pico R e uma PAS seguinte no restante dos dados. A detecção da PAD, entretanto, só é feita caso ela se apresente antes da última PAS, pois os valores da PAD são bem menos distinguíveis no sinal do que os valores PAS e um número muito grande de marcações seria feito erroneamente.

Para permitir a liberdade do pesquisador de selecionar os dados de seu interesse para trabalhar, foi incluído um pequeno menu no qual é possível selecionar qualquer combinação dos sinais de interesse. Esta seleção é usada para aplicar certas ações sobre o conjunto de dados trabalhado, como salvar, limpar e restaurar do disco ou marcar e desmarcar ectópicos.

Para marcar e desmarcar ectópicos de forma conjunta é necessário associar um ponto IRR com uma PAS e uma PAD. Existem algumas propostas diferentes para essa correlação [17], mas foi decidido utilizar a convenção proposta por Rompleman e Ten Voorde [40], apresentada na Figura 6.3.

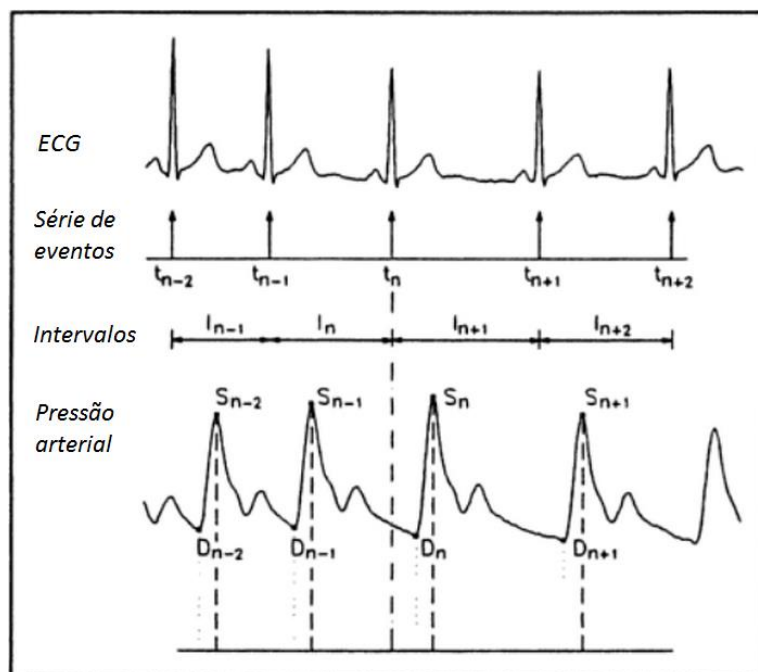


Figura 6.3 – Convenção para relacionar pontos de PA com IRR.⁷

⁷ FONTE: Imagem adaptada de Rompleman e Ten Voorde, 1995 [40]

A Figura 6.4 mostra o motivo da escolha desta convenção. É possível notar que o batimento curto fez a PAD seguinte apresentar um valor elevado e a PAS, um valor atenuado, isso porque não houve tempo para o relaxamento total do coração, elevando a PAD, e então a contração seguinte forneceu menos sangue, baixando a PAS. Assim, é visto que as alterações causadas por batimentos ectópicos são apresentadas na PAS e PAD imediatamente seguintes ao intervalo, como na convenção escolhida.

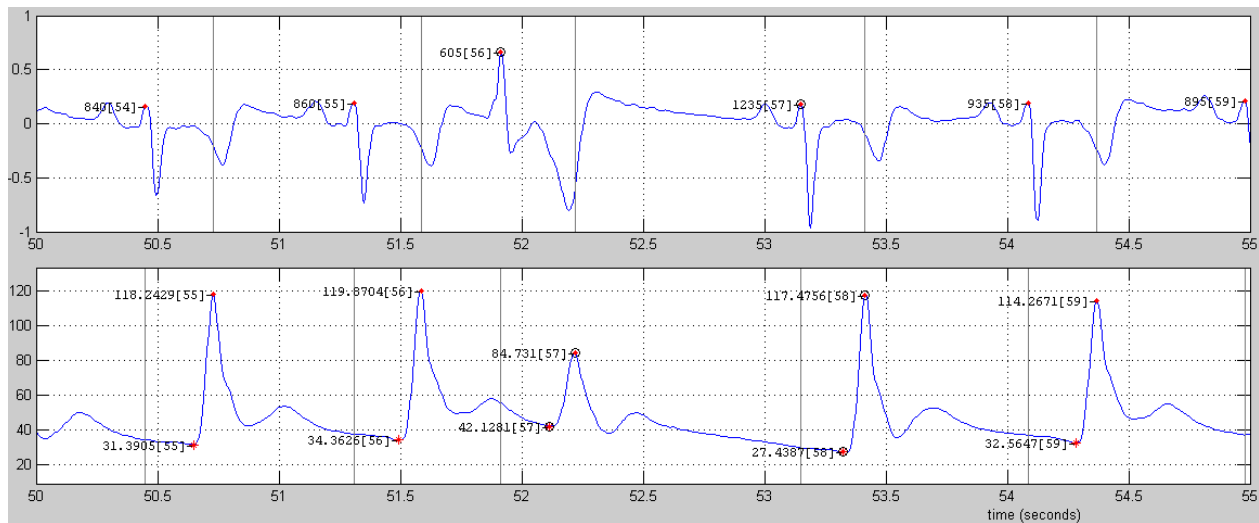


Figura 6.4 – Alterações causadas por batimentos ectópicos em sinais de PA.

Uma funcionalidade para facilitar a visualização dos dados e conferência de ectópicos e marcações dos pontos de interesse foi a possibilidade de colocar uma grade em um dos dois sinais a partir de pontos de interesse do outro. Assim, é possível colocar uma grade demarcando com linhas no ECG os pontos no tempo da PAS ou PAD e é possível marcar no sinal de pressão arterial os pontos no tempo dos picos R. Na Figura 6.4 há um exemplo no qual aparece a grade nos dados de PA a partir do IRR e aparece a grade nos dados do ECG a partir da PAS.

Há ainda a possibilidade de receber um sinal de ECG com os batimentos ectópicos já marcados e marcar de forma automática as PAS e PAD correspondentes. Como é mais difícil identificar pontos provenientes de batimentos ectópicos no sinal de pressão, esta opção permite que o usuário utilize um algoritmo automático, como o apresentado no módulo OutliersRR, para detecção de ectópicos no IRR e faça essa correspondência de forma direta. Além disso, é possível fazer a conferência visual contando com mais informações para tomar decisões em pontos que deixam dúvidas sobre a marcação.

6.2. RESP

O processamento de dados de respiração é bastante distinto do que é feito com sinais de ECG e PA e, portanto, foi criado um módulo dedicado para filtrar e ajustar os dados.

Uma diferença dos módulos que tratam PA e ECG se encontra no formato dos dados. Eles se encontram em uma estrutura de Matlab, na qual há um vetor com a informação de fluxo de ar, em L/s, ou com a informação de VPI, em L, em uma variável chamada *rsp* e um vetor de tempo em uma variável chamada *tempo* além da frequência de amostragem em uma variável chamada *fs*. Os demais módulos assumem que a frequência de amostragem indicada pelos dados é constante e assim cria um vetor de tempo para exibi-los em tela. Analisando os dados reais de teste com cuidado, foi visto que essa frequência de amostragem não é sempre perfeita, apresentando uma pequena deriva. Assim, este módulo utiliza o vetor de tempo real para evitar modificações nos dados reais.

O RESP tem como principal função converter dados de fluxo de ar em dados de volume pulmonar instantâneo VPI, mas também pode ser usado para filtrar dados de VPI que se apresentem particularmente ruidosos. A metodologia de processamento se baseia no trabalho apresentado por Costa Dias [26], com algumas alterações após estudos.

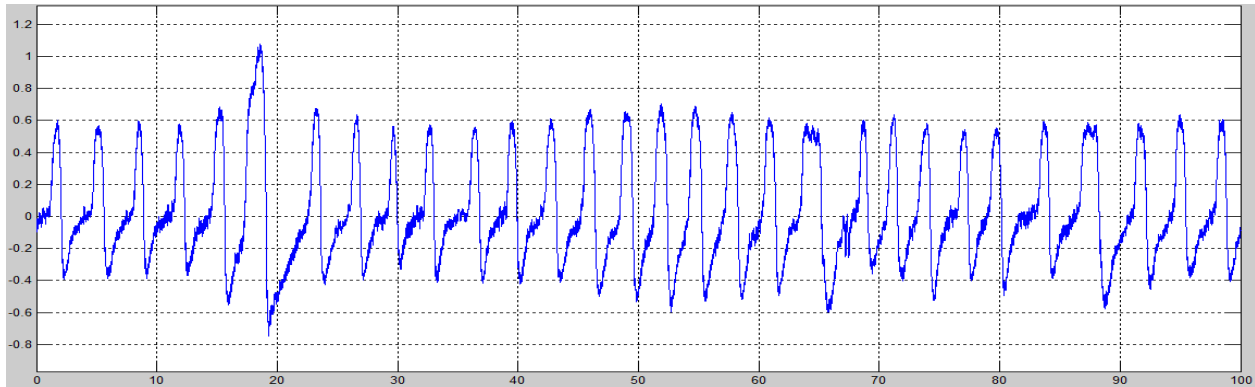


Figura 6.5 – Exemplo de dado de fluxo de ar (em L/s).

Caso o dado de entrada seja de fluxo de ar (L/s), como exemplificado na Figura 6.5, o primeiro passo consiste na conversão deste dado para VPI (L) propriamente dito. Como o primeiro se apresenta na forma de litros por segundo, para obter o segundo é necessária uma integração numérica. Esta integração, porém, causa uma tendência crescente no VPI, como apresentado na Figura 6.6, que pode ser vista como o resultado da aparição de uma constante de integração e que deve ser eliminada para estudos futuros.

Há diversas formas de retirar esta tendência, mas várias apresentaram resultados pouco satisfatórios. A melhor alternativa encontrada foi o uso de um filtro passa-altas com frequência

de corte muito baixa, que elimina a tendência, vista como parte de uma componente de frequência extremamente baixa [26]. Neste ponto tem-se o sinal de VPI, apresentado na Figura 6.7, que é na realidade um VPI relativo, que apresenta média nula. Como mencionado na seção 2.2.1, o pulmão na realidade apresenta sempre um volume de ar residual.

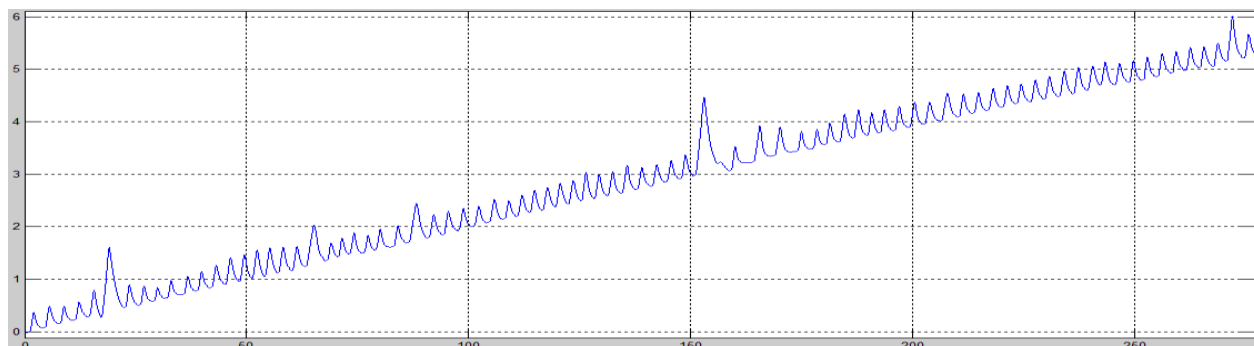


Figura 6.6 – Sinal de fluxo de ar após integração (em L).

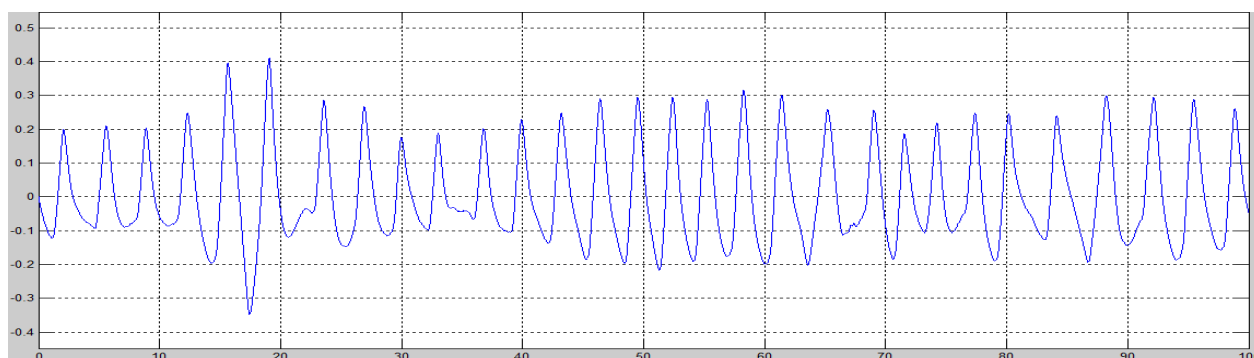


Figura 6.7 – Sinal de VPI após retirada da tendência (em L).

O processamento proposto por Costa Dias [26] apresentava como etapa inicial um filtro passa-baixas com frequência de corte em 0,5Hz, pois o sinal de fluxo de ar apresenta muito ruído, como é possível verificar na Figura 6.5. Com estudos posteriores foi possível ver que em vários casos este filtro é desnecessário, uma vez que a própria integração filtra o ruído apresentado no sinal de fluxo de ar. Porém, em alguns casos o sinal após a integração e a retirada da tendência apresentam oscilações de alta frequência não coerentes com um sinal de VPI e precisam de tratamento, como exemplificado na Figura 6.8.

Foi verificado que a aplicação desse filtro antes ou depois do processo descrito até aqui não gerava diferenças relevantes no sinal final. Dessa forma, como neste ponto do processamento é possível verificar se o filtro é de fato necessário e verificar seus efeitos, desejados ou indesejados, no sinal final, é sugerido pelo manual e pela interface do programa que este passo seja feito apenas depois da integração e da retirada da tendência.

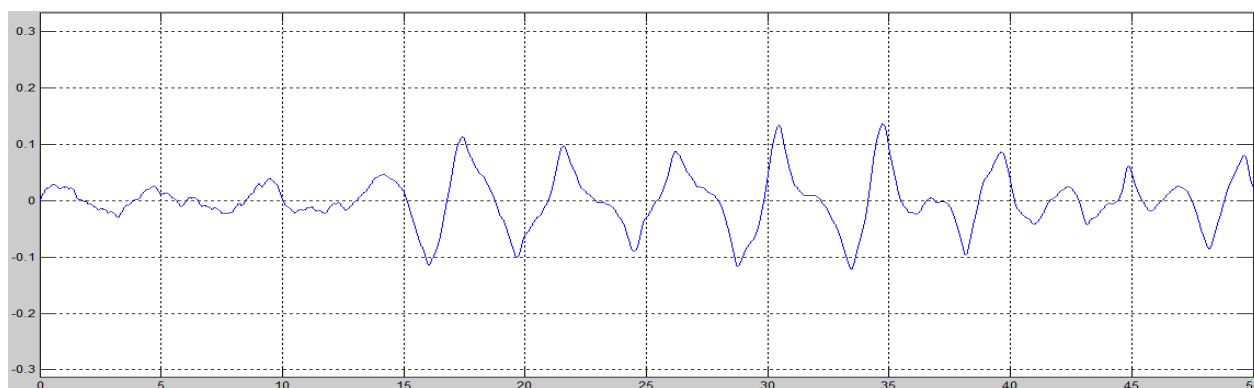


Figura 6.8 – Exemplo de VPI com ruído de alta frequência.

Para permitir ao usuário uma escolha adequada do ponto de corte do filtro e uma verificação efetiva de seus efeitos, foi inserida uma opção para a comparação do sinal original com o sinal filtrado por dois filtros com pontos de corte diferentes, escolhidos pelo usuário dentro de certos limites. É possível visualizar os sinais filtrados juntamente com o sinal original, selecionar e aplicar o filtro escolhido, ou voltar à interface anterior sem aplicá-lo.

Por fim, é possível reamostrar o sinal para uma frequência escolhida pelo usuário. Costa Dias [26] havia utilizado a função *resample* do Matlab, porém foi verificado que ela causava alterações nas bordas dos sinais devido à aplicação de filtros. Como por via de regra essa reamostragem será para frequências menores do que a frequência original do sinal, ela é implementada por interpolação cúbica, mantendo a forma do sinal original de forma mais satisfatória.

O SNA apresenta resposta significativa na faixa de frequência entre 0 e 1 Hz [5]. Pelo critério de Nyquist, a frequência de amostragem deve ser o dobro da maior frequência do sinal, para que ele esteja bem caracterizado. A maioria dos autores utiliza frequências de 2 a 4 Hz para reamostragem, assumindo a FC entre 60 e 120 bpm, mas alguns estudos chegam a utilizar a frequência de 10 Hz [6]. Apesar deste sinal não ser de FC, é interessante amostrar todos os sinais em análise em uma mesma frequência, como será mostrado na seção 6.3. Portanto, é permitido que o usuário escolha frequências de 1 a 10 Hz.

6.3. ALIGN

Como mencionado anteriormente, é possível utilizar os dados obtidos da DEP para estimar funções de transferência entre os dados. Há também métodos temporais para estimar essas funções e tais métodos exigem que os dados estejam devidamente alinhados no tempo e com amostragem constante. Para colocar os dados neste formato, foi criado o módulo ALIGN.

O módulo recebe os dados de ECG e PA utilizando tanto os arquivos de Matlab com as variáveis *ecg*, *bp* e *fs* e também utilizando o arquivo que contém os pontos de interesse e a marcação de ectópicos. Não é possível marcar ou desmarcar ectópicos no módulo, apenas escolher a forma de tratá-los, como será mostrado adiante.

O módulo apresenta os três sinais de maior interesse tratados até agora: VPI, PAS ou PAD e IRR. Ele permite que o usuário escolha os dados com os quais deseja trabalhar, sendo necessário especificar se o dado de entrada é do tipo PAS ou PAD quando é selecionado o sinal de pressão. Também é possível escolher transformar o dado do IRR para FC após o processamento.

O primeiro tratamento feito nos dados é o de retorná-los para o eixo do tempo real, contido nos dados do VPI. Para isso, o vetor que contém os índices referentes aos pontos do IRR e à PAS ou PAD nos seus sinais de origem são utilizados para encontrar o valor correspondente no vetor de tempo do VPI. Essa correção é feita para evitar alterações indesejadas nos dados por assumir uma amostragem estritamente constante, que nem sempre é obtida em registros digitalizados reais. Isso é necessário pelo fato de que o eixo de tempo dos sinais IRR, PAS e PAD é criado artificialmente dentro dos módulos do ECGLab a partir de uma frequência do sinal de entrada e pode não corresponder ao tempo real em todos os instantes, presente no dado do VPI. Quando o dado do VPI não está sendo processado, esta etapa não é considerada.

O módulo traz as mesmas opções para tratar pontos de origem ectópica que os módulos de análise do ECGLab: mantê-los inalterados, removê-los ou interpolá-los. Este tratamento é aplicado antes da reamostragem e o resultado é mostrado em tela de forma imediata, sendo possível verificar as diferenças antes de reamostrar e salvar o sinal.

Os três dados utilizados neste tipo de estudo geralmente têm instantes diferentes de início e fim. O primeiro ponto do VPI é, em geral, o primeiro instante de tempo no geral dentre os três sinais considerados, já que este dado está amostrado a uma frequência alta. O posicionamento no eixo do tempo do primeiro dado da PAS/PAD vai depender do ponto do ciclo cardíaco em que a medição foi iniciada, costumando ser posterior ao primeiro dado do VPI, porém sempre anterior ao primeiro IRR. Isto ocorre porque o primeiro dado do IRR aparece no momento do segundo pico R apresentado na medição e, dessa forma, é garantido que haverá ao menos um ponto de PAS/PAD anterior, que ocorre durante o primeiro IRR.

Já no final dos dados, pode-se ter o IRR e o PAS/PAD terminando em pontos distintos, sendo possível que qualquer um acabe antes do outro, mas novamente é comum ter o último dado do VPI como último dado medido devido à sua alta frequência de amostragem. Assim, quando mais de um dado é apresentado, é provável que hajam lacunas, ou seja, espaços de

tempo sem amostras de um determinado sinal, nos instantes iniciais e finais do conjunto de dados, o que pode ser observado na Figura 6.11, discutida mais adiante.

A reamostragem dos dados é importante para aplicação de métodos espectrais, que assumem dados com amostragem uniforme [6], assim como para a aplicação de métodos temporais, que exigem alinhamento das amostras, ou seja, as amostras dos sinais devem existir nos mesmos instantes. Como visto na seção 6.2 a frequência escolhida para amostragem depende da frequência cardíaca dos pacientes para cumprir o critério de Nyquist.

O módulo permite a escolha de três diferentes métodos para a reamostragem: a interpolação linear, a interpolação cúbica e o algoritmo para sinais amostrados de forma não uniforme apresentado em [5]. Ao aplicar a interpolação cúbica nos dados não preparados, ou seja, sem um tratamento prévio para as lacunas nas bordas dos dados originais, surgem distorções que não caracterizam o sistema em questão, como pode-se ver na Figura 6.9. Enquanto todo o dado do IRR original se encontra na faixa entre 850 e 1300 ms, a extrapolação do dado inicial foi superior a 2500 ms.

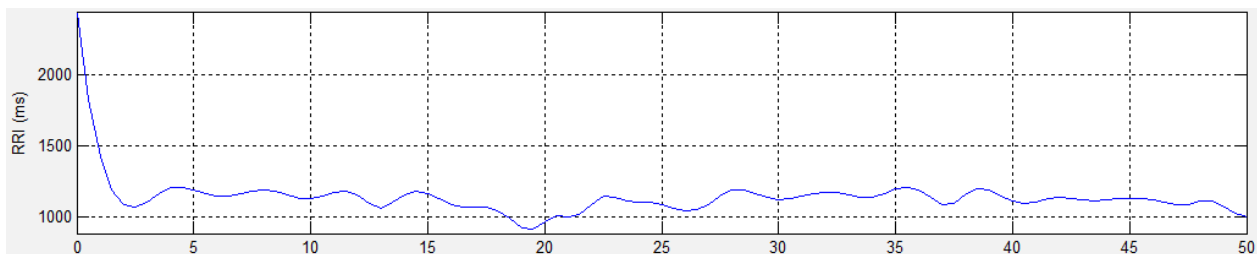


Figura 6.9 – Exemplo do uso de interpolação cúbica no IRR sem preparação dos dados.

O terceiro método, assim como a interpolação linear, não permite esta extrapolação e trabalha apenas com os dados recebidos, sendo incapaz de estimar dados para as lacunas e trazendo um problema para o alinhamento. Além disso, este método precisa de amostra além dos limites do dado final desejado em cada borda, pois a primeira e última amostra não conseguem ser tratadas. Dessa forma, é necessário preparar os dados para o processamento de forma a permitir o alinhamento dos dados mesmo com estes pontos de início e fim originais distintos nos diferentes registros (IRR, PA e VPI). Duas ferramentas permitem que o pesquisador escolha como lidar com este problema, além de permitir comparações e estudos acerca deste problema.

A primeira é a possibilidade de escolher os pontos desejados para início e fim do dado reamostrado. O ponto inicial pode ser escolhido referenciando os pontos iniciais de cada registro (IRR, PA ou VPI), devidamente indicados na interface, como indicado na Figura 6.10. O ponto final também pode ser escolhido referenciando o ponto final de cada dado e pode ainda

ser determinado pelo número de amostras que o pesquisador deseja considerar, sendo que o número máximo de amostras, calculado a partir do ponto de início escolhido e da frequência desejada, é indicado em tela, como é possível verificar na Figura 6.10.

Choose limits for resampling:	
Start points	End points
<input type="radio"/> RRi: 1.54 s	<input type="radio"/> RRi: 276.707 s
<input type="radio"/> SBP: 0.66 s	<input type="radio"/> SBP: 276.997 s
<input checked="" type="radio"/> ILV: 0 s	<input checked="" type="radio"/> ILV: 277.237 s
	<input type="radio"/> # samples from start point
	<input type="text" value="555"/> (1 to 555)

Figura 6.10 – Escolha de pontos de corte para alinhamento na interface.

Ao selecionar estes pontos de corte do sinal, eles aparecem como linhas cinzas verticais nos gráficos dos sinais, como indicado na Figura 6.11. Este corte permite que o pesquisador elimine ou diminua as lacunas nas bordas dos dados, de forma a preservar a informação real ali presente. Porém, em alguns casos isto não é interessante, principalmente quando há uma preocupação em ter um conjunto de dados de mesmo tamanho ou quando as medições ficariam pequenas demais para o estudo desejado. Apesar de a opção de escolher o número de amostras permitir contornar o problema do tamanho, escolhendo sempre o mesmo valor, ainda é possível que alguns dados apresentem lacuna e ainda há o problema do tamanho total da amostra.

Assim, a segunda ferramenta para controle do pesquisador é a escolha do tratamento das lacunas nas bordas. Há quatro métodos propostos para este tipo de problema. O primeiro seria eliminar as bordas, o que já é possível pela escolha do ponto de corte. O segundo é o chamado *zero-padding*, ou preenchimento com zeros, que preenche as lacunas com amostras de valor zero. Esta solução não é ideal para o caso de análises temporais, já que nossos dados giram em torno de valores altos e os zeros puxam as bordas para valores irrealistas após a reamostragem, como mostrado na Figura 6.12.

O terceiro método consiste em preencher as lacunas das bordas com repetições da primeira e última amostras, partindo do pressuposto de que os dados além destas bordas estariam próximos dos dados da borda, minimizando a distorção. Por fim, é possível ainda considerar que o sinal em questão é periódico e, portanto a amostra final seria repetida antes da primeira amostra e a amostra inicial seria repetida após a amostra final, completando as lacunas.

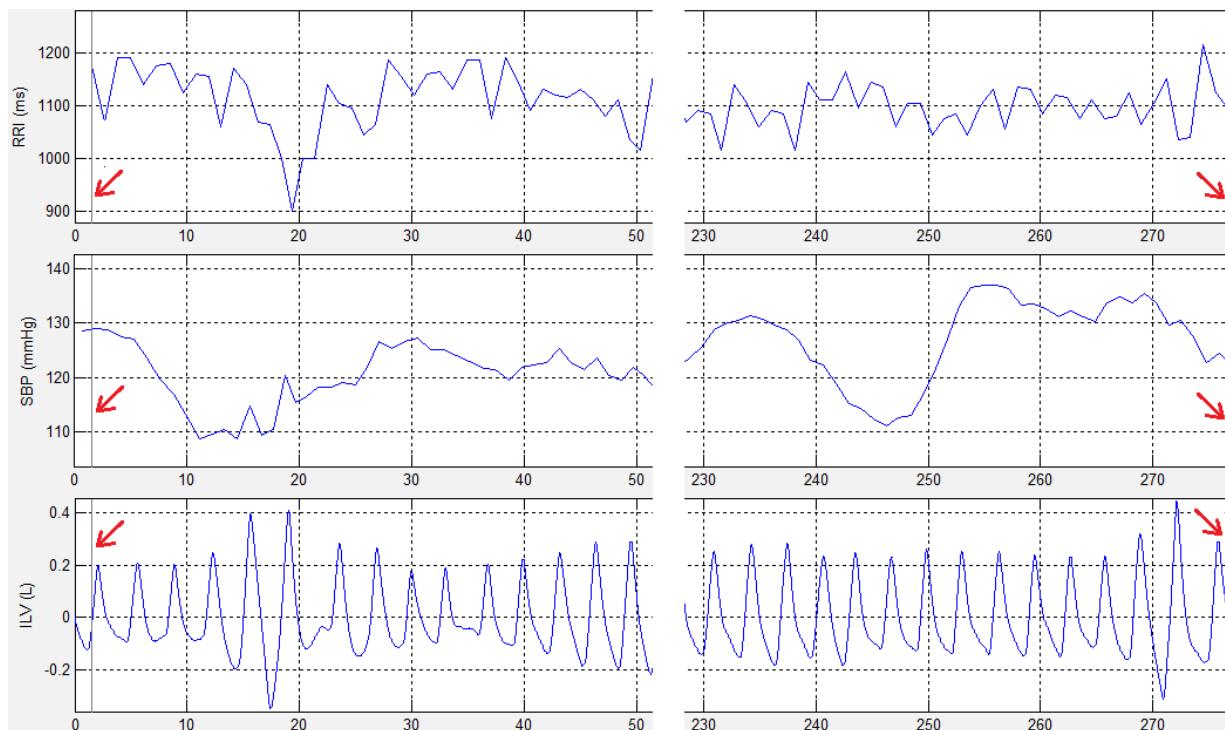


Figura 6.11 – Linhas indicando pontos de corte selecionados no início e fim dos dados.

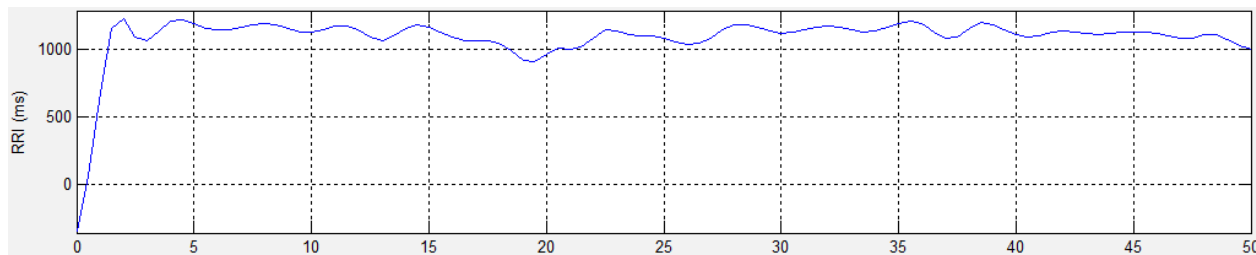


Figura 6.12 – Exemplo do uso de interpolação cúbica com *zero-padding*.

Estes dois últimos métodos são apresentados como opção para que o usuário preencha as lacunas existentes. Não foram feitos estudos comparando os efeitos do uso destes métodos, mas o programa é uma ferramenta para esse tipo de estudo no futuro. O método escolhido será usado também para inserir uma amostra a mais em cada borda no caso da escolha pelo algoritmo para sinais amostrados de forma não uniforme.

O método apresentado por Berger et al [5] foi desenvolvido para tratar o IRR e adaptado para tratar também PAS e PAD, o que é detalhado na seção 6.3.1. Como o VPI é um sinal que já tem amostragem uniforme, não é necessário aplicar este algoritmo no VPI, além de ter um grande custo computacional pela grande quantidade de amostras. Portanto, quando este algoritmo é selecionado, o VPI é tratado por interpolação cúbica.

Assim, a saída do módulo são sinais reamostrados e alinhados no tempo, prontos para análises temporais ou análises de espectro cruzado, nas quais o alinhamento também é fundamental. A nomenclatura do sinal indica o tipo de reamostragem que foi feita e a frequência utilizada e os dados se apresentam no mesmo formato dos dados de entrada.

6.3.1. ALGORITMO DE BERGER

Berger et al [5] descreve um algoritmo para obter o sinal de FC de forma a causar menos distorções em análises espectrais. Este algoritmo é equivalente à convolução de um sinal de tacograma com uma janela de tamanho de duas amostras, porém o tacograma é construído posteriormente à aquisição de dados de forma a evitar o atraso introduzido por tacogramas convencionais que são construídos durante a aquisição dos dados.

A Figura 6.13 (b) mostra um sinal de tacograma convencional e a Figura 6.13 (a) mostra, paralelamente, o sinal de ECG correspondente. Pode-se ver que, por conta do atraso, o valor correspondente à FC é mantido durante o tempo do IRR seguinte. Isso causa uma alteração da FC média obtida do tacograma e uma defasagem em relação aos demais sinais do sistema cardiorrespiratório, trazendo problemas para análises de espectro cruzado e resposta ao impulso, por exemplo.

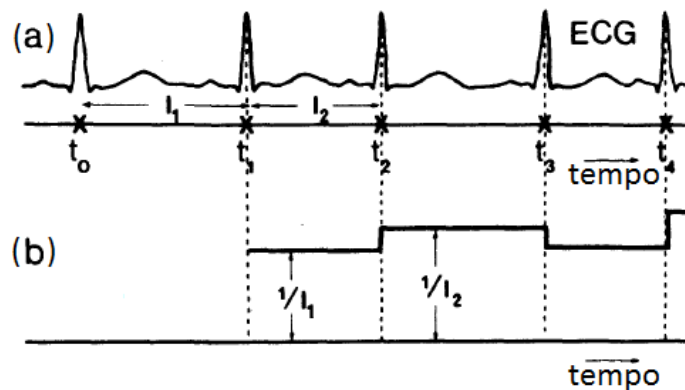


Figura 6.13 – Sinal de ECG (a) com tacograma convencional (b) correspondente.⁸

O tacograma proposto por Berger et al [5] mantém o valor da FC durante o tempo do IRR correspondente, sanando estes problemas. A resposta do algoritmo é equivalente à convolução, porém a proposta é que esta operação seja evitada por seu custo computacional. O algoritmo propriamente dito consiste em contabilizar a proporção de FC de cada intervalo presente dentro da janela de duas amostras, centrada na amostra a ser modificada. Então o valor a ser colocado na posição da amostra central r_i , em que i é o índice da amostra, está de

⁸ FONTE: Imagem adaptada de DeBoer, Karemaker e Strackee, 1984 [51]

acordo com a equação (6.1), em que f_r é a frequência de amostragem escolhida e n_i é uma ponderação dos IRR presentes dentro da janela, que será melhor explicada adiante.

$$r_i = f_r \times \frac{n_i}{2} \quad (6.1)$$

A Figura 6.14 ilustra o funcionamento do algoritmo exibindo o sinal de ECG original na Figura 6.14 (a), o sinal de FC obtido pela aplicação do algoritmo na Figura 6.14 (b) e o sinal de tacograma proposto na Figura 6.14 (c). Ela ilustra também a contabilização das ponderações dos intervalos nos pontos t_1 e t_2 . Em t_1 , $n_1 = a/I_2$, em que a , que é do tamanho total da janela, indica a proporção da janela dentro do intervalo I_2 . Já em t_2 , $n_2 = (b/I_3) + (c/I_4)$, em que b e c são as proporções da janela que se encontram nos intervalos I_3 e I_4 , respectivamente. Para a implementação do algoritmo, não é necessário criar o sinal da Figura 6.14 (c), já que não é o objetivo fazer a convolução, mas sim o janelamento descrito.

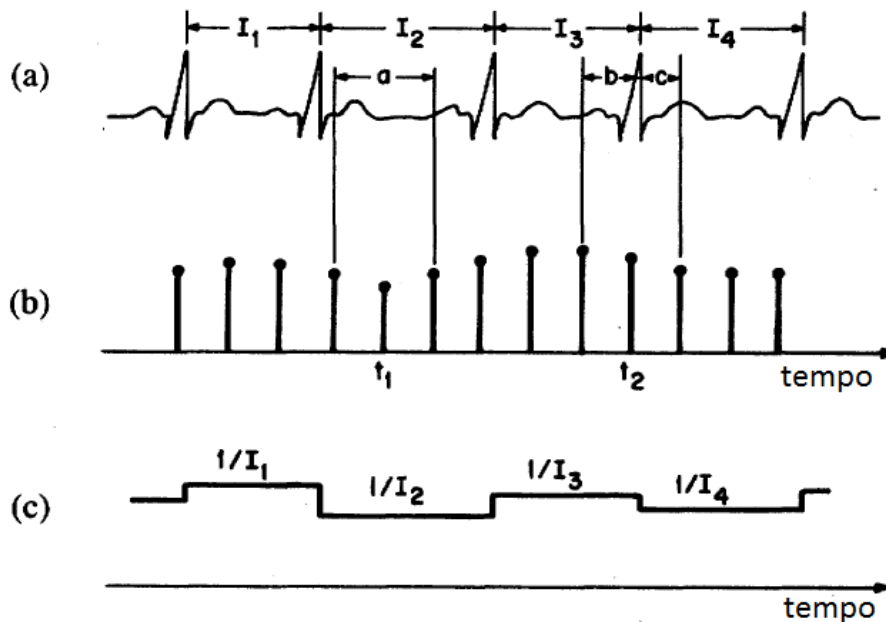


Figura 6.14 – Ilustração do algoritmo de Berger: sinal de ECG (a), sinal reamostrado resultante da aplicação do algoritmo (b) e tacograma proposto (c).⁹

Apesar de ser descrito para cálculo do sinal de FC em uma frequência desejada, o método apresentado pode ser utilizado para outros sinais do sistema apresentando os mesmos benefícios, com algumas adaptações. Assim, a implementação do algoritmo foi feita para calcular tanto o sinal de FC quanto o sinal correspondente de IRR e ainda os sinais de PAS e PAD.

⁹ FONTE: Imagem adaptada de Berger et al. [5]

A versão correspondente ao sinal da Figura 6.14 (c) para os sinais PAS e PAD seria uma função de degraus, na qual um degrau apresenta o valor do ponto da PAS ou PAD ao final do degrau (extremidade esquerda) durante toda sua extensão, que se inicia imediatamente após a PAS ou PAD anterior, como ilustrado na Figura 6.15 [18].

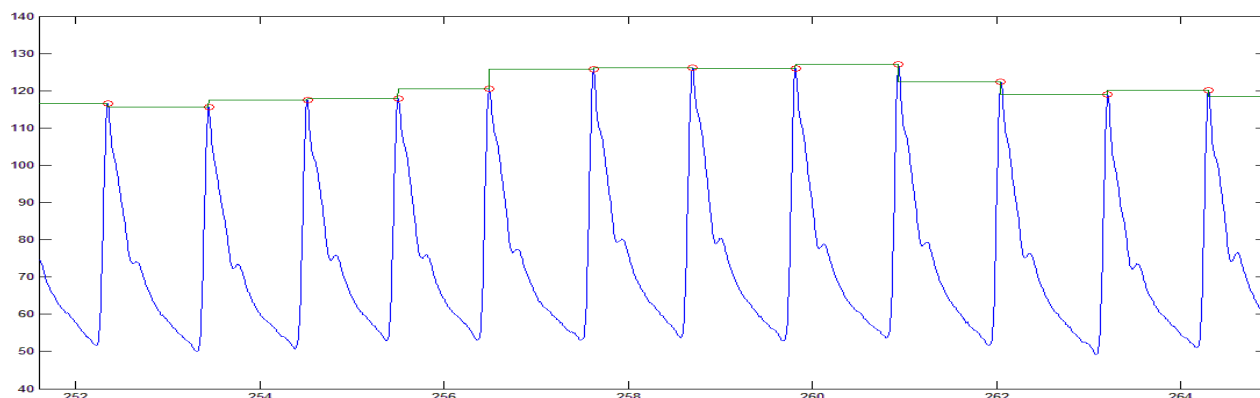


Figura 6.15 – Exemplo de tacograma de Berger para PAS.

Estudos comparando o uso deste método de reamostragem com outros métodos usuais na obtenção da DEP de um sinal conhecido amostrado de forma não uniforme mostraram que o uso deste algoritmo resulta em menores distorções e apresenta um espectro mais próximo do esperado [5] [41].

O algoritmo é implementado com pequenas modificações, seguindo os passos a seguir, de forma a facilitar o tratamento dos diversos sinais que podem ser recebidos como entrada e considerando que os dados possuem uma amostra a mais do que o desejado para o sinal final em cada borda.

1. Calcular o tempo da janela (T_{jan}) de acordo com a frequência desejada: $T_{jan} = 2/fs$
2. Calcular o número de amostras do sinal reamostrado, N , incluindo as amostras extras nas bordas
3. Centrar a janela na amostra de índice i , onde i varia de 2 a $(N - 1)$
4. Encontrar os índices dos pontos de interesse no sinal original imediatamente seguintes ao ponto inicial, k , e final, m , da janela na posição atual.
5. Se os pontos encontrados forem o mesmo ponto: $k = m$
 - o Atribuir à n_i o valor do tempo da janela multiplicado pelo valor do ponto de interesse: $n_i = T_{jan} \times sinal(k)$
6. Se os pontos forem diferentes: $k \neq m$

- Calcular a fração da janela que se encontra antes do primeiro ponto (subtrair o tempo do ponto do tempo de início da janela, multiplicar por valor do ponto e atribuir este valor à n_i): $n_i = [T(k) - T(i - 1)] \times sinal(k)$
 - Caso os pontos não sejam seguidos: $k - m \geq 2$
 - Para cada ponto que não seja o primeiro ou o último, calcular o tempo total entre ele e o anterior e multiplicar pelo valor dele, somando o valor encontrado à n_i : $n_i = n_i + \{[T(k + x) - T(k + x - 1)] \times sinal(k + x)\}$, onde x varia entre 1 e $(k - m - 1)$
 - Caso contrário atribuir $x = 0$
 - Calcular a fração da janela que se encontra após o penúltimo ponto (subtrair o tempo do final da janela do tempo do penúltimo ponto, multiplicar pelo valor do último ponto e somar este valor à n_i): $n_i = n_i + \{[T(i + 1) - T(k + x)] \times sinal(k)\}$
7. Mover o início da janela para o ponto correspondente à soma do ponto de início anterior da janela com o tempo da janela e voltar ao passo 3 caso i ainda esteja dentro do limite, garantindo que a janela não ultrapasse o fim dos dados, e atribuir $i = i + 1$. Caso contrário, seguir para 8.
 8. Caso os dados tratados sejam de ECG, dividir os dados do vetor final por mil, ajustando o valor dos intervalos de milissegundos para segundos
 9. Caso o usuário queira obter o sinal de FC em vez de IRR, aplicar a equação (2.1) para cada valor do vetor final
 10. Cortar as bordas do sinal (primeira e última amostra)
 11. Multiplicar valores do vetor pelo inverso do tempo da janela, de acordo com a equação (6.1).

6.4. IDENT

O último módulo desenvolvido visa identificar o sistema cardiorrespiratório a partir de uma combinação de sinais processados. Como discutido no capítulo 3, o sistema cardiorrespiratório tem dinâmicas de malha fechada e, portanto, o módulo utilizará modelos paramétricos. Pelo mesmo motivo serão empregados modelos que consideram que a entrada e o ruído são filtrados pela mesma dinâmica.

O módulo permite que o usuário entre com uma combinação qualquer de sinais dentre os sinais tratados pelos módulos anteriores, inclusive um único sinal. É permitido ainda que o usuário selecione, na tela inicial, o dado que deve ser tratado como sinal de saída. Isso foi feito

para permitir estudos distintos deste sistema complexo, no qual há diversos mecanismos envolvidos.

Caso o usuário escolha utilizar um único dado, podem ser utilizados os modelos AR ou ARMA, que tratam um único sinal na presença de ruído. Caso haja entradas exógenas, podem ser usados os modelos ARX ou ARMAX, já que o sistema cardiorrespiratório apresenta dinâmicas de malhas fechadas. Os modelos AR e ARX diferem dos modelos ARMA e ARMAX por suporem $C(z^{-1}) = 1$.

Assim, o módulo seleciona automaticamente o modelo ARX quando o usuário entra com dois ou mais sinais e seleciona o modelo AR quando o usuário entra com um único sinal, por serem modelos simples amplamente utilizados para sistemas cardiorrespiratórios [25] [27] [11]. O modelo AR é descrito pela equação (3.1) e o modelo ARX pode ser descrito pelas equações (6.2) e (6.3), para uma ou duas entradas respectivamente.

$$A(z^{-1})z(t) = B(z^{-1})u(t) + w(t) \quad (6.2)$$

$$A(z^{-1})z(t) = B_1(z^{-1})u_1(t) + B_2(z^{-1})u_2(t) + w(t) \quad (6.3)$$

Nestas equações, os polinômios $A(z^{-1})$ e $B_i(z^{-1})$ são da forma apresentada pelas equações (3.3) e (3.4), respectivamente. O modelo ARX com duas entradas é representado em diagrama de blocos na Figura 6.16 e é interessante ressaltar que os polinômios $B_1(z^{-1})$ e $B_2(z^{-1})$ não apresentam nenhuma relação de dependência.

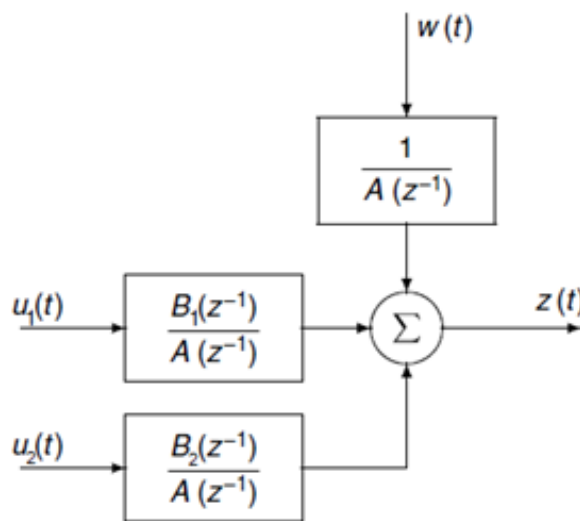


Figura 6.16 – Modelo ARX/ARMA para duas entradas.¹⁰

¹⁰ Imagem adaptada de Westwick e Kearney, 2003 [34]

6.4.1. PREPARAÇÃO DOS DADOS

Para trabalhar com os dados nas funções da *toolbox* de Identificação de Sistemas do Matlab, é preciso colocá-los em um formato adequado. Primeiro deve-se retirar as médias de todos os sinais, uma vez que há interesse na dinâmica do sistema em torno de um ponto de operação. Em seguida, os dados são colocados em uma estrutura chamada *iddata*, na qual existem campos que diferenciam entradas e saídas e permitem ainda guardar informações sobre o sistema em questão, tais como unidades de medida, comentários sobre o experimento em questão, entre outros.

É interessante dividir o conjunto de dados de forma que parte seja utilizada para estimar os parâmetros do modelo e a outra parte seja utilizada para validar o modelo gerado. No módulo, o usuário pode escolher a porcentagem dos dados que será utilizada para estimação do modelo e o restante será utilizado para validação. Quando os dados são colocados no formato *iddata*, são criadas duas estruturas distintas de acordo com a porcentagem determinada pelo usuário, uma para os dados de estimação e uma para os dados de validação, além de uma terceira estrutura contendo o conjunto completo de dados.

6.4.2. PARÂMETROS

O *toolbox* de Identificação de sistemas do Matlab apresenta algumas funções específicas para criar estruturas com vários parâmetros, permitindo que o programa teste diversas combinações.

O primeiro parâmetro a ser estimado é o atraso entre sinais de entrada e o sinal de saída, quando houver ao menos um sinal de entrada. A função *delayest* recebe os dados de entrada e saída e compara modelos com diferentes atrasos, variando os valores de atraso entre 0 e 20 amostras, considerando na sua forma padrão que as ordens dos demais parâmetros são iguais a 2 [42]. A função *delayest* permite especificar a ordem dos demais parâmetros para estimar o atraso, porém neste ponto esta opção não está disponível na interface gráfica desenvolvida.

É permitido que o usuário escolha as ordens dos polinômios de forma direta através da interface gráfica, caso ele queira aplicar critérios não disponíveis no módulo para otimizar seu modelo e utilizar o módulo apenas para visualizar o modelo e fazer a análise subsequente, descrita na seção 6.4.4. Neste caso, a estimação de parâmetros se restringe à estimação do atraso. Caso contrário, o usuário deve escolher valores máximos para os parâmetros e definir o critério desejado, dentre os apresentados.

No segundo caso, são criados vetores, um para cada polinômio existente no modelo, com valores variando entre 1 e o valor máximo escolhido pelo usuário. Estes vetores são utilizados, junto com os atrasos encontrados, como entrada para a função *struc*, que cria uma estrutura com todas as combinações possíveis de ordens para cada par de entrada e saída [43]. Quando o modelo em questão não apresenta sinais de entrada, não há necessidade de criar tal estrutura, utilizando apenas o vetor definido inicialmente. Esta estrutura é utilizada como entrada para a função *arxstruc*, que então calcula a soma normalizada do EMQ para cada combinação de parâmetros [44]. É em cima destes valores que será então aplicado o critério selecionado pelo usuário, através da função *selstruc*.

O módulo permite que usuário selecione entre os parâmetros AIC, MDL e *best fit*, como descritos na seção 3.2.1. Desta forma, com todos os parâmetros definidos, o modelo é gerado pelo uso da função apropriada (*ar* ou *arx*, dependendo dos dados de entrada).

6.4.3. APRESENTAÇÃO DO MODELO

Com o modelo gerado, será apresentada em tela para o usuário dois gráficos mostrando os dados de saída originais juntamente com os dados estimados pelo modelo, um para os dados utilizados para estimação do modelo e outro para os dados de validação. Desta forma é possível ter uma avaliação qualitativa de desempenho do modelo sobre dados desconhecidos.

O módulo exibe ainda uma caixa contendo informações sobre o modelo: quais são os dados de entrada e saída e suas respectivas unidades, quais foram os parâmetros utilizados para o modelo e o percentual de encaixe do modelo nos dados de estimação, de validação e nos dados totais, calculado pelo REMQ percentual, apresentado na equação (3.17).

O modelo depende de amostras passadas para estimar uma amostra atual. Assim, só é possível estimar a saída do modelo após um certo número de amostras, correspondente à maior ordem encontrada para os polinômios do modelo em questão. Desta forma, quando o encaixe do modelo é calculado para os dados totais, são inclusas as amostras que seriam consideradas iniciais para os dados de validação, trazendo mais informação para o usuário.

6.4.4. RESPOSTA AO IMPULSO

Quando o modelo gerado for um modelo ARX, o módulo permite ainda que o usuário obtenha a resposta do modelo ao impulso para cada entrada existente. A resposta é exibida em tela juntamente com informações relevantes dela obtidas. Para cada resposta, são trazidos quatro parâmetros, dos quais três são obtidos diretamente do gráfico e um terceiro exige mais uma etapa de processamento.

A Figura 6.17 ilustra os parâmetros, obtidos da resposta ao impulso. O parâmetro indicado como L é a latência da resposta e está relacionado ao atraso calculado pelo modelo. O parâmetro indicado por T_{pico} é o tempo de pico, indicando o tempo entre o estímulo e o primeiro pico, seja ele positivo ou negativo. O parâmetro indicado por MRI é a magnitude da resposta ao impulso, definida como a diferença entre os valores máximo e mínimo obtidos na resposta [27]. O usuário pode ainda pedir para que os pontos utilizados para calcular estes parâmetros sejam exibidos nos gráficos. Os gráficos têm início antes do tempo zero, quando ocorre o impulso, para facilitar a visualização destes pontos, sendo que uma linha vertical evidencia o ponto de tempo zero de referência.

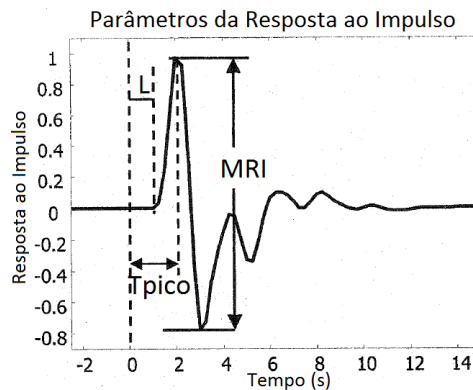


Figura 6.17 – Parâmetros obtidos da resposta ao impulso.¹¹

A Figura 6.18 ilustra o conceito do ganho dinâmico (GD), o último parâmetro, para o intervalo entre 0,04 e 0,4 Hz. No módulo são apresentados os GD's para três faixas de frequência, um GD total entre 0,04 e 0,4 Hz, um GD de baixa frequência entre 0,04 e 0,15 Hz e um GD de alta frequência entre 0,15 e 0,4 Hz. A princípio estas faixas são fixas, porém o código é feito de forma que o usuário pode alterá-las facilmente na seção de atribuição de valores à variáveis. O usuário pode visualizar o gráfico utilizado para cálculo dos GD's que, assim como na Figura 6.18, traz os pontos de frequência utilizados para separar as áreas evidenciados.

Para obter o GD é necessário fazer a transformada de Fourier da resposta ao impulso e calcular a magnitude média entre os pontos de frequência desejados através da equação (6.4), na qual f_1 e f_2 são as frequências mínima e máxima, respectivamente, que definem a faixa de interesse e $|H(f)|$ é a magnitude da transformada de Fourier da resposta ao impulso [27].

$$GD = \frac{1}{f_2 - f_1} \int_{f_1}^{f_2} |H(f)| df \quad (6.4)$$

¹¹ FONTE: Imagem adaptada de Jo, 2002 [27]

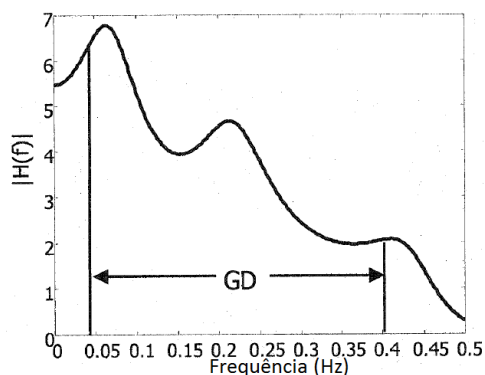


Figura 6.18 – Ganho dinâmico obtido da resposta ao impulso.¹²

No módulo, o GD é calculado a partir da FFT da resposta ao impulso, seguida de uma integração numérica cumulativa. Para calcular a área, a resposta obtida pela integração é interpolada, por interpolação cúbica, de forma a encontrar estimativas para seu valor nas frequências desejadas. Estes valores são então subtraídos de forma e fornecer a área entre eles e por fim é feita a divisão pela faixa de frequência verificada.

6.4.5. SAÍDAS DO MÓDULO

O módulo de identificação permite que o usuário salve o modelo gerado, assim como as respostas ao impulso e as informações apresentadas em tela. Como estas informações não estão mais atreladas a um único sinal, como em módulos anteriores, foi tomada a decisão de salvá-las em arquivos cujos nomes tomam como base o arquivo com o sinal de saída.

O modelo pode ser salvo em arquivo de Matlab no formato *idpoly*, um formato específico do Matlab para representar estruturas polinomiais e traz informações complementares, como unidades de medidas, variável do polinômio (no caso, z^{-1}), as informações de atraso, etc.

A resposta ao impulso pode ser salva em arquivo de Matlab contendo uma variável chamada *imresp* que pode ser um vetor coluna simples, caso o modelo apresente uma única entrada, ou uma matriz tridimensional caso o modelo apresente duas entradas. Neste último caso, a resposta ao impulso da primeira entrada é obtida ao acessar a variável '*imresp(:, :, 1)*' e a resposta ao impulso da segunda entrada é obtida ao acessar a variável '*imresp(:, :, 2)*'. Há ainda uma segunda variável chamada *t_imresp*, contendo os instantes correspondentes às amostras da resposta ao impulso. As informações relativas ao modelo e à resposta ao impulso podem ser salvas separadamente em arquivos de texto, com formatação apropriada para importação por programas como Excel.

¹² FONTE: Imagem adaptada de Jo, 2002 [27]

7. TESTES INTERMEDIÁRIOS

Para tomar algumas decisões a respeito do uso de certos algoritmos ou parâmetros, foram necessários diversos testes, descritos neste capítulo. Os resultados aqui apresentados são resultados intermediários de pequenas etapas para justificar as decisões tomadas.

7.1. DADOS

Os testes foram realizados com dados pacientes do Instituto do Coração (Incor) de São Paulo. Estes pacientes são portadores de uma doença cardíaca chamada cardiomiopatia hipertrófica. Originalmente eram 24 pacientes, porém os pacientes 7, 17 e 24 apresentavam dados com uma grande quantidade de batimentos ectópicos, sendo difícil encontrar sequências válidas com mais de três minutos. Apesar de ser possível tratar sinais ectópicos, uma grande quantidade destes descaracteriza os dados e então estes pacientes foram descartados.

Para cada paciente, há três conjuntos de dados: dados basais, obtidos com os pacientes acordados, na posição supina e em repouso; dados obtidos enquanto os pacientes utilizavam uma máscara de pressão positiva contínua nas vias respiratórias (CPAP, do inglês *Continuous Positive Airway Pressure*) regulada para 1.5 cmH₂O (ou Sham CPAP), oferecendo um efeito placebo (doravante identificados como CPAP 1.5); e dados obtidos enquanto os pacientes utilizavam uma máscara CPAP regulada para 10 cmH₂O, oferecendo ação real sobre as vias aéreas dos pacientes (doravante identificados como CPAP 10). Os dados com uso de CPAP foram obtidos após 20 minutos de uso da máscara pelos pacientes [45].

Os dados de respiração foram medidos apenas com o uso da máscara CPAP 10, enquanto há sinais de ECG e pressão para todas as situações descritas acima. Os pacientes 4 e 9 apresentaram trechos longos sem medidas apropriadas de PS para o CPAP 10 e o CPAP 1.5, respectivamente, e assim apenas as demais medidas foram usadas. A Figura 7.1 exemplifica o problema encontrado.

Todos os 24 pacientes apresentam uma condição clínica chamada cardiomiopatia hipertrófica (CMH) associada à apneia obstrutiva do sono (AOS). Essa condição é caracterizada por uma hipertrofia ventricular, principalmente no ventrículo esquerdo, podendo em alguns casos obstruir a válvula AV esquerda [46].

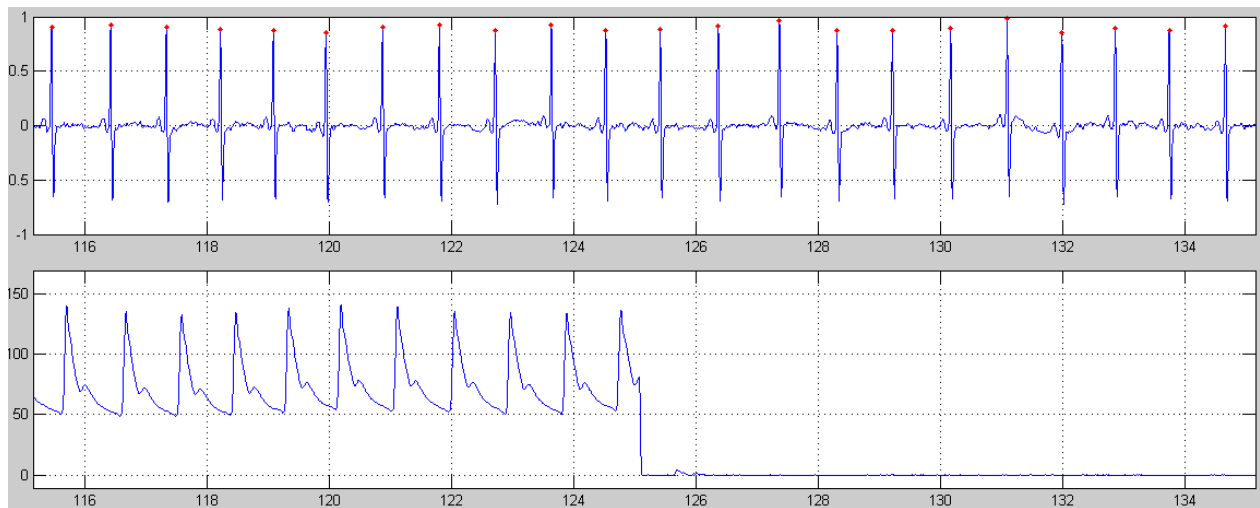


Figura 7.1 – Exemplo de dados de PA corrompidos.

7.2. FILTRO PASSA-BAIXAS

A seção 6.2 descreve o uso inicialmente de um filtro passa-baixas com frequência de corte em 0,5 Hz para filtrar o sinal de respiração. Verificou-se, no entanto, que essa frequência é muito baixa e afeta a informação presente no sinal, causando grandes variações no volume pulmonar final calculado. Assim, foi feito um estudo para determinar as configurações mais adequadas para este filtro de forma a afetar menos o volume final, mas ainda suavizar o ruído quando necessário.

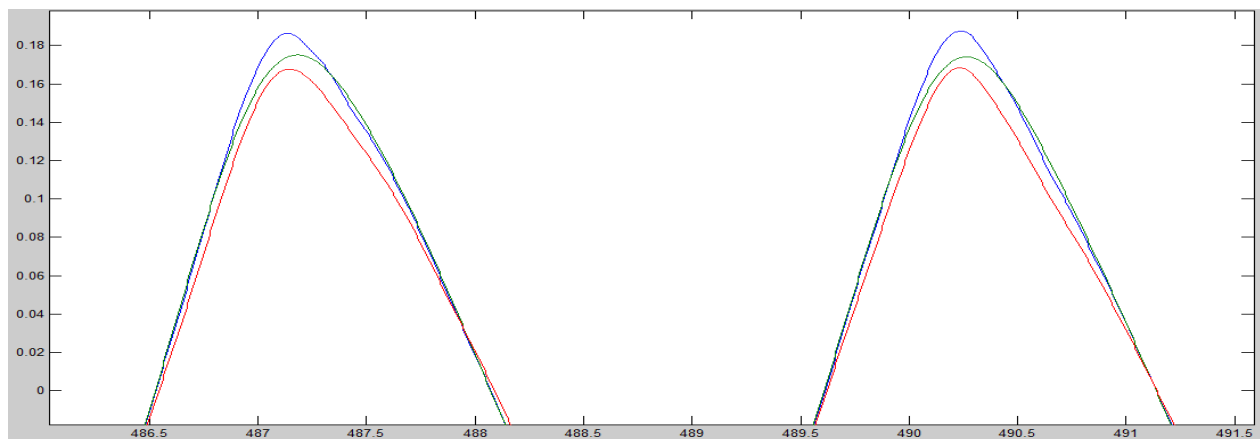


Figura 7.2 – Sinal de VPI (azul) e deformação da onda pelo uso de filtros passa-baixas com corte em 0.5 (verde) e 3.9 Hz (vermelho).

O filtro originalmente implementado por Costa Dias [26] apresentava frequência de corte em 0,5 Hz com uma atenuação de 80 dB em 4 Hz. Inicialmente foram feitos testes mantendo a frequência de atenuação e variando a frequência de corte entre 0,5 e 3,9 Hz a cada 0,1 Hz. Não

foi possível encontrar um padrão consistente de comportamento, exceto que filtros abaixo de 1 Hz e acima de 3,5 Hz, para um ponto de atenuação de 80 dB fixo em 4 Hz, causam uma distorção no formato das ondas. A Figura 7.2 mostra o dado original em azul, o sinal filtrado com ponto de corte em 0,5 Hz em verde e o sinal filtrado com ponto de corte em 3,9 Hz em vermelho. É possível notar que com o filtro em 0,5 Hz há uma descaracterização dos picos das ondas, enquanto o filtro em 3,9 Hz achata o lado direito da onda.

A maioria dos filtros causava alterações significativas no volume final de forma não linear, sendo que as frequências testadas que menos causavam essa alteração foram 2,3 e 3,9 Hz. Foi levantada a hipótese de que o problema com filtros acima de 3,5 Hz era devido à proximidade da frequência de atenuação, que foi mantida fixa para investigar os efeitos da variação da frequência de corte para o filtro especificado inicialmente.

Foram a seguir feitos testes variando a frequência de corte entre 0,5 Hz e 4 Hz mantendo a distância de 3,5 Hz para a frequência de atenuação fixa em todos os casos. Novamente houveram distorções dos picos abaixo de 1 Hz, mas não acima de 3,5 Hz. Ainda havia variação significativa no volume final de forma não linear.

Em seguida foram feitos testes mantendo a frequência de corte e variando a distância entre a frequência de corte e a frequência de atenuação entre 0,5 e 4 Hz para as três frequências de corte selecionadas no primeiro teste. Ou seja, para 2,3 Hz a frequência de corte variou entre 2,8 e 6,3 Hz. Nessa situação o melhor resultado, com menor influência no volume final e sem distorções nos picos, foi o ponto em que a frequência de atenuação era o dobro da frequência de corte, para os dois casos.

Assim, foram feitos testes variando as frequências de corte entre 1 e 4 Hz mantendo a frequência de atenuação como o dobro da de corte e foram obtidos os melhores resultados, afetando bem menos o volume final. O resultado é melhor a partir de 2 Hz, mas caso o sinal seja muito ruidoso o pesquisador pode optar por um corte mais baixo e pesar as vantagens e desvantagens.

A Figura 7.3 mostra o sinal original em azul, o dado de VPI sem aplicação de filtro em azul, o sinal filtrado com ponto de corte em 2,5 Hz em verde, o sinal filtrado com ponto de corte em 3,5 Hz em vermelho e ainda o sinal filtrado em 3,9 Hz em preto, todos com ponto de atenuação equivalente ao dobro do ponto de corte. É possível notar que os sinais são bastante semelhantes e, além de não haver distorção do formato de onda, também diminui muito a influência nos valores de pico de volume.

Portanto, o filtro é construído permitindo que o pesquisador escolha uma frequência de corte entre 1 e 4 Hz e mantendo a frequência de atenuação de 80 dB como o dobro do valor escolhido. Os efeitos de dois filtros com estas características podem ser comparados em interface fornecida dentro do módulo, como explicado na seção 6.2.

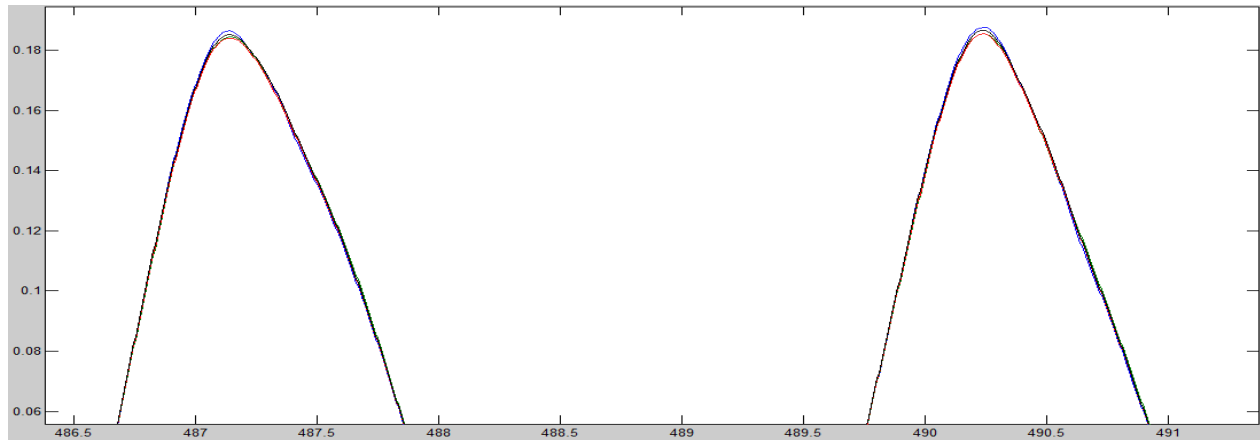


Figura 7.3 – Sinal de VPI (azul) e VPI filtrado com filtro passa-baixas com pontos de corte em 2.5 (verde), 3.5 (vermelho) e 3.9 Hz (preto).

7.3. REAMOSTRAGEM DA RESPIRAÇÃO (RESP)

Como mencionado na seção 6.2, a reamostragem era feita através do comando *resample* do Matlab no trabalho apresentado por Costa Dias [26]. Essa função aplica um filtro passa-baixas ao sinal antes da reamostragem para evitar o efeito de *aliasing*, que ocorre quando o critério de Nyquist para a frequência de amostragem não é cumprido. Para a aplicação do filtro, é considerado que as amostras além dos limites do sinal apresentado são compostas de zeros. Em seguida a reamostragem é feita através de uma interpolação polifásica [47] [48].

Como verificado nos testes com o filtro passa-baixas, dependendo dos parâmetros utilizados para a construção do filtro, ele pode ter efeitos indesejados na amplitude e no formato de onda do VPI. Assim, é interessante verificar se estes efeitos se manifestam por conta do filtro aplicado no uso da função *resample*. Há ainda uma alternativa para a reamostragem, utilizada no módulo EspectralRR, a interpolação cúbica.

Testes utilizando ambos os métodos em diferentes dados foram realizados para ver se há divergências nos resultados obtidos.

A Figura 7.4 mostra o sinal de VPI em azul, o sinal reamostrado pelo uso da função *resample* em verde e o sinal reamostrado por interpolação cúbica em vermelho. É possível

notar que há diferenças entre os sinais reamostrados, confirmando a necessidade desta investigação. Também é possível ver que as amostras geradas pelo uso da interpolação cúbica passam pelas amostras originais, diferente das amostras geradas pelo uso da função *resample*, o que fica mais evidente nas amostras perto do segundo e do terceiro pico apresentados.

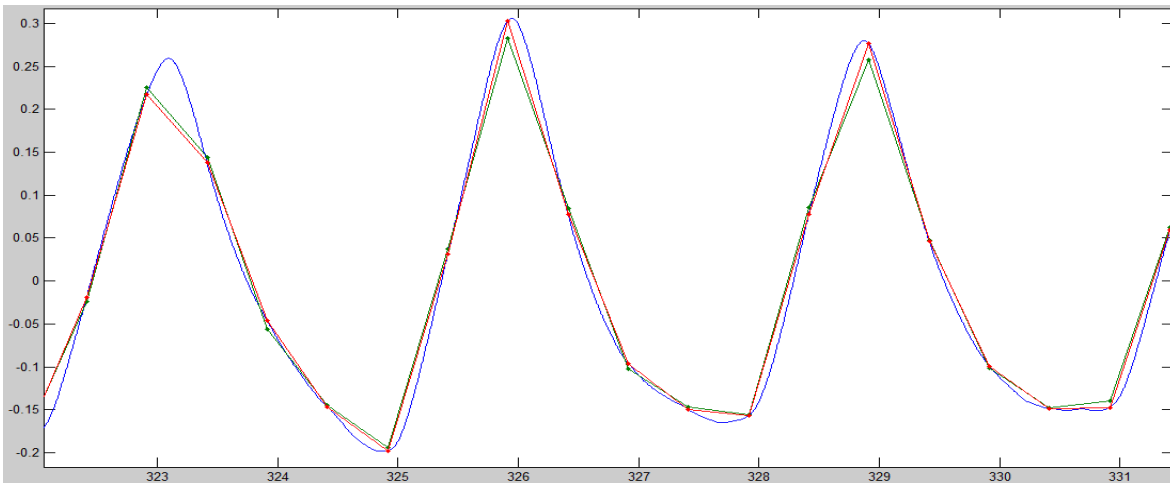


Figura 7.4 – Sinal de VPI (azul) e VPI reamostrado com *resample* (verde) e *spline* (vermelho).

Desta forma, verifica-se que os filtros introduzem distorções, ainda que pequenas, e portanto no módulo será utilizada a interpolação cúbica. Além disso, é interessante manter a coerência no processamento de todos os dados, utilizando as mesmas funções sempre que possível.

7.4. ALGORITMO DE BERGER

Para validar a implementação do algoritmo apresentado por Berger et al [5] foram encontradas duas implementações distintas do mesmo algoritmo para comparar os sinais gerados a partir de uma mesma entrada por estes algoritmos com o sinal gerado pela implementação descrita na seção 6.3.1. O primeiro código, identificado doravante como código 1, foi encontrado em uma biblioteca virtual de *softwares* livres para processamento de sinais biomédicos, a *The BioSig Project* [49]. O segundo código, identificado como código 2, é apresentado por Kaplan [50].

A Figura 7.5 mostra em azul o sinal de tacograma (FC) sugerido por Berger et al [5], correspondente ao sinal apresentado na Figura 6.14 c, obtido a partir do IRR do paciente identificado como paciente 10 para uma frequência desejada de 2 Hz. O sinal em preto é o sinal gerado pelo código 1, enquanto o sinal em verde é gerado pelo código 2 e o sinal em vermelho é gerado pela implementação apresentada na seção 6.3.1. Originalmente o sinal gerado pelo

código 1 apresentava um deslocamento de uma amostra para frente, o que foi compensado para ser possível comparar a proximidade dos pontos estimados.

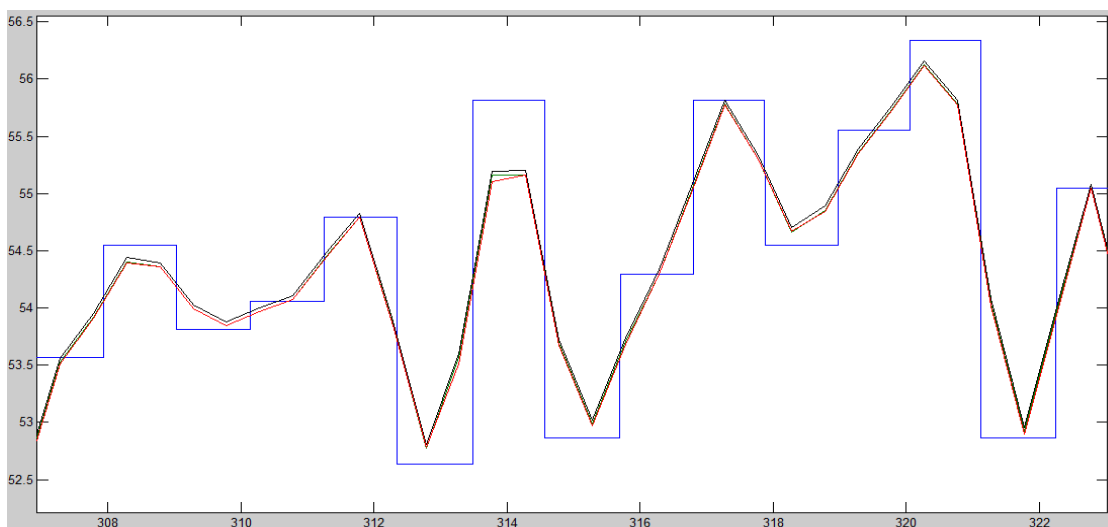


Figura 7.5 – Comparação de diferentes implementações algoritmo de Berger a 2 Hz: sinal de tacograma de referência (azul), sinal gerado pelo código 1 (preto), sinal gerado pelo código 2 (verde) e sinal gerado pela implementação proposta na seção 6.3.1 (vermelho).

É possível perceber uma pequena diferença, aproximadamente constante, entre o sinal gerado pelo código 1 e o sinal gerado pela implementação proposta na seção 6.3.1. Para investigar este efeito, o teste foi repetido para frequência de amostragem de 4 Hz e o novo resultado pode ser verificado na Figura 7.6, na qual os sinais são apresentados com o mesmo código de cores da figura anterior.

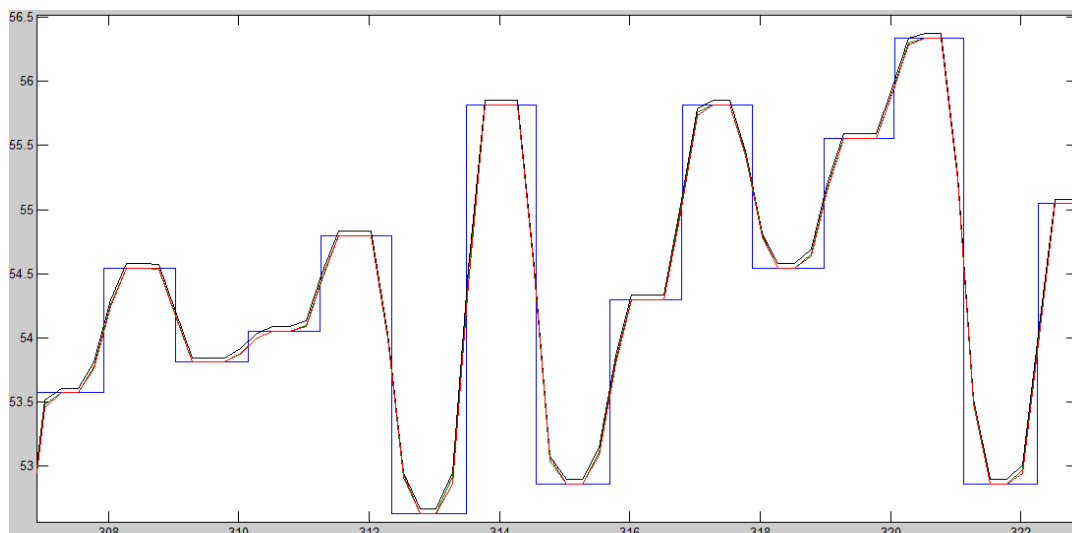


Figura 7.6 – Comparação de diferentes implementações algoritmo de Berger a 4 Hz: sinal de tacograma de referência (azul), sinal gerado pelo código 1 (preto), sinal gerado pelo código 2 (verde) e sinal gerado pela implementação proposta na seção 6.3.1 (vermelho).

Com uma maior frequência de amostragem, agora existem amostras que serão ponderadas apenas por amostras contidas dentro do mesmo IRR. Assim, estas amostras devem apresentar valor igual ao valor do IRR correspondente. É possível então verificar que a implementação trazida pelo código 1 traz valores de amostras ligeiramente alterados para valores maiores do que os esperados. Desta forma, a implementação proposta na seção 6.3.1 aparenta ter resultados apropriados.

8. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados deste trabalho dependem de um processamento correto e sequencial dos dados. Assim, a sequência de processamento dos sinais de ECG, PA e VPI proposta no CRSIDLab até a obtenção da resposta ao impulso, indicando as entradas e saídas dadas de cada módulo é apresentada no fluxograma da Figura 8.1. O sistema obtido ao final apresenta o IRR como saída de um sistema no modelo ARX com a PAS e o VPI como entradas. A seguir o desempenho de alguns dos algoritmos aplicados será apresentado. Para visualização dos módulos e do processamento, os Anexos II a V trazem imagens de cada um dos módulos.

8.1. ALGORITMOS DE DETECÇÃO DE SINAIS DA PA

Os módulos ECGLabRR e ECG_BP trazem dois algoritmos para obtenção de PAS e três para obtenção da PAD, descritos nas seções 5.3 e 6.1.

Cada algoritmo foi utilizado em cada conjunto de dados de cada paciente, exceto aqueles que foram descartados, como explicado na seção 7.1. Após aplicar os algoritmos foi feita uma verificação visual das marcações e foram anotados todos os erros encontrados que exigiram um ajuste manual da parte do usuário. Assim, erros considerados muito pequenos não foram registrados.

Os erros associados a cada algoritmo de detecção foram divididos entre marcações erradas, podendo ser pontos que foram marcados deslocados da posição correta ou pontos marcados em locais onde não deveria haver marcação alguma, e falhas de detecção. As tabelas apresentadas no Anexo I trazem essa avaliação de forma mais detalhada e dela foram extraídos indicadores de eficiência dos algoritmos, apresentadas na Tabela 8.1 após a Figura 8.1. Os algoritmos lento e rápido foram inicialmente testados para uso em sinais de PA, porém houve uma grande quantidade de erros e, portanto, eles não fizeram parte da avaliação final.

Os algoritmos de detecção de PAS e PAD pela caracterização do formato da curva da PA apresentam um bom desempenho. Por serem baseados no formato da onda, com exceção de poucas situações em dados com maiores alterações, eles são eficientes em detectar a região destes pontos de máximo e mínimo. Entretanto, na maior parte dos casos, os pontos marcados como PAS não representavam os pontos de máximo absoluto em cada ciclo, mas valores próximos com erros imperceptíveis visualmente, tendo ficado evidente apenas em comparações com os valores encontrados por outros algoritmos. O mesmo ocorre com valores de PAD, marcando a região correta, porém não o ponto mínimo da região necessariamente.

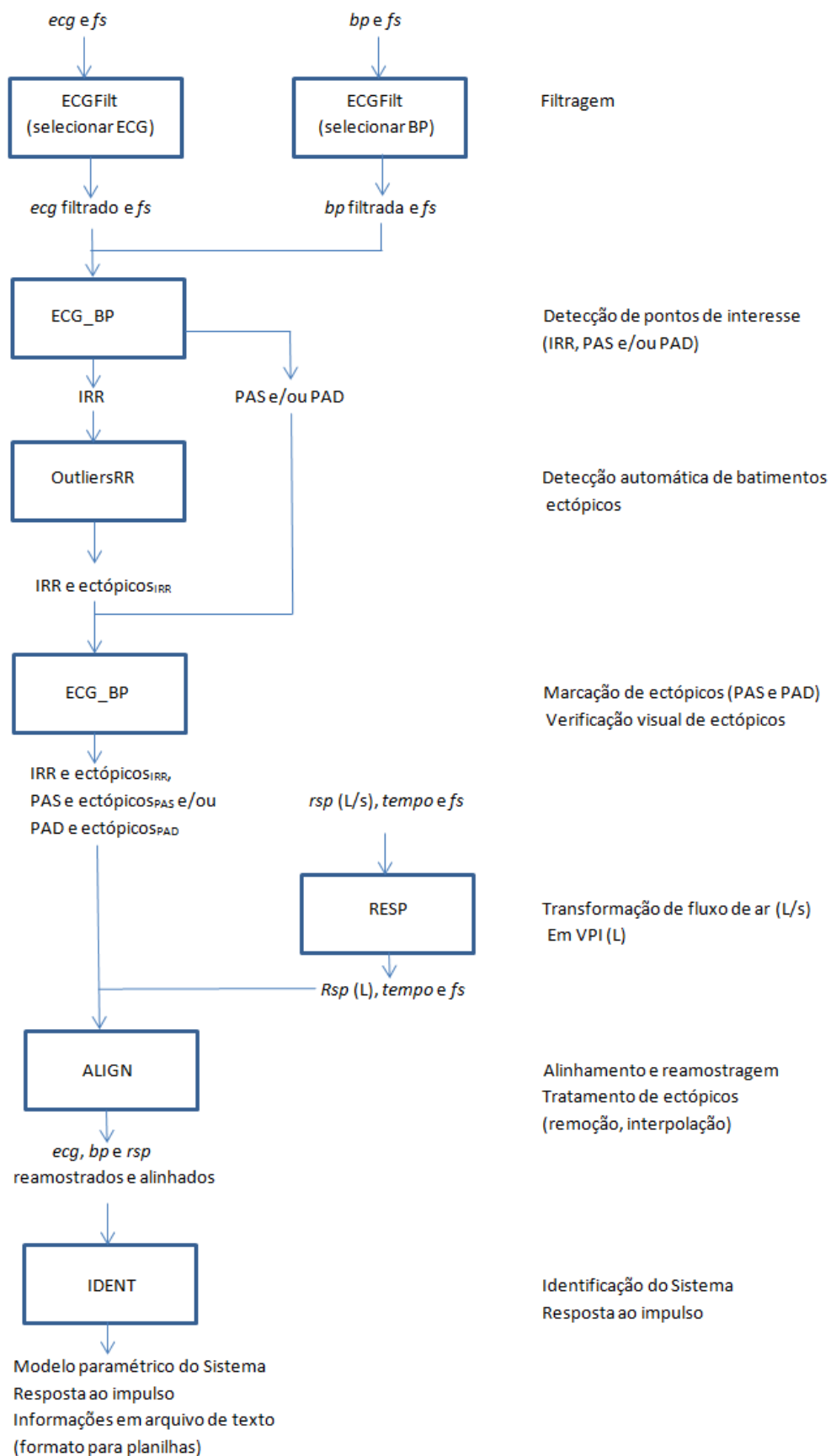


Figura 8.1 – Fluxograma do processamento proposto para obtenção da resposta ao impulso.

Tabela 8.1 – Eficiência dos algoritmos de detecção de PAS e PAD.

Algoritmo	Número de erros (e)	Número de amostras (N)	Eficiência (%) ($1 - e/N$) * 100
Caracterização da curva (PAS)	19	17122	99,89%
Caracterização da curva (PAD)	32	17123	99,81%
A partir do IRR (PAS)	19	17122	99,89%
A partir da PAS (PAD)	43	16825	99,74%
A partir do IRR e da PAS (PAD)	33	16825	99,8%

A Figura 8.2 mostra um trecho dos dados de PA do paciente 10 identificados através do algoritmo de caracterização da curva e a Figura 8.3 mostra o mesmo trecho identificado pelos algoritmos de detecção a partir do ECG, no caso da PAS, e a partir do ECG e da PAS no caso da PAD. A Tabela 8.2 mostra os valores encontrados para pontos de mesmo índice pelos diferentes algoritmos. Assim é possível verificar que, apesar de muito semelhantes visualmente, os pontos marcados de fato divergem.

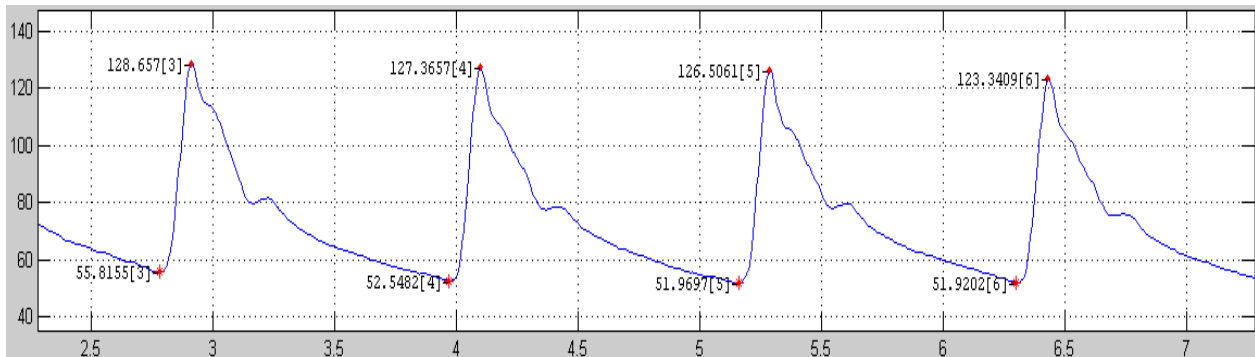


Figura 8.2 – Exemplo de detecção de sinais da PA pelo algoritmo de caracterização da curva.

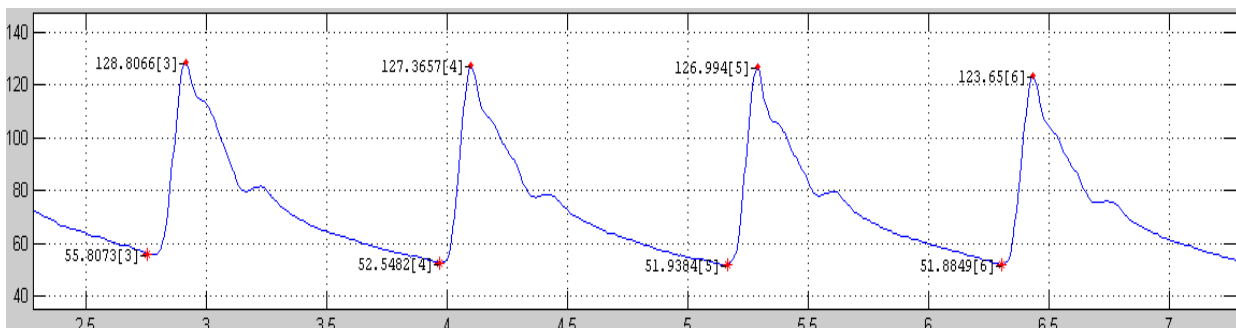


Figura 8.3 – Exemplo de detecção de sinais da PA a partir de outros sinais.

Tabela 8.2 – Comparação de pontos da PA marcados por algoritmos diferentes.

Tipo de dado	Índice	Alg. Caracterização da onda	Alg. de detecção a partir de outros sinais	Diferença
PAS	3	128,675	128,8066	-0,1316
	4	127,3657	127,3657	0
	5	126,5061	126,994	-0,4879
	6	123,3409	123,65	-0,3091
PAD	3	55,8155	55,8073	0,0082
	4	52,5482	52,5482	0
	5	51,9697	51,9384	0,0313
	6	51,9202	51,8849	0,0353

O algoritmo de detecção de PAS a partir do IRR obtido do processamento do ECG marca sempre o valor máximo do ciclo e, ao contrário do que acontece com o algoritmo que utiliza o formato de onda, faz marcações mesmo quando o sinal apresenta alterações. A Figura 8.4 mostra uma situação na qual um batimento ectópico muito curto gerou uma PAS extremamente baixa e, ao mesmo tempo, incluiu parte do ciclo de PA anterior dentro do intervalo e assim resultou em uma marcação errada da PAS de índice 22.

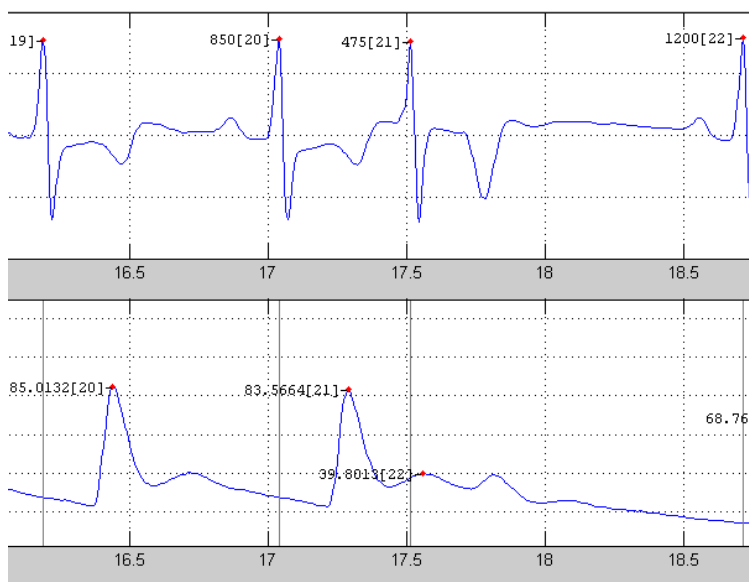


Figura 8.4 – Marcação errada de PAS por efeito de batimento ectópico.

O algoritmo que detecta PAD a partir da PAS sempre marca o valor mínimo do ciclo, porém, em vários casos esta restrição não garante que o valor marcado foi de fato uma PAD. Alguns pacientes apresentam características repetitivas no formato de onda da PA, como por exemplo um nó dicrótico com profundidade muito acentuada, que causa um erro de marcação, já que este não é o ponto correspondente ao fim da diástole ventricular. Em alguns casos, ruídos próximos ao ponto no qual é esperado encontrar a PAD geram a detecção de pontos antecipados em relação aos pontos esperados.

Já o algoritmo que detecta PAD a partir da PAS e do ECG consegue eliminar o problema da marcação do nó dicrótico por restringir o espaço de procura do ponto mínimo. Essa estratégia permite também eliminar a detecção de pontos muito antecipados devido a ruídos ou características individuais dos pacientes falhando apenas quando há um ponto de valor mais baixo antes do ponto de pressão diastólica dentro desse novo intervalo.

A Figura 8.5 (a) mostra uma PAD (índice 171) marcada de forma errada pelo algoritmo que seleciona o menor ponto entre duas PAS e Figura 8.5 (b) mostra a marcação correta obtida ao delimitar os intervalos entre um IRR e a PAS seguinte. Já a Figura 8.6 (a) mostra um sinal marcado de forma errada pelo algoritmo que seleciona o menor ponto entre duas PAS e a Figura 8.6 (b) mostra a marcação ainda errada, apesar de mais próxima, com a restrição entre o IRR e a PAS seguinte.

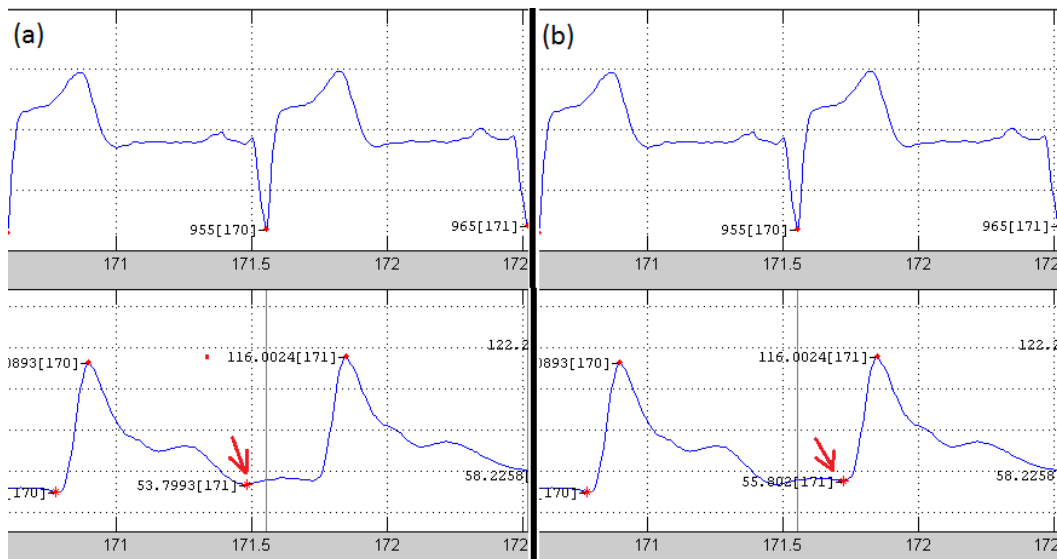


Figura 8.5 – Exemplo de erro na detecção pelo uso do algoritmo de detecção de PAD a partir da PAS (a) corrigido pela adição do IRR como referência (b).

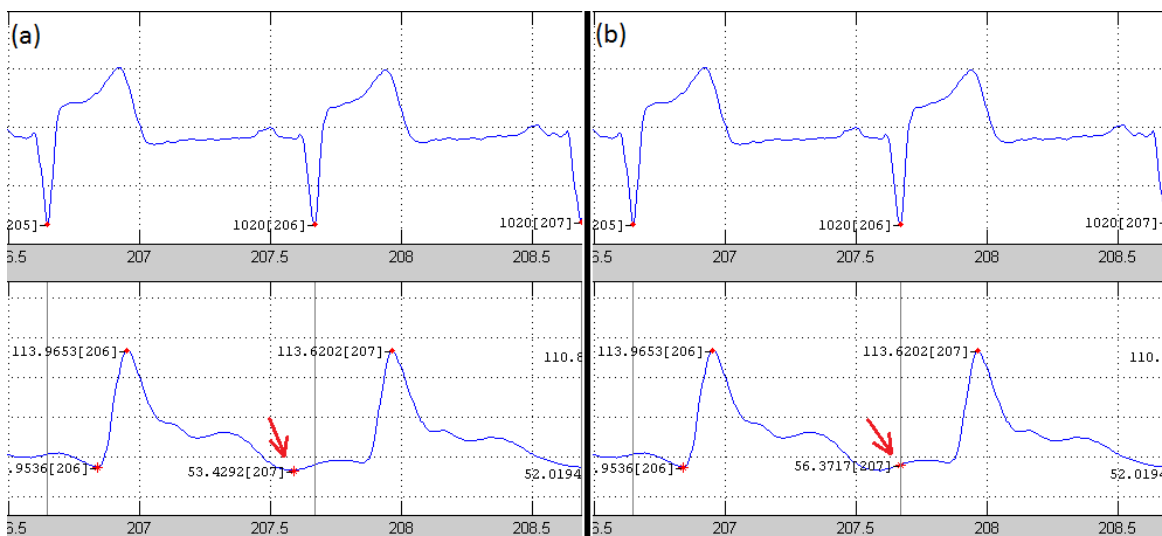


Figura 8.6 – Exemplo de erro na detecção pelo uso do algoritmo de detecção de PAD a partir da PAS (a) não corrigido pela adição do IRR como referência (b).

Todos os algoritmos de detecção de PAD tiveram problemas em detectar este sinal quando ele se apresenta no final do dado da PA, sem ser seguido de uma PAS. Isso ocorre pela dificuldade de distinguir este ponto sem outras referências, uma vez que ele não é proeminente como a PAS e é muito sujeito a ruídos.

Pelo desempenho dos algoritmos é possível notar que a detecção de PAD é o problema mais complexo. Porém, conhecendo as características do paciente em análise, é possível escolher um algoritmo com melhor custo benefício. Ainda assim, todos os algoritmos apresentaram um bom desempenho e se mostraram efetivos como ferramenta.

8.2. SAÍDAS DOS MÓDULOS

Os módulos de processamento de sinais apresentaram, em geral, saídas de acordo com o esperado. A natureza desse tipo de dado faz com que uma análise puramente automática seja de extrema complexidade, já que há grande variação de características entre pacientes. Assim, algumas divergências e erros aparecem, porém, em quantidade pequena e com ferramentas para correção da parte do usuário.

8.2.1. OUTLIERSRR

O módulo OutliersRR, em especial, apresenta pequenas divergências na marcação automática de sinais provenientes de batimentos ectópicos quando trata dados diferentes de um mesmo conjunto de dados. Isto é, ao fazer a marcação automática do IRR, da PAS e da

PAD de um mesmo teste do mesmo paciente, há algumas divergências, como no exemplo da Figura 8.7, na qual a PAD de índice 17 foi marcada e seus PAS e IRR correspondentes não.

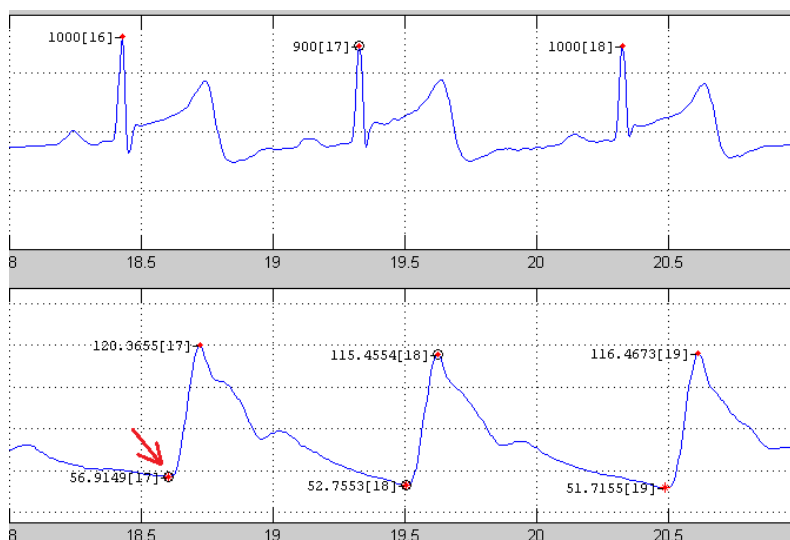


Figura 8.7 – Exemplo de marcações de ectópicos divergentes: PAD 17 marcada, porém PAS e IRR correspondentes não.

Essas divergências, no entanto, não foram verificadas a fundo e assim não é possível fazer um diagnóstico da eficiência do módulo sem análises mais aprofundadas. Como é possível fazer estas marcações apenas no ECG e utilizar este resultado para “copiar” os pontos de marcação nos sinais da PA, esse fator não tem efeito direto no processamento final dos dados quando ambos os dados de ECG e PA são utilizados de forma conjunta.

8.2.2. IDENT

O módulo IDENT apresenta como saída o modelo do sistema parametrizado no tempo e também a resposta ao impulso. Ele permite que o usuário escolha os sinais que serão utilizados e também qual sinal será considerado a saída do sistema. Isso confere grande liberdade ao usuário, que pode fazer uso do módulo para estudar as diferentes relações entre os sinais cardiorrespiratórios disponíveis.

A resposta ao impulso foi obtida para alguns pacientes, escolhidos de forma aleatória, para dados reamostrados a 4 Hz pelo algoritmo de Berger (IRR e PAS) e por interpolação cúbica (VPI). Os modelos foram gerados limitando as ordens dos parâmetros em 50 e selecionando o critério MDL. Os modelos apresentaram desempenhos entre 70 e 80% para dados de validação, resultados muito bons considerando o ruído e os demais sistemas que interagem com estes sinais e não foram considerados no modelo.

A literatura sugere que a relação entre o IRR, como dado de saída, e o VPI é uma alimentação avante, ou seja, o atraso calculado deve ser negativo [25] [27]. Esse efeito porém não é suportado pelas funções do Matlab e teria de ser simulado de alguma forma. Em todos os pacientes testados, o atraso calculado para esse conjunto de entrada e saída foi de 0 amostras, ou 0 segundos, o que é consistente com este fato.

As respostas ao impulso no sinal de VPI apresentaram uma resposta inicial negativa seguida de um pico positivo. Um exemplo pode ser visto na Figura 8.8 (b). Do ponto de vista fisiológico, um impulso no VPI representaria uma inspiração muito rápida e um pulso negativo no IRR representa um aumento na FC. Essa resposta é consistente com o efeito da ASR, mencionada na seção 2.2.3. O pico positivo representa uma diminuição na FC em resposta ao retorno do VPI para zero, o que também é esperado.

Já as respostas ao impulso no sinal da PAS, cujo exemplo pode ser visto na Figura 8.8 (a), apresentam um atraso entre a aplicação do impulso e a resposta no IRR e apresenta magnitude bem menor do que a encontrada para o VPI. As respostas apresentaram picos positivos, o que é consistente com o fato de que um aumento na PAS gera uma diminuição da FC devido ao efeito dos barorreceptores [27]. Assim, as respostas apresentadas aparentam ser coerentes com a fisiologia e estudos anteriores [25] [27].

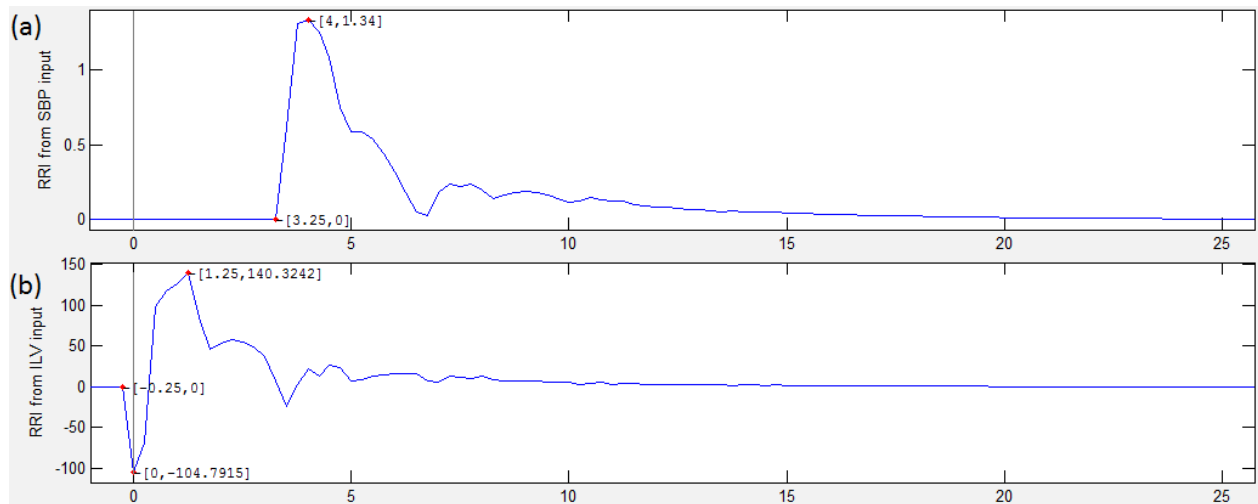


Figura 8.8 – Resposta no IRR ao impulso aplicado na PAS (a) e no VPI (b).

9. CONCLUSÕES

O CRSIDLab proposto permite o estudo do sistema cardiorrespiratório pela identificação de diferentes interações entre três das principais variáveis deste sistema (IRR, PAS e VPI), obtidos a partir de medições não invasivas, desde o processamento inicial dos dados até a obtenção do modelo final, além de permitir diversos estudos a partir destes sinais.

O CRSIDLab foi desenvolvido com o intuito de dar ao pesquisador uma liberdade de escolha de parâmetros e, assim, permitir que estudos com objetivos específicos sejam feitos, com as facilidades de uma interface gráfica que possibilite a verificação visual do processamento dos dados em todas as etapas, assim como ajustes manuais nos módulos apropriados. A possibilidade de tratar conjuntos distintos de variáveis torna possível estudar os diversos acoplamentos presentes nesse sistema complexo e observar as relações de causalidade.

As diferentes funções apresentadas nas etapas do processamento permitem estudos comparando os seus efeitos. Isto pode ser feito pelo uso de sinais conhecidos como entrada, como um modelo IPFM, e comparando as características da saída esperada com as das saídas obtidas ao aplicar as diversas funções [5] [41] [51].

É possível também incluir novas funções para as diferentes etapas tornando a *toolbox* mais completa. Outra forma de expandir o trabalho seria a implementação de novos módulos que gerem modelos diferentes, tais como modelos não paramétricos, modelos no domínio da frequência ou em espaço de estados para compor uma biblioteca ainda mais completa.

Existem ainda possibilidades de expandir os estudos acrescentando métodos de análise que utilizam os dados gerados pelo módulo de identificação de sistemas. Com estes dados é possível desenvolver estudos que permitem separar as componentes do IRR que são dependentes da respiração, por exemplo, das que não o são, como proposto por Khoo et al [10]. Este tipo de estudo é interessante por conta dos efeitos da modulação da FC pela respiração, que costuma aparecer em uma banda de frequências em torno da taxa média de respiração [9].

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] B. Lown e R. L. Verrier, "Neural activity and ventricular fibrillation", *New England Journal of Medicine*, vol. 294, no. 21, pp. 1165-1170, 1976.
- [2] M. M. Wolf, G. A. Varigos, D. Hunt e J. G. Sloman, "Sinus arrhythmia in acute myocardial infarction", *Medical Journal of Australia*, vol. 2, no. 2, pp. 52-53, 1978.
- [3] M. Esler, "The autonomic nervous system and cardiac arrhythmias", *Clinical Autonomic Research*, vol. 2, no. 2, pp. 133-135, 1992.
- [4] M. N. Levy e P. J. Schwartz, *Vagal control of the heart: experimental basis and clinical implications*, Armonk: Futura, 1994.
- [5] R. D. Berger, S. Askelrod, D. Gordon e R. J. Cohen, "An Efficient Algorithm for Spectral Analysis of Heart Rate Variability", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vols. BME-33, no. 9, pp. 900-904, Setembro 1986.
- [6] G. D. Clifford, "Signal Processing Methods for Heart Rate Variability", Tese de Ph.D, University of Oxford, 2002.
- [7] Task Force of the European Society of Cardiology and The North American Society of Pacing and Electrophysiology, "Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation and clinical use", *European Heart Journal*, vol. 17, no. 3, pp. 354-381, 1996.
- [8] A. Porta, F. Aletti, F. Vallais e G. Baseli, "Multimodal signal processing for the analysis of cardiovascular variability," *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, vol. 367, pp. 391-409, 2009.
- [9] R. D. Berger, P. J. Saul e R. J. Cohen, "Assessment of Autonomic Response by Broad-Band Respiration," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 36, no. 11, pp. 1061-1065, 1989.
- [10] M. C. K. Khoo, T.-S. Kim e R. B. Berry, "Spectral Indices of Cardiac Autonomic Function in Obstructive Sleep Apnea," *SLEEP*, vol. 22, no. 4, pp. 443-451, 1999.
- [11] J. L. A. de Carvalho, "ECGLAB - Manual", Universidade de Brasília, Brasília, 2001.
- [12] A. C. Guyton e J. E. Hall, "O Músculo Cardíaco: O Coração como uma Bomba e a Função das Valvas Cardíacas", em *Tratado de Fisiologia Médica*, Rio de Janeiro, Elsevier Editora Ltda., 2006, pp. 103-115.
- [13] A. C. Guyton e J. E. Hall, "O Eletrocardiograma Normal", em *Tratado de Fisiologia Médica*, Rio de Janeiro, Elsevier Editora Ltda., 2006, pp. 123-130.
- [14] A. C. Guyton e J. E. Hall, "Visão Geral da Circulação: Física Médica da Pressão, Fluxo e Resistência", em *Tratado de Fisiologia Médica*, Rio de Janeiro, Elsevier Editora Ltda., 2006, pp. 161-170.
- [15] S. C. A. Gouveia, "Contributions to the Analysis of Short-term Cardiovascular Coupling", Tese de Ph.D, Universidade do Porto, 2009.
- [16] G. D. Clifford, "ECG Statistics, Noise, Artifacts, and Missing Data," em *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*, Norwood, Artech House, Inc., 2006, pp. 55-99.
- [17] R. W. DeBoer, J. M. Karemaker e J. Strackee, "Hemodynamic fluctuations and baroreflex

sensitivity in humans: a beat-to-beat model", *American Journal of Physiology: Heart and Circulatory Physiology*, vol. 253, no. 3, pp. 680-689, 1987.

- [18] I. C. da Silva, "Caracterização Quantitativa da Função Autônoma de Modo Não Invasivo: Determinação dos Índices das Variabilidades da Frequência Cardíaca e da Pressão Arterial e Estimação da Sensibilidade do Barorreflexo", Trabalho de Graduação, Universidade de Brasília, 2014.
- [19] R. I. Kitney, T. Fulton, A. H. McDonald e D. A. Linkens, "Transient Interactions Between Blood Pressure, Respiration and Heart Rate", *Journal of Biomedical Engineering*, vol. 7, no. 3, pp. 217-224, 1985.
- [20] J. P. Saul, R. D. Berger, P. Albrecht, S. P. Stein, M. H. Chen e R. J. Cohen, "Transfer function analysis of the circulation: unique insights into cardiovascular regulation", *American Journal of Physiology - Heart and Circulatory Physiology*, vol. 261, no. 4, pp. H1231-H1245, 1991.
- [21] R. D. Berger, J. P. Saul, P. Albrecht, S. P. Stein e R. J. Cohen, "Respiratory Effects on Arterial Pressure: A Novel Signal Analysis Approach", em *Engineering in Medicine and Biology Society*, New Orleans, 1988.
- [22] A. C. Guyton e J. E. Hall, "Ventilação Pulmonar", em *Tratado de Fisiologia Médica*, Rio de Janeiro, Elsevier Editora Ltda., 2006, pp. 471-482.
- [23] A. C. Guyton e J. E. Hall, "Princípios Físicos da Troca Gasosa de Oxigênio e Dióxido de Carbono através da Membrana Respiratória", em *Tratado de Fisiologia Médica*, Rio de Janeiro, Elsevier Editora Ltda., 2006, pp. 491-501.
- [24] A. C. Guyton e J. E. Hall, "Regulação da Respiração", em *Tratado de Fisiologia Médica*, Rio de Janeiro, Elsevier Editora Ltda., 2006, pp. 514-523.
- [25] K. H. Chon, R. Mukkamala, K. Toska, T. J. Mullen, A. A. Armoundas e R. J. Cohen, "Linear and Nonlinear System Identification of Autonomic Heart-Rate Modulation: A Noninvasive Method for the Evaluation of Cardiovascular Regulatory Mechanisms", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp. 96-105, Setembro/Outubro 1997.
- [26] V. H. Costa Dias, "Oscilações Cardiorrespiratórias e Função Autônoma: Obtenção e Estudo da Função de Transferência Entre Respiração e Intervalo R-R", Trabalho de Graduação, Universidade de Brasília, 2014.
- [27] J. A. Jo, "Linear and Nonlinear Model-Based Assessment of Autonomic Control in Obstructive Sleep Apnea Syndrome (OSAS) During Wakefulness and Sleep", Tese de Ph.D, University of Southern California, 2002.
- [28] L. Mason, "Signal Processing Methods for Non-Invasive Respiration Monitoring", Tese de Ph.D, University of Oxford, 2002.
- [29] T. Kuusela, "Methodological Aspects of Baroreflex Sensitivity Analysis", em *Heart Rate Variability (HRV) Signal Analysis: Clinical Applications*, Boca Raton, CRC Press, 2013, pp. 43-58.
- [30] A. C. Guyton e J. E. Hall, "O Sistema Nervoso Autônomo e a Medula Adrenal", em *Tratado de Fisiologia Médica*, Rio de Janeiro, Elsevier Editora Ltda., 2006, pp. 748-760.
- [31] A. C. Guyton e J. E. Hall, "Regulação Nervosa da Circulação e o Controle Rápido da Pressão Arterial", em *Tratado de Fisiologia Médica*, Rio de Janeiro, Elsevier Editora Ltda., 2006, pp. 204-212.

- [32] R. W. DeBoer, "Beat-to-beat blood-pressure fluctuations and heart rate variability in man: physiological relationships, analysis techniques and a simple model", Tese de Ph.D, Universidade van Amsterdam, 1985.
- [33] M. C. K. Khoo, "Identification of Physiological Control Systems", em *Physiological Control Systems: Analysis, Simulation and Estimation*, New York, IEEE Press, 1999, pp. 159-202.
- [34] D. T. Westwick e R. E. Kearney, "Models of Linear Systems", em *Identification of Nonlinear Physiological Systems*, IEEE Press, 2003, pp. 39-56.
- [35] D. T. Westwick e R. E. Kearney, "Identification of Linear Systems", em *Identification of Nonlinear Physiological Systems*, IEEE Press, 2003, pp. 103-124.
- [36] D. T. Westwick e R. E. Kearney, "Background", em *Identification of Nonlinear Physiological Systems*, IEEE Press, 2003, pp. 13-38.
- [37] MathWorks, "Select model order for single-output ARX models - MATLAB selstruc", MathWorks, [Online]. Disponível: <http://www.mathworks.com/help/ident/ref/selstruc.html>. [Acessado em 25 de Junho de 2015].
- [38] MathWorks, "Compare model output and measured output - MATLAB compare", MathWorks, [Online]. Disponível: <http://www.mathworks.com/help/ident/ref/compare.html>. [Acessado em 25 de Junho de 2015].
- [39] B. N. Li, C. M. Dong e I. M. Vai, "Short Communication on an Automatic Delineator for Arterial Blood Pressure Waveforms", *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 5, no. 7, pp. 76-81, 2010.
- [40] O. Rompelman e B. J. Ten Voorde, "Spectral Analysis of Fluctuations in Heart Rate and Blood Pressure", em *Computer Analysis of Cardiovascular Signals*, Amsterdam, IOS Press, 1995, pp. 3-15.
- [41] H. N. Guimarães e R. A. S. Santos, "A comparative analysis of preprocessing techniques of cardiac event series for the study of heart rhythm variability using simulated signals", *Brazilian Journal of Medical and Biological Research*, vol. 31, no. 3, pp. 421-430, 1998.
- [42] MathWorks, "Estimate time delay (dead time) from data - MATLAB delayest", MathWorks, [Online]. Disponível: <http://www.mathworks.com/help/ident/ref/delayest.html>. [Acessado em 25 de Junho de 2015].
- [43] MathWorks, "Generate model-order combinations for single-output ARX model estimation - MATLAB struc", MathWorks, [Online]. Disponível: <http://www.mathworks.com/help/ident/ref/struc.html>. [Acessado em 25 de Junho de 2015].
- [44] MathWorks, "Compute and compare loss functions for single-output ARX models - MATLAB arxstruc", MathWorks, [Online]. Disponível: <http://www.mathworks.com/help/ident/ref/afxstruc.html>. [Acessado em 25 de Junho de 2015].
- [45] B. F. Nerbass, P. R. Pedrosa, J. A. Ferreira Filho, V. M. C. Salemi, E. Arteaga-Fernandez, L. F. Drager e G. Lorenzi-Filho, "Acute Effects of Continuous Positive Airway Pressure (CPAP) in Hemodynamics and Cardiac Performance in Patients with Hypertrophic Cardiomyopathy", *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, vol. 187, no. 9, p. A4999, 2013.
- [46] F. M. Albanesi Filho, "Cardiomiopatia Hipertrófica. Conceito e Classificação", *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, vol. 66, no. 2, pp. 103-105, 1996.

- [47] MathWorks, "Resample uniform or nonuniform data to new fixed rate - MATLAB resample", MathWorks, [Online]. Disponível: <http://www.mathworks.com/help/signal/ref/resample.html>. [Acessado em 25 de Junho de 2015].
- [48] MathWorks, "Upsample, apply FIR filter, and downsample - MATLAB upfirdn", MathWorks, [Online]. Disponível: <http://www.mathworks.com/help/signal/ref/upfirdn.html>. [Acessado em 25 de Junho de 2015].
- [49] The BioSig Project, "BioSig", [Online]. Disponível: <http://biosig.sourceforge.net/index.html>. [Acessado em 25 de Junho de 2015].
- [50] D. T. Kaplan, "www.mii.lt/enoc/ritmas/hrtach.m.txt", 28 de Dezembro de 1989. [Online]. Disponível: <http://www.mii.lt/enoc/ritmas/hrtach.m.txt>. [Acessado em 25 de Junho de 2015].
- [51] R. W. DeBoer, J. M. Karemaker e J. Strackee, "Comparing Spectra of a Series of Point Events Particularly for Heart Rate Variability Data", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, pp. 384-387, abril 1984.
- [52] OpenStax College, "The Cardiovascular System: The Heart", em *Anatomy & Physiology*, OpenStax College, 2013, pp. 787-831.
- [53] J. E. Wecker, "Aula de Anatomia - Sistema Cardiovascular - Coração", [Online]. Disponível: <http://www.auladeanatomia.com/cardiovascular/coracao.htm>. [Acessado em 25 de Junho de 2015].

ANEXOS

Anexo I – Tabelas com resultado dos algoritmos de detecção de PAS e PAD

Anexo II – Interface do módulo ECG_BP

Anexo III – Interface do módulo RESP

Anexo IV – Interface do módulo ALIGN

Anexo V – Interface do módulo IDENT

Legenda para todas as tabelas:

- Nenhuma marcação errada
- ND Ponto não detectado
- ME Marcação de ponto em local equivocado
- XX Dado não utilizado (de acordo com motivos explicados na seção 7.1)

Obs.: Pacientes que tiveram todos os dados descartados não aparecem nas tabelas.

Tabela com resultados do algoritmo de caracterização da curva de PA

Paciente	PAS				PAD			
	Nro pontos	Tipo de teste			Nro pontos	Tipo de teste		
		Basal	CPAP10	CPAP1.5		Basal	CPAP10	CPAP1.5
01	930	2ND	1ND	1ND	930	2ND 1ME	1ND	1ND
02	996	-	-	-	996	-	-	-
03	785		-		785	-	-	-
04	293	-	XX	XX	293	-	XX	XX
05	936	-	-	-	936	-	-	-
06	774	-	-	-	774	1ME	2ME	-
08	672	-	-	-	672	-	-	-
09	621	-	1ND ¹	XX	621	-	1ND ¹	XX
10	769	-	-	-	769	-	-	-
11	923	-	1ND	-	922	-	1ME	-
12	779	-	-	-	779	-	-	-
13	798	-	-	-	798	1ME	-	-
14	242	-	-	-	727	1ND ²	2ME	-
15	806	-	-	-	806	-	-	-
16	921	8ND	4ND	-	921	8ND	4ND	-
18	1046	1ND	-	-	1047	2ND	-	-
19	912	-	-	-	912	-	-	-
20	820	-	-	-	820	-	-	-
21	850	-	-	-	850	-	-	-
22	869	-	-	1ME	869	-	-	-
23	896	-	-	-	896	-	-	4ME
Total de pontos	17122	11	7	1	17123	16	11	5
		19				32		

¹ O ponto em que não houve detecção apresentava sinal de PA alterado, porém o usuário teria de marcar um ponto manualmente, então o ponto foi incluído como falha.

² Última PAD do dado, ponto de difícil detecção.

Tabela com resultados do algoritmo que encontra PAS com base no ECG

Paciente	Nro pontos	PAS		
		Tipo de teste		
		Basal	CPAP10	CPAP1.5
01	930	-	-	-
02	996	-	-	-
03	785		-	
04	293	-	XX	XX
05	936	-	-	-
06	774	-	-	-
08	672	-	-	-
09	621	-	1ME ¹	XX
10	769	-	-	-
11	923	-	-	-
12	779	-	-	-
13	798	-	-	-
14	242	-	-	-
15	806	-	-	-
16	921	2ME	-	-
18	1046	-	-	-
19	912	-	-	-
20	820	-	-	-
21	850	-	-	-
22	869	-	-	-
23	896	-	-	-
Total de pontos	17122	2	1	0
		19		

¹ O ponto em que não houve detecção apresentava sinal de PA alterado, porém o usuário teria de marcar um ponto manualmente, então o ponto foi incluído como falha.

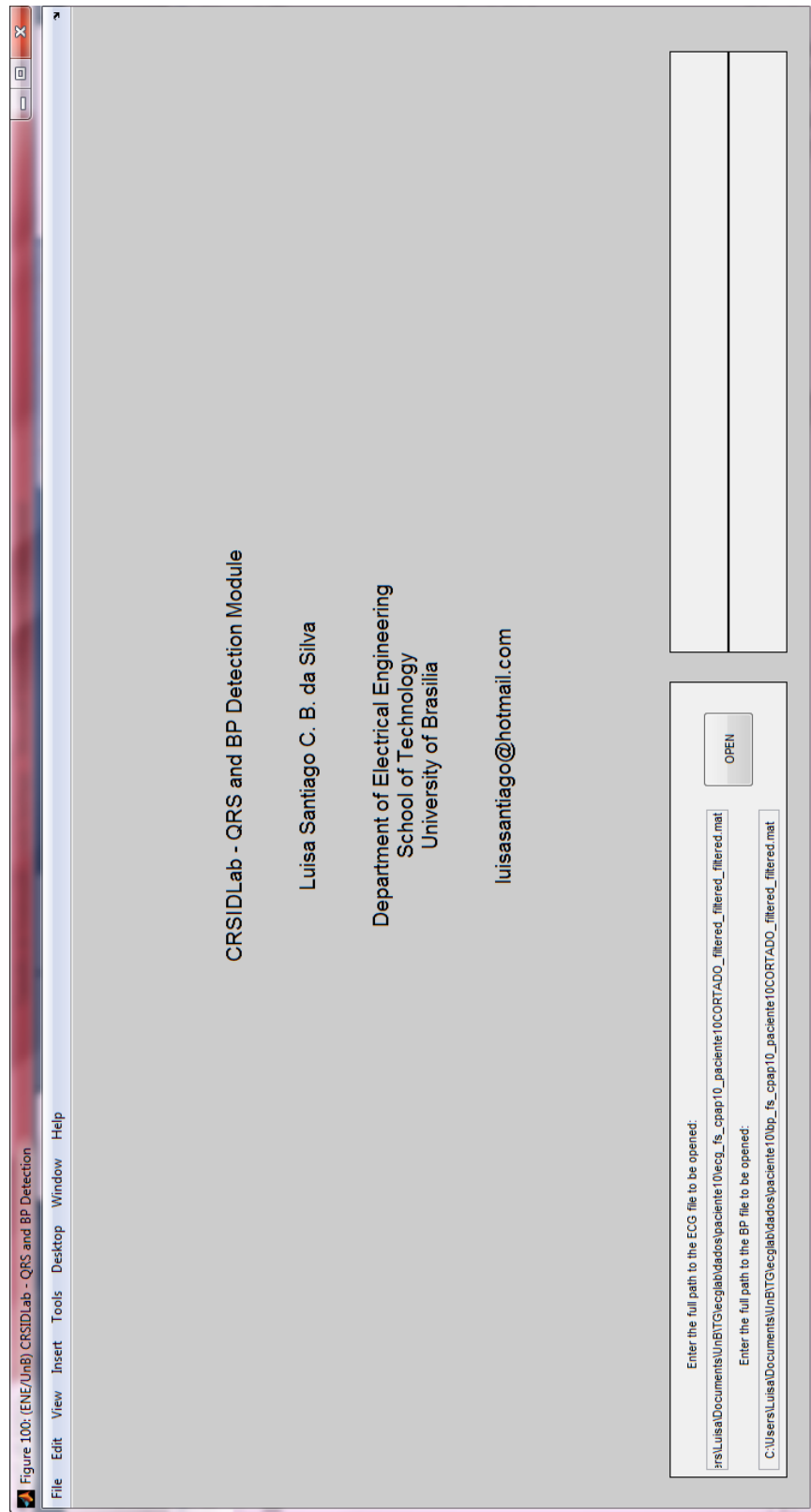
Tabela com resultados dos algoritmos que marcam PAD a partir de outros dados

Paciente	Nro pontos	A partir da PAS			A partir da PAS e do ECG		
		Tipo de teste			Tipo de teste		
		Basal	CPAP10	CPAP1.5	Basal	CPAP10	CPAP1.5
01	930	3ME	2ME	1ME	-	-	-
02	996	-	-	-	-	-	-
03	785		-		1ME	-	-
04	293	-	XX	XX	-	XX	XX
05	936	-	-	-	-	-	-
06	774	4ME	3ME	-	3ME	3ME	-
08	672	-	-	-	-	-	-
09	621	-	-	XX	-	-	XX
10	769	-	-	-	-	-	-
11	922	-	1ME	-	-	1ME	-
12	779	-	-	-	-	-	-
13	798	1ME	-	-	1ME	-	-
14	727	1ND 4ME	7ME	-	1ND ¹	5ME	-
15	806	-	-	-	-	-	-
16	921	-	4ME	-	-	2ME	-
18	1047	1ND ²	-	-	1ND ²	-	-
19	912	1ME	-	4ME	1ME	-	4ME
20	820	-	-	-	-	-	-
21	850	-	-	-	-	-	-
22	869	-	1ME	1ME	-	-	2ME
23	598	-	9ME	*	-	8ME	*
Total de pontos	16825	15	22	6*	8	19	6*
		43*			33*		

¹ O ponto em que não houve detecção apresentava sinal de PA alterado, porém o usuário teria de marcar um ponto manualmente, então o ponto foi incluído como falha.

² Os algoritmos não se propõem a encontrar uma PAD ao final dos dados se não sucedida por uma PAS

* O dado do teste CPAP 1.5 cmH₂O do paciente 23 apresenta uma característica que faz o ponto mínimo de pressão aparecer antes do ponto de diástole repetidamente e, por representar um comportamento fora do padrão, foi excluído da análise estatística



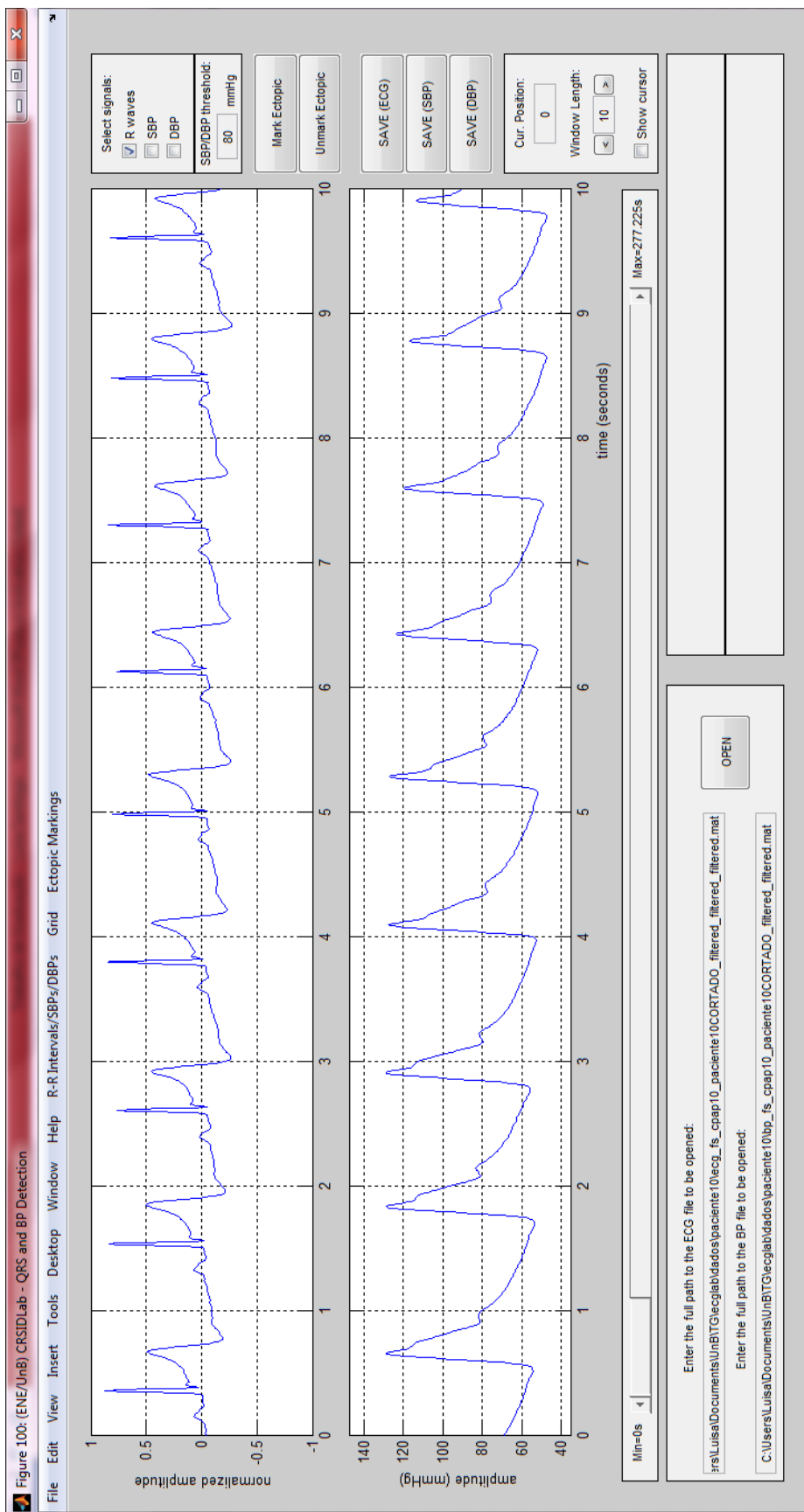
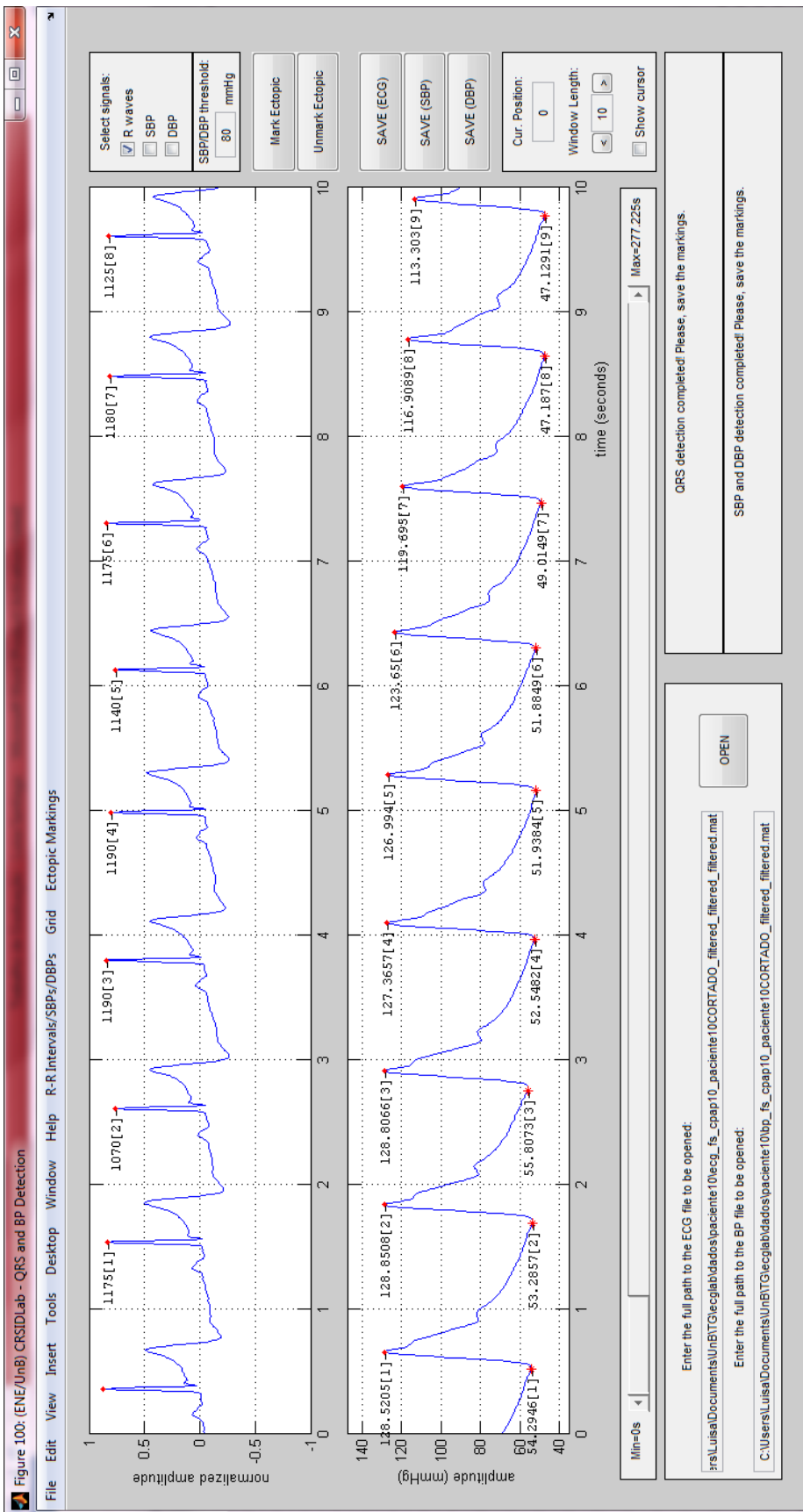
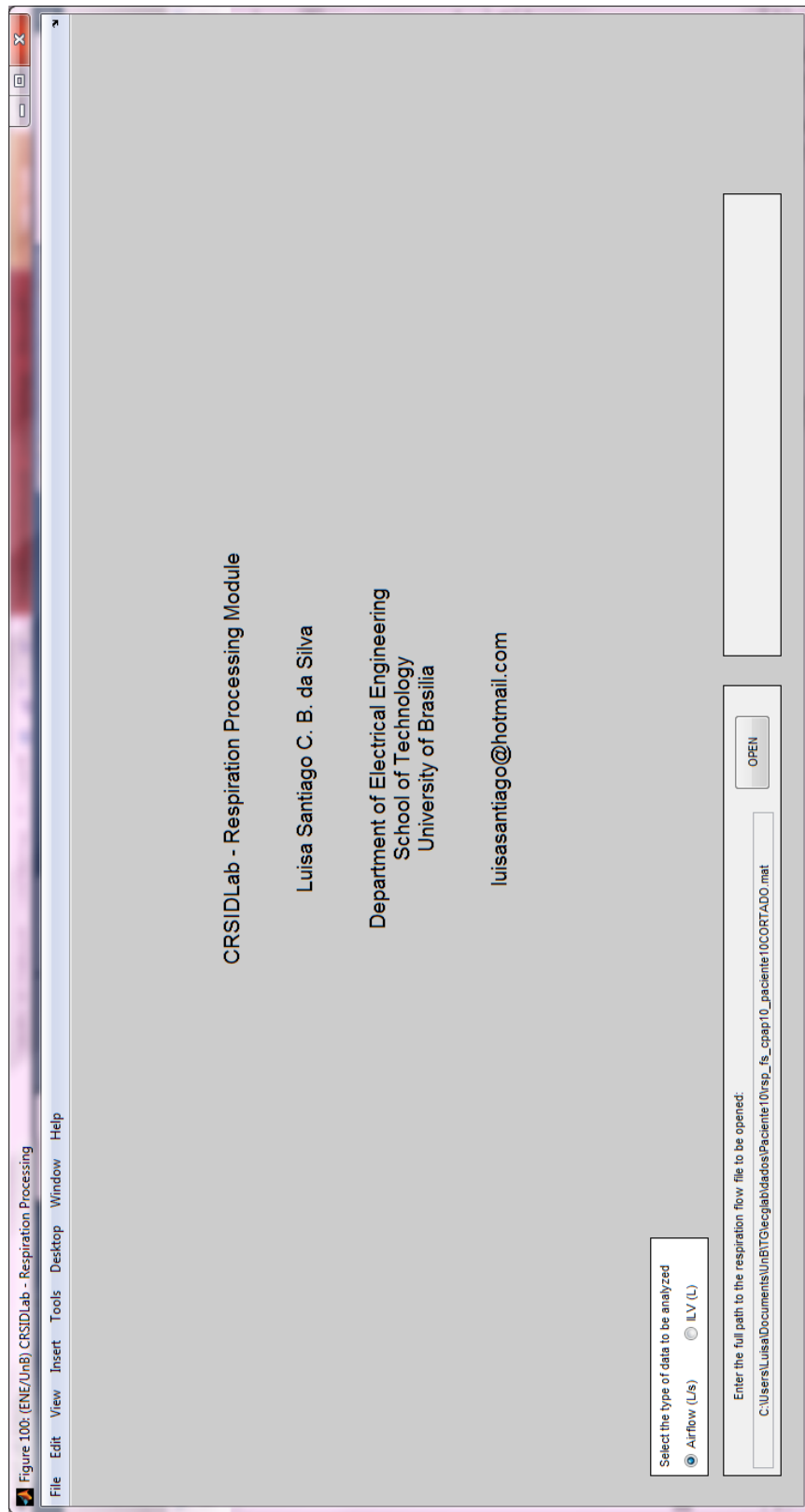


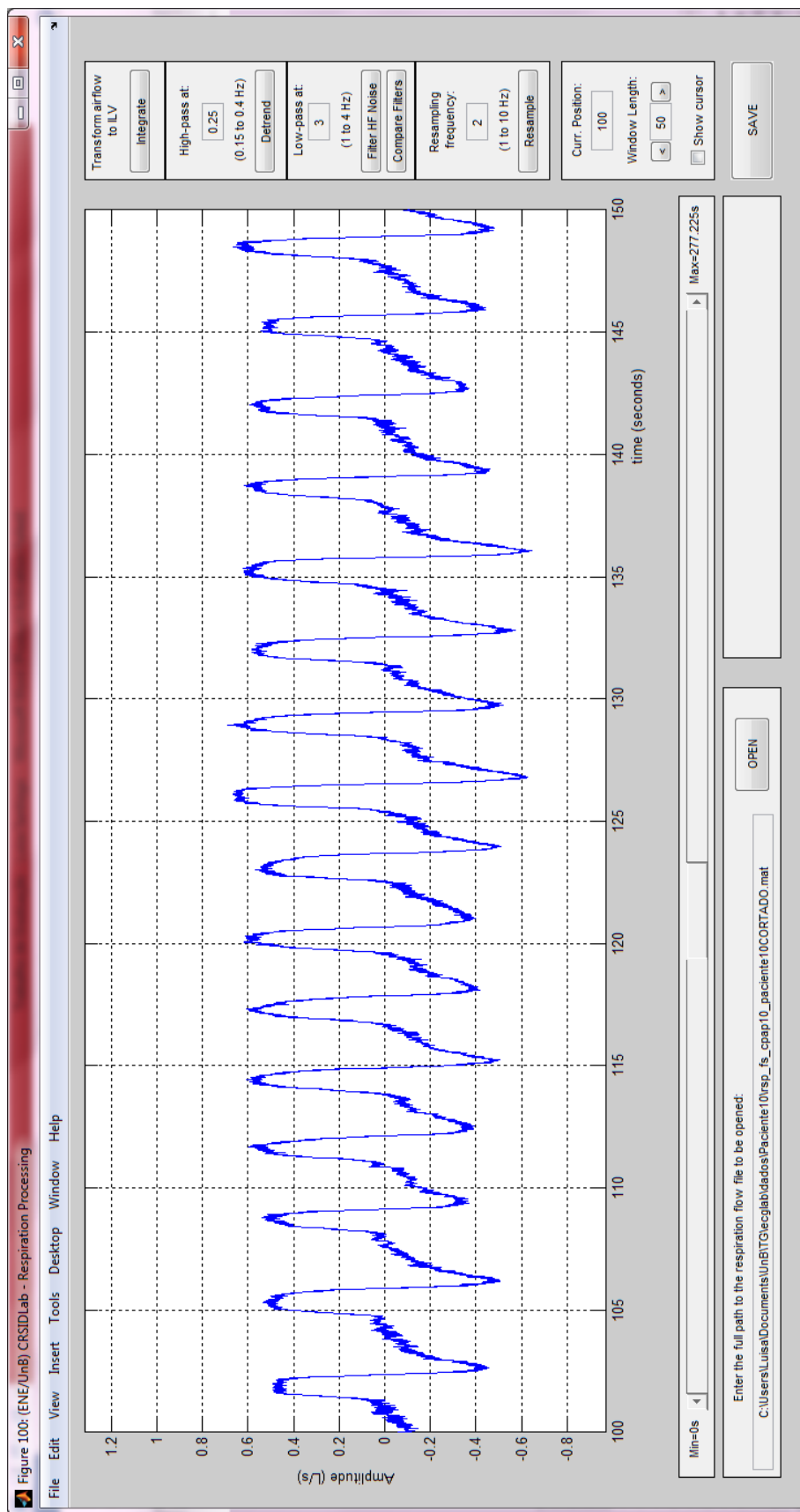
Figure 100: (ENE/UnB) CRSIDLab - QRS and BP Detection

Tela inicial do ECG_BP

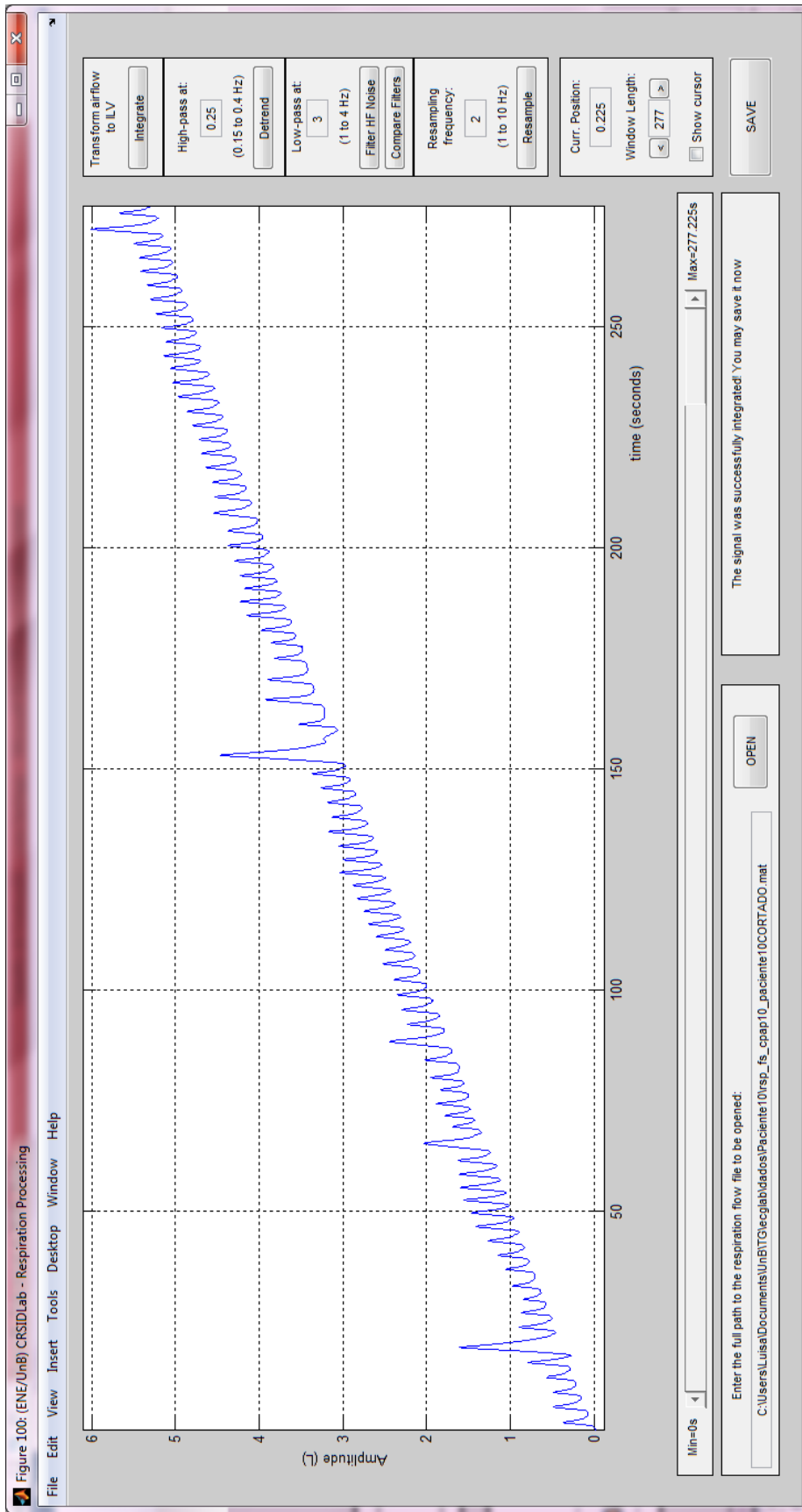


ECG_BP – IRR, PAS e PAD detectados

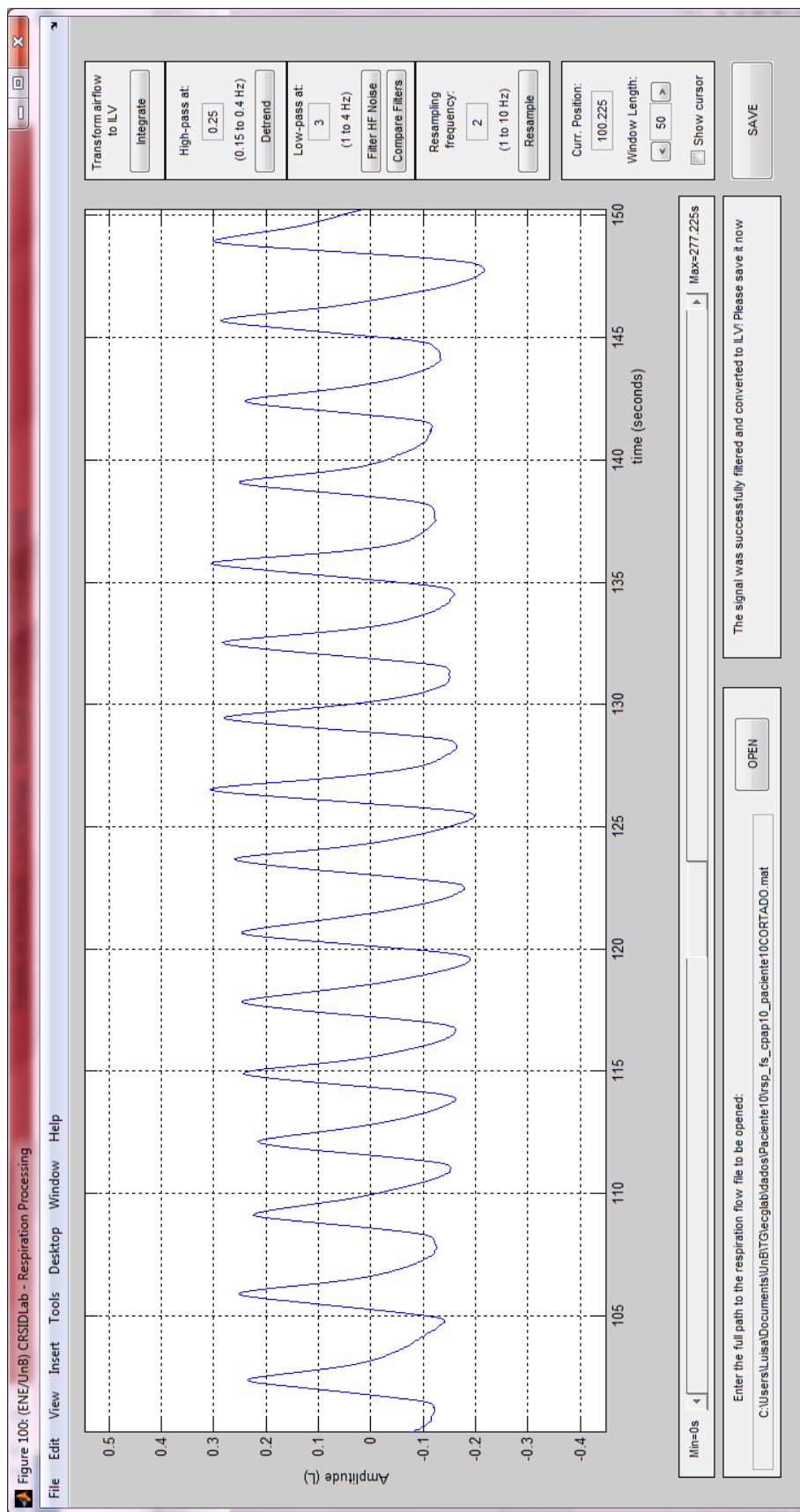




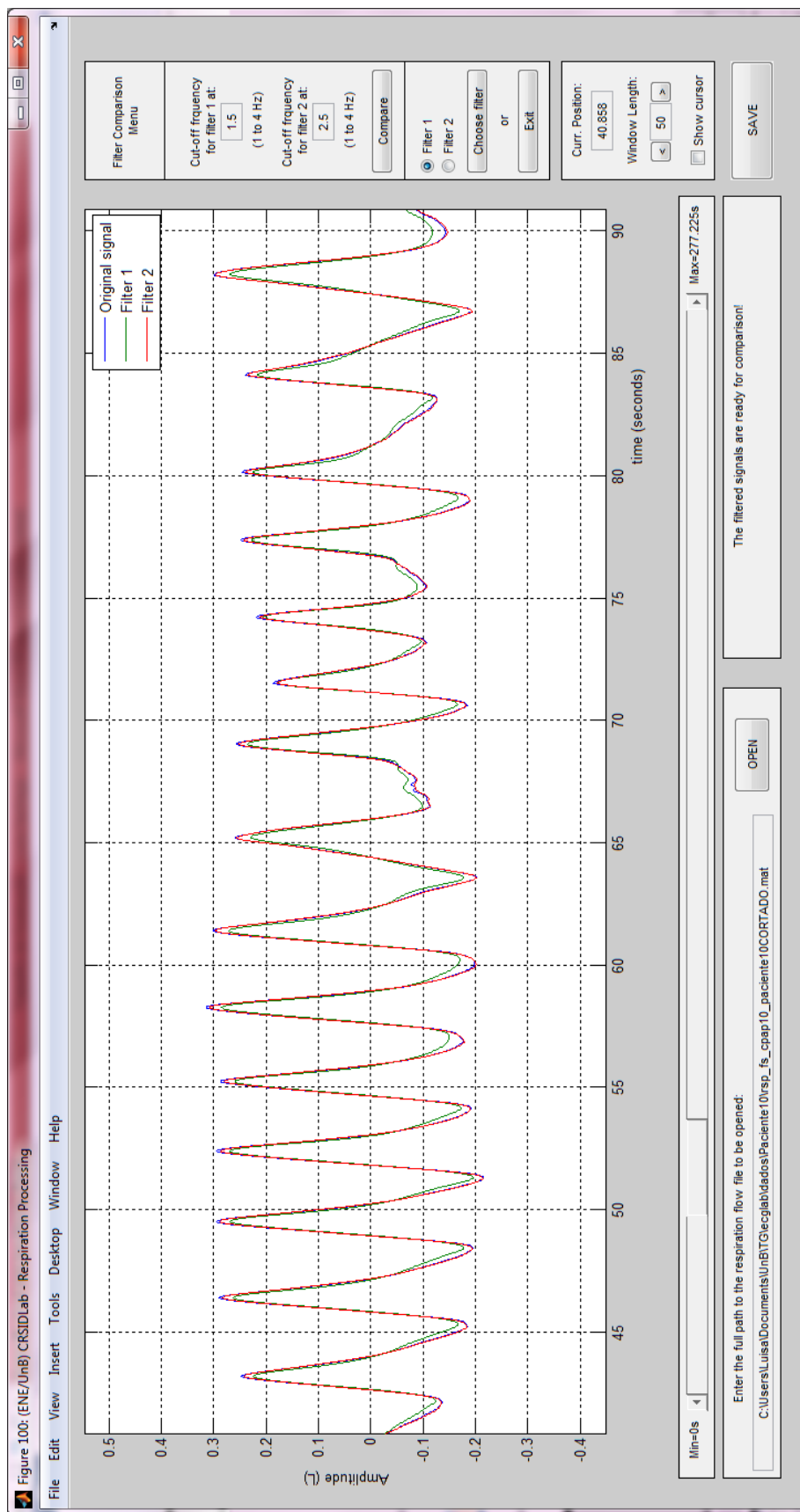
Tela inicial do RESP com sinal de fluxo de ar (L/s)



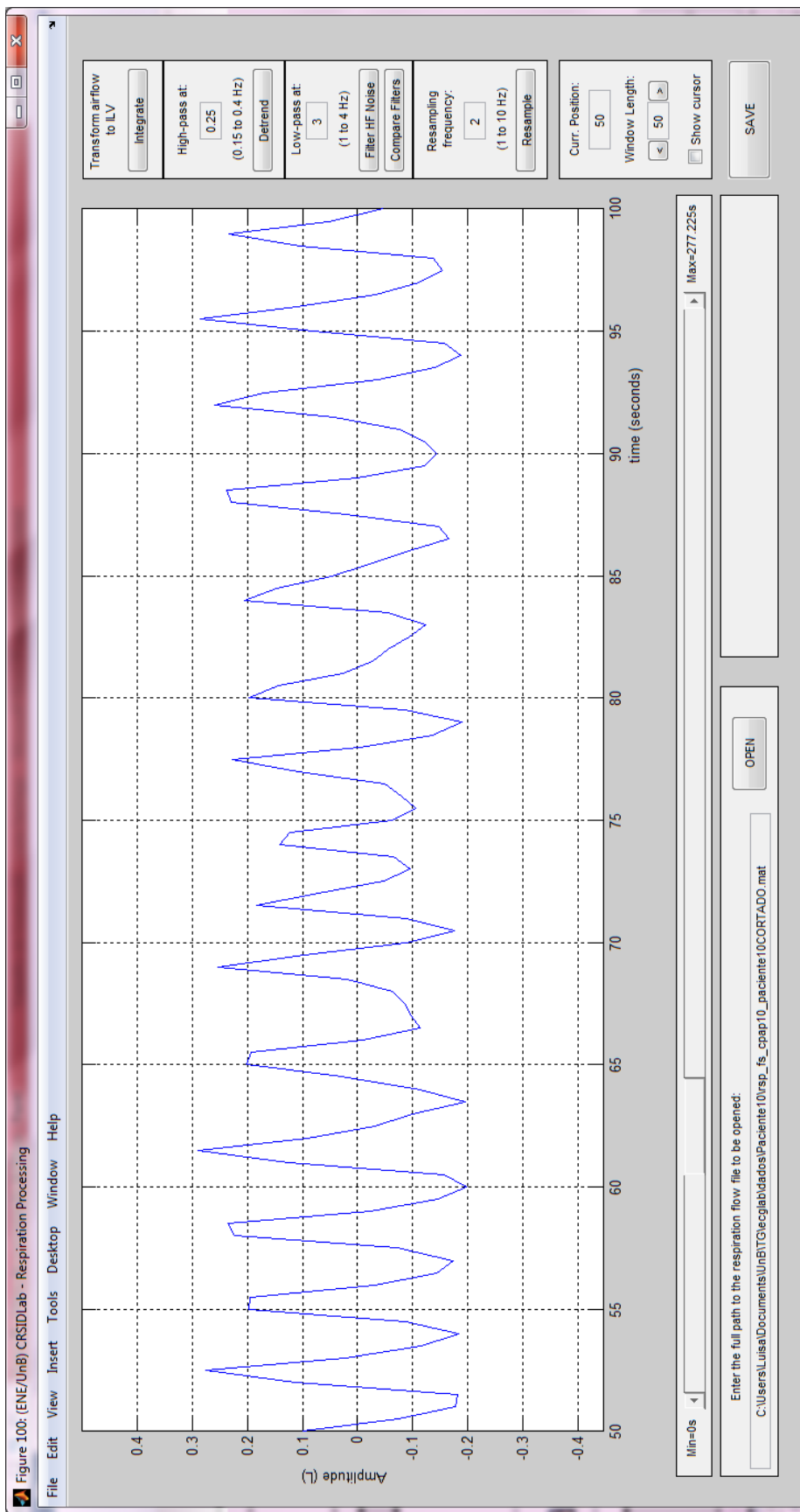
Tela do RESP com sinal após integração (L)



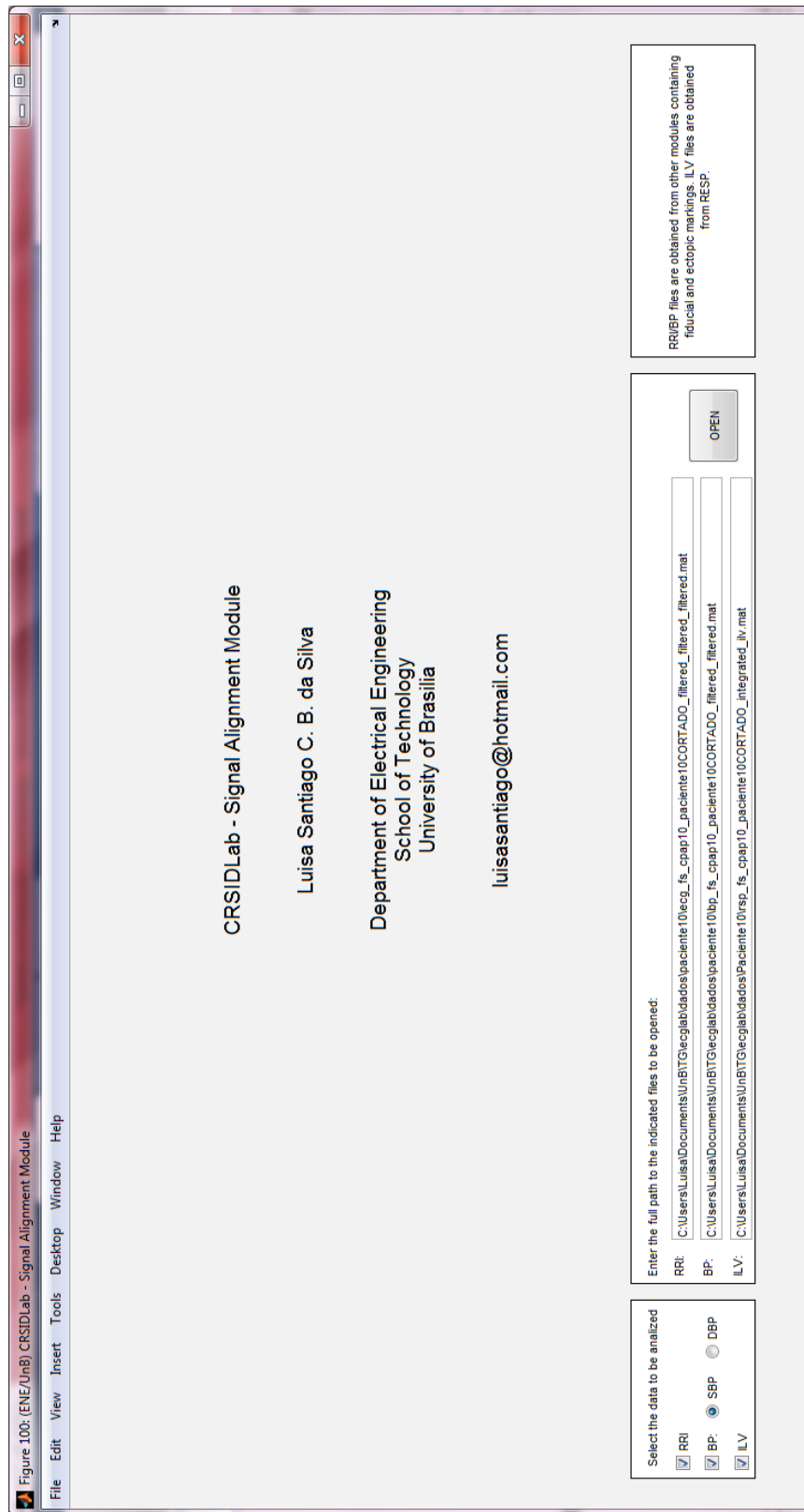
Tela do RESP com sinal após retirada de tendência

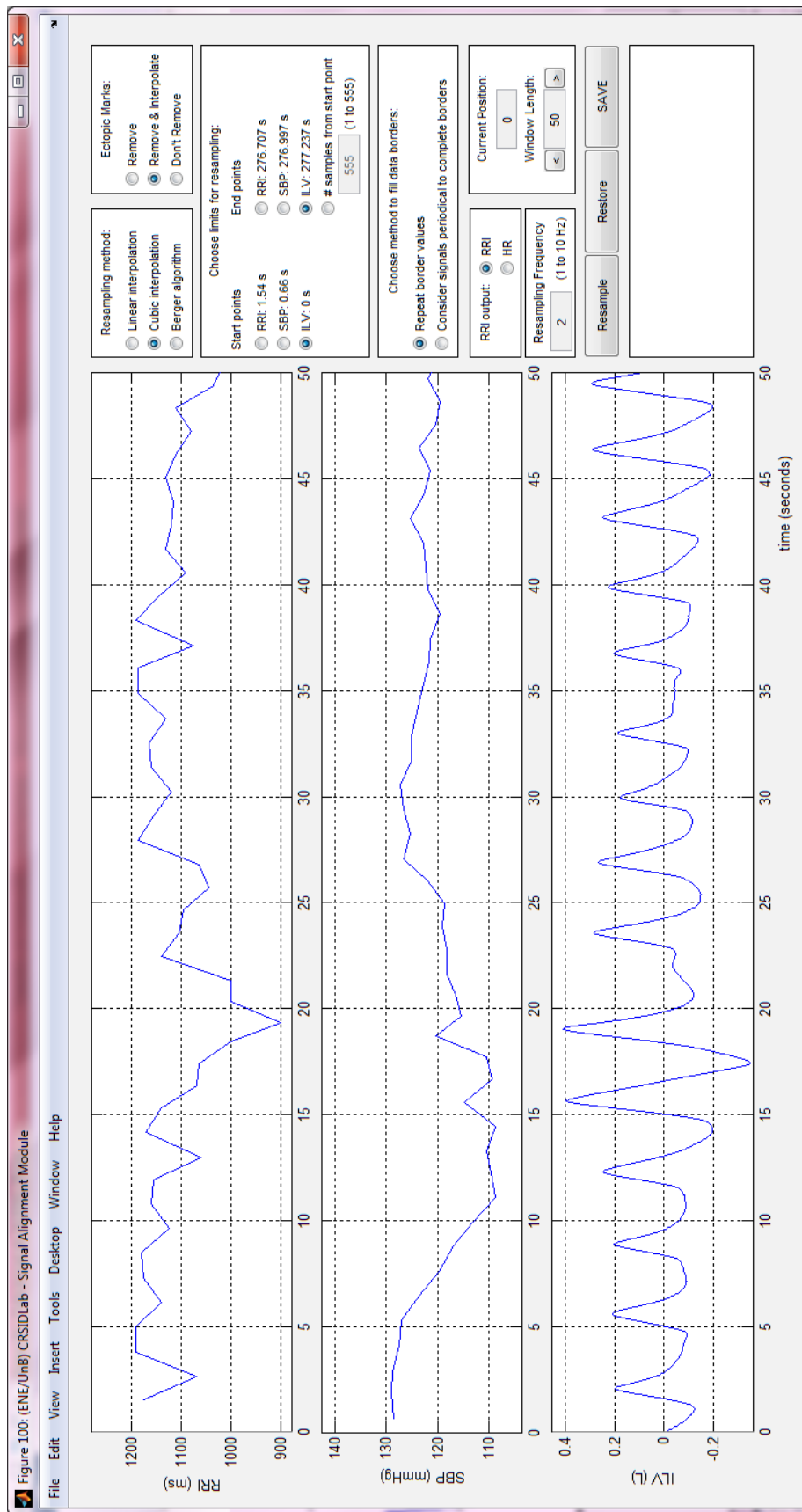


Tela do RESP no menu de comparação de filtros

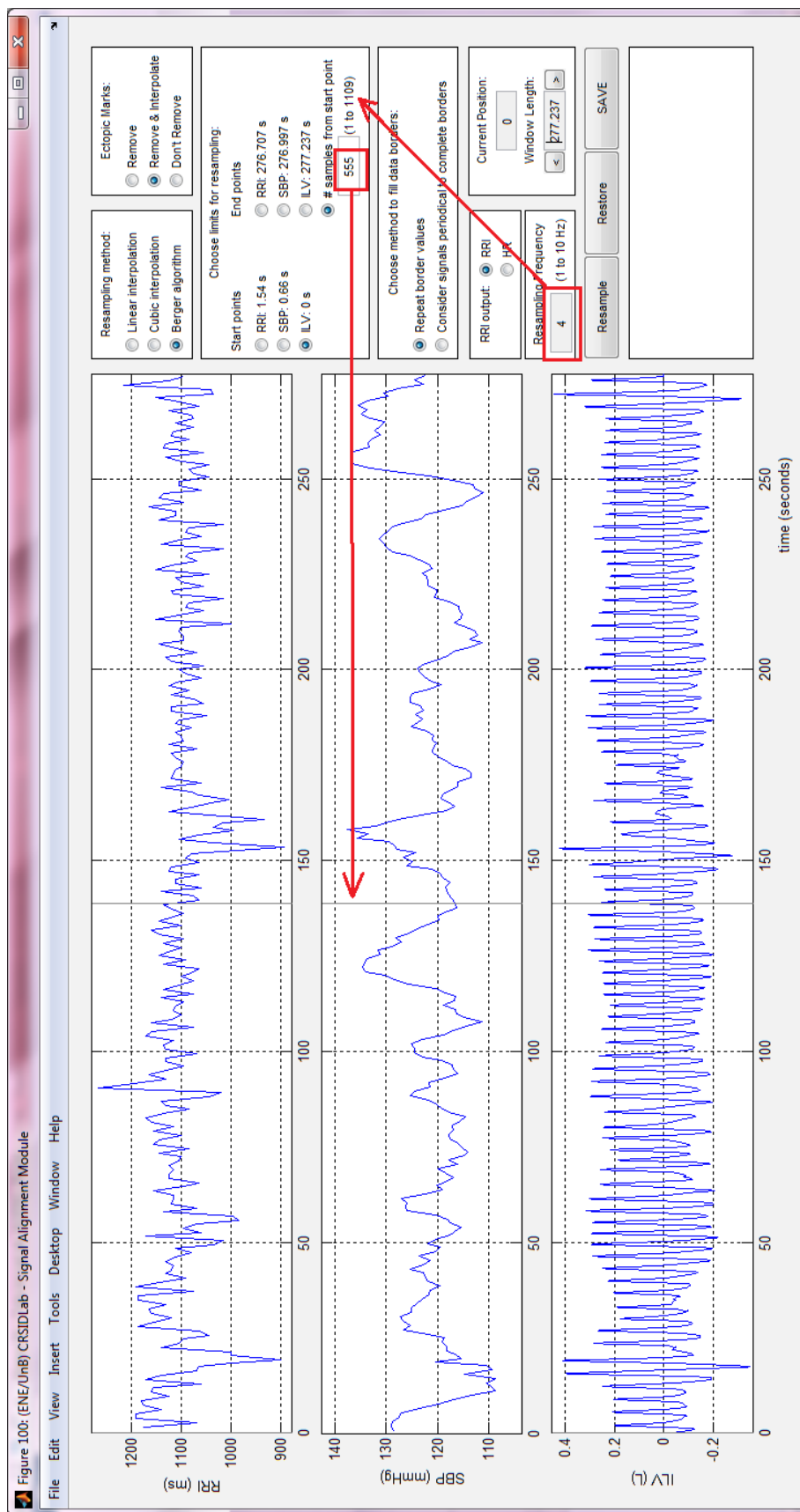


Tela do RESP com sinal reamostrado a 2 Hz por interpolação cúbica





Tela inicial do ALIGN



Efeito da modificação da frequência de reamostragem e da seleção do ponto de corte no ALIGN

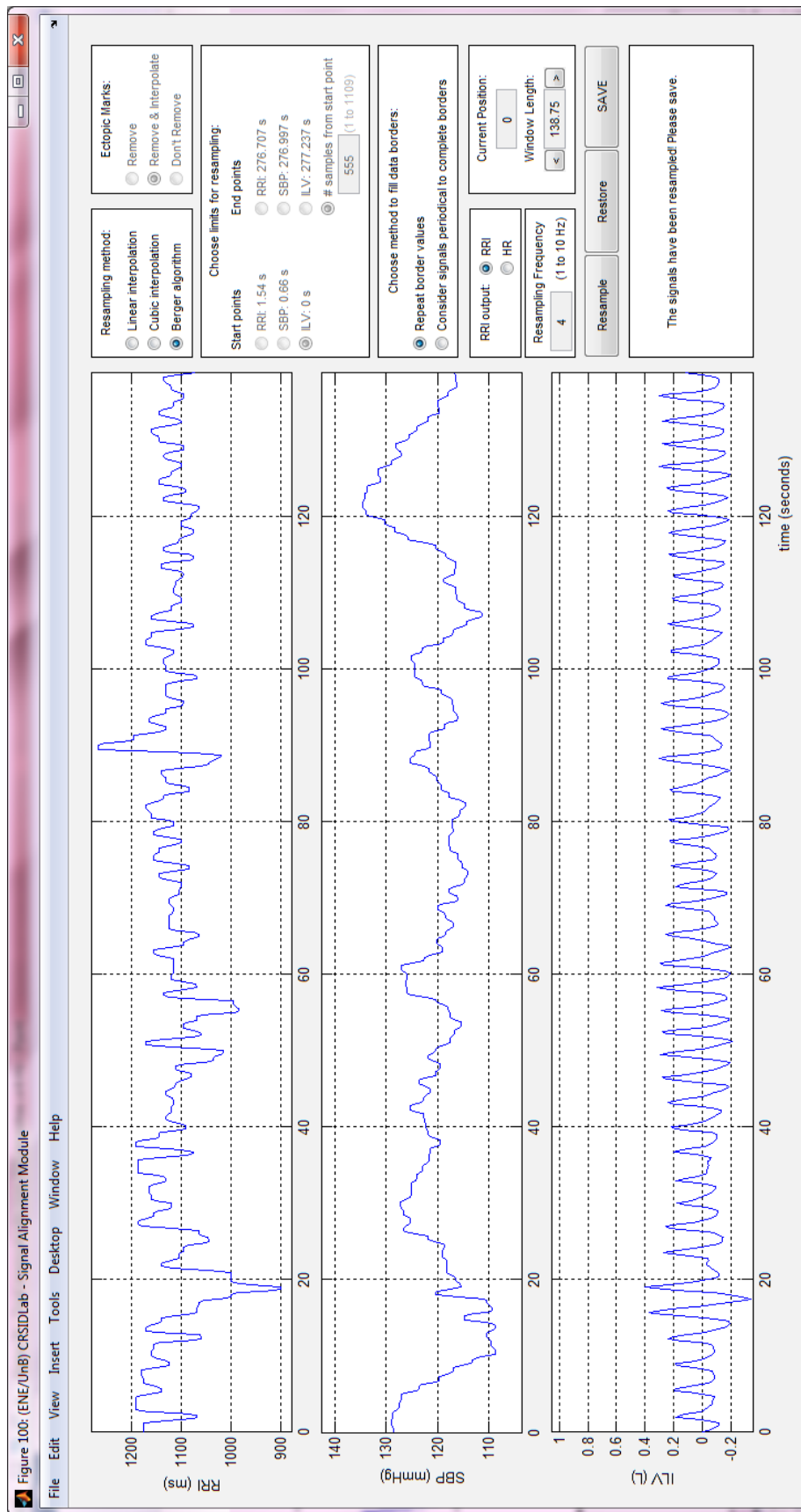
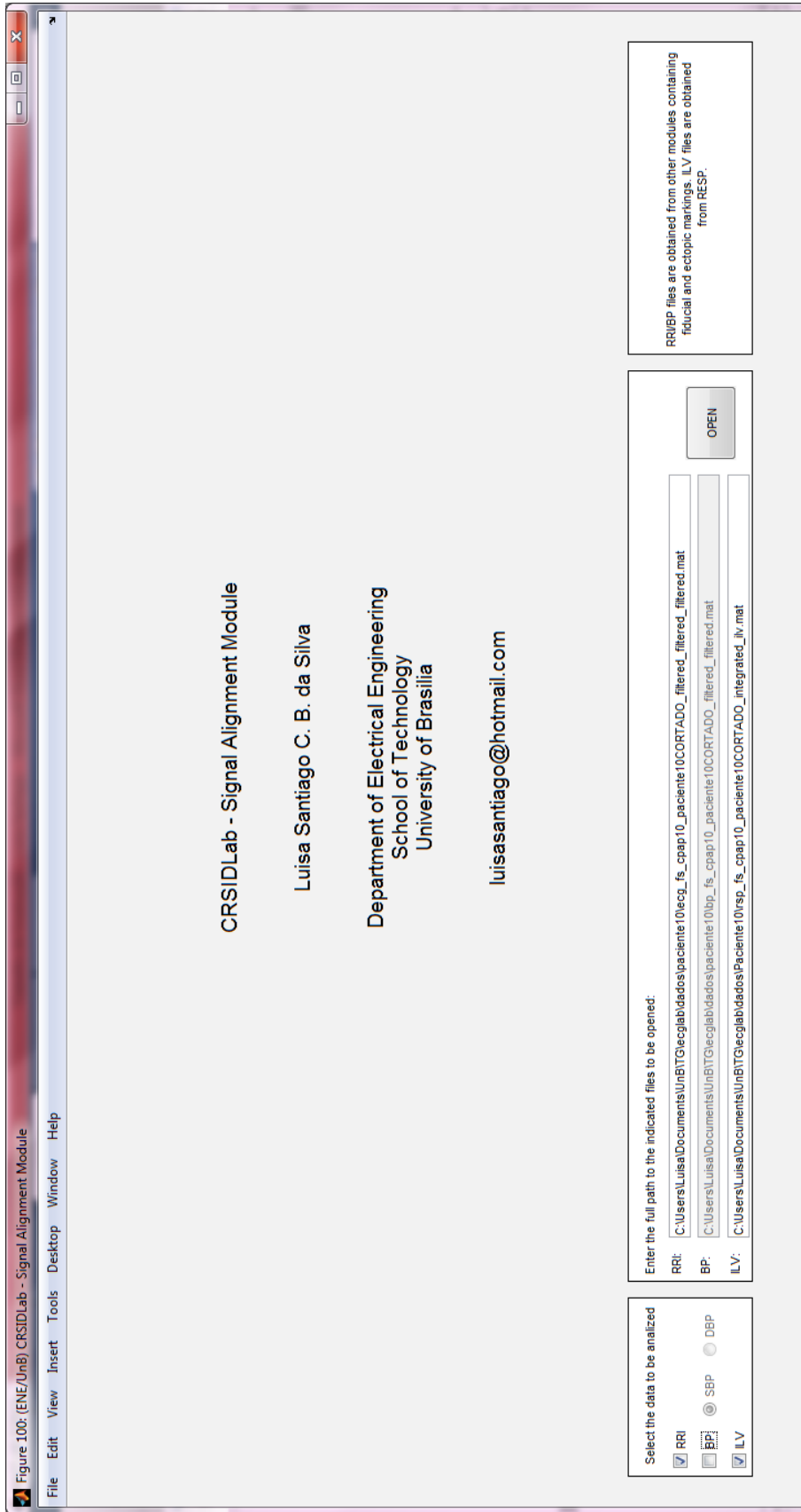
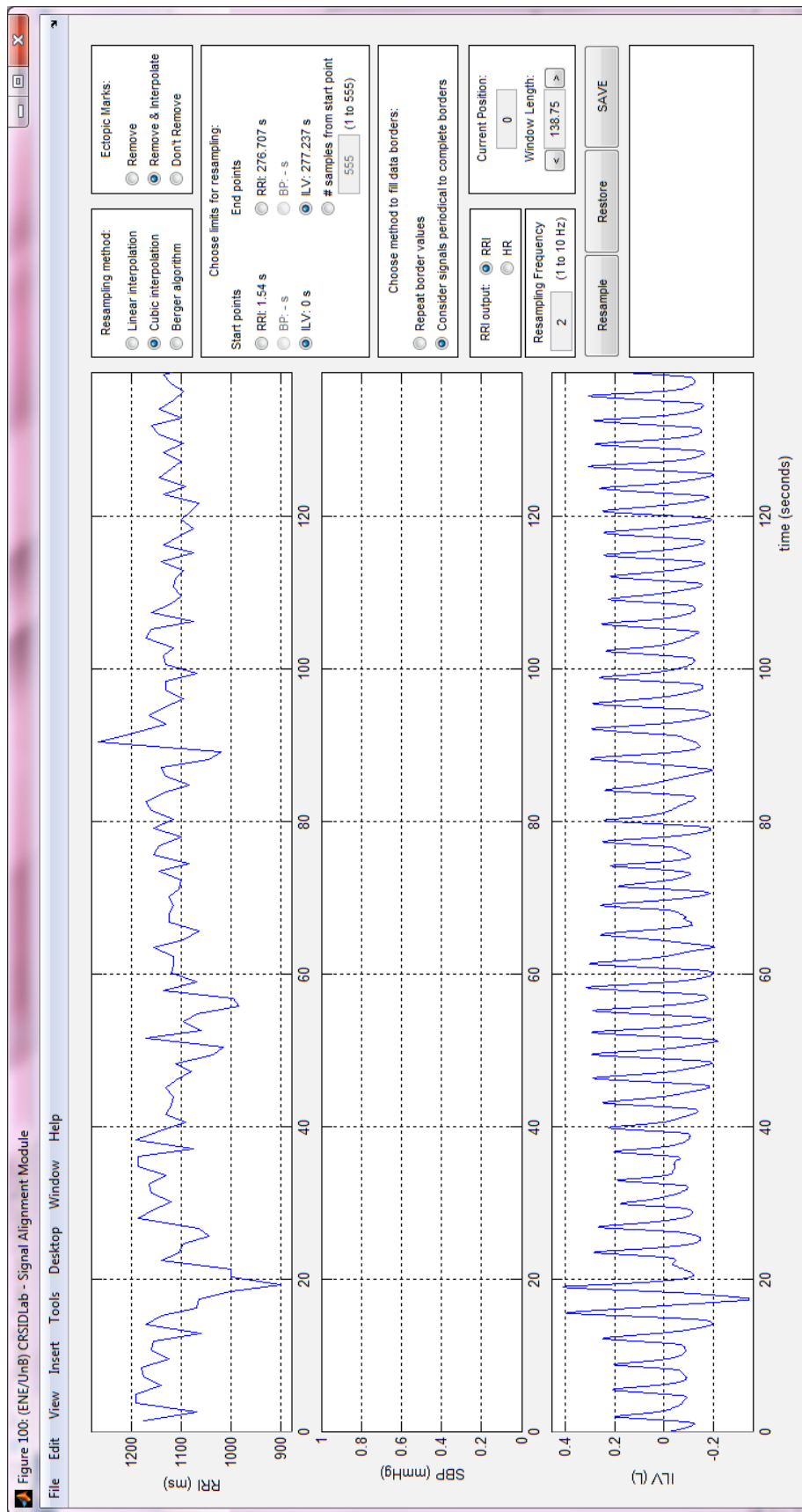


Figure 100: (ENE/UnB) CRSIDLab - Signal Alignment Module

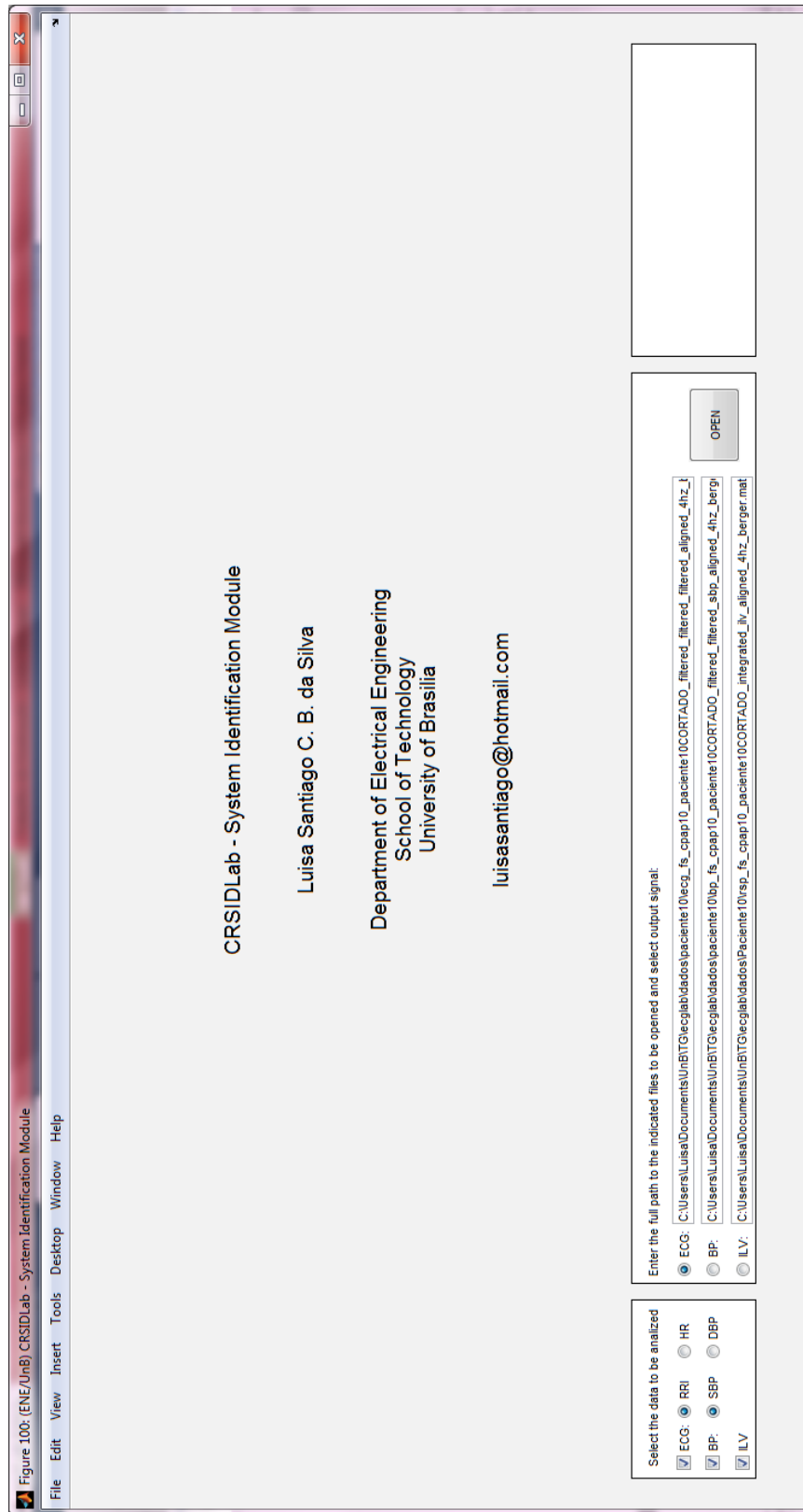
Sinal reamostrado a 4 Hz pelo algoritmo de Berger com 555 amostras no ALIGN



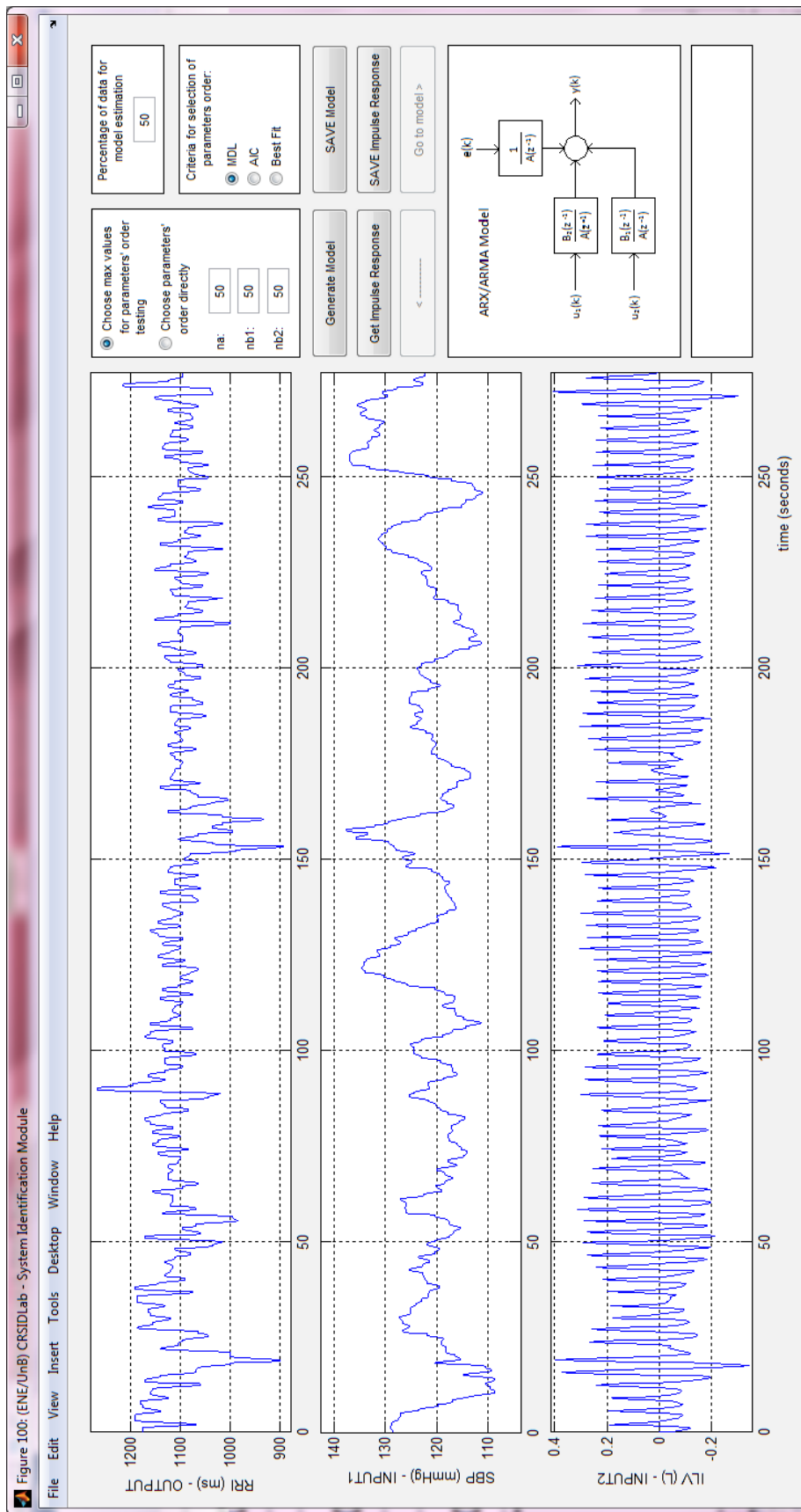
Escolha de dois sinais no ALIGN



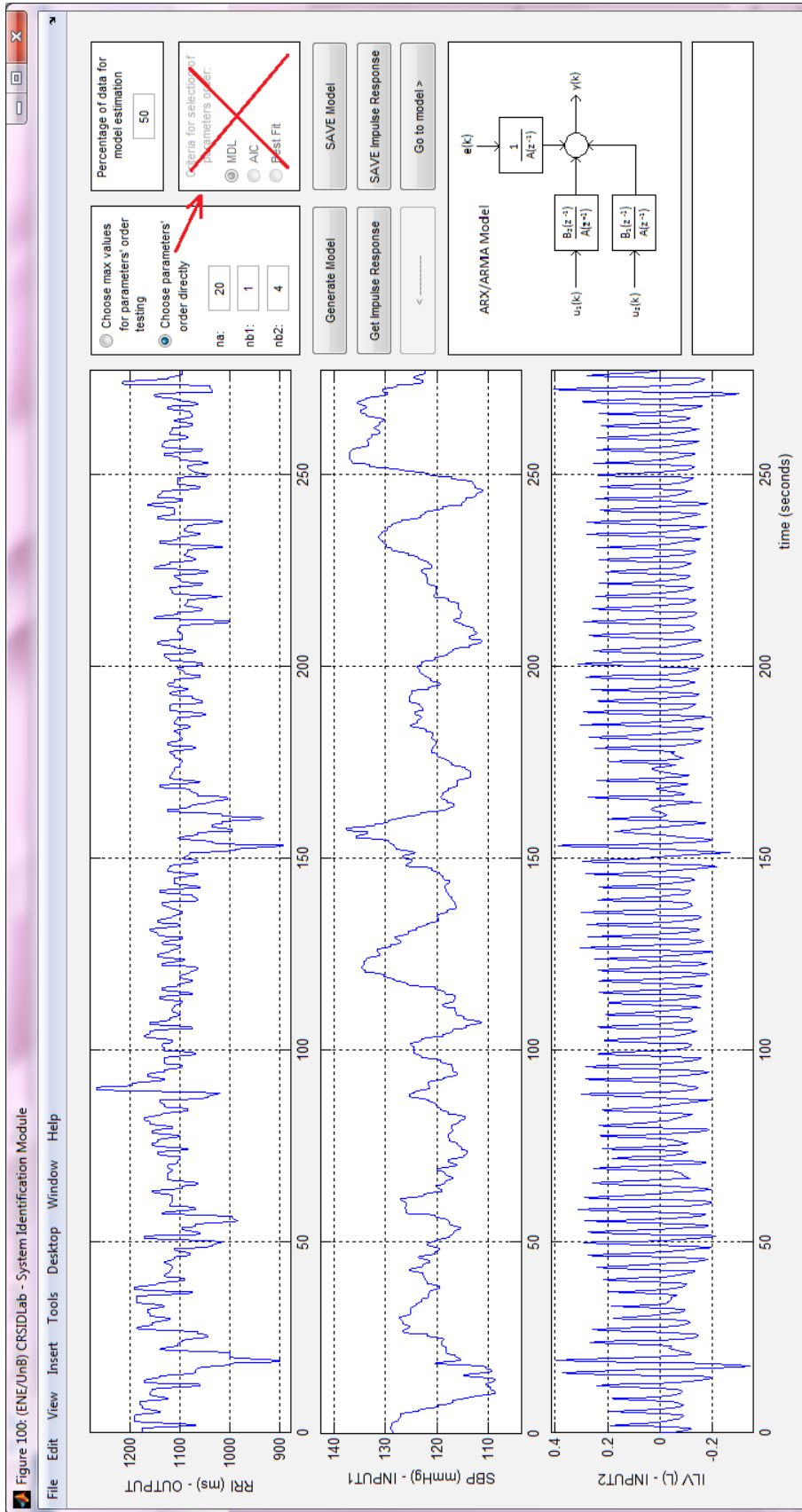
Tela inicial do ALIGN para dois sinais



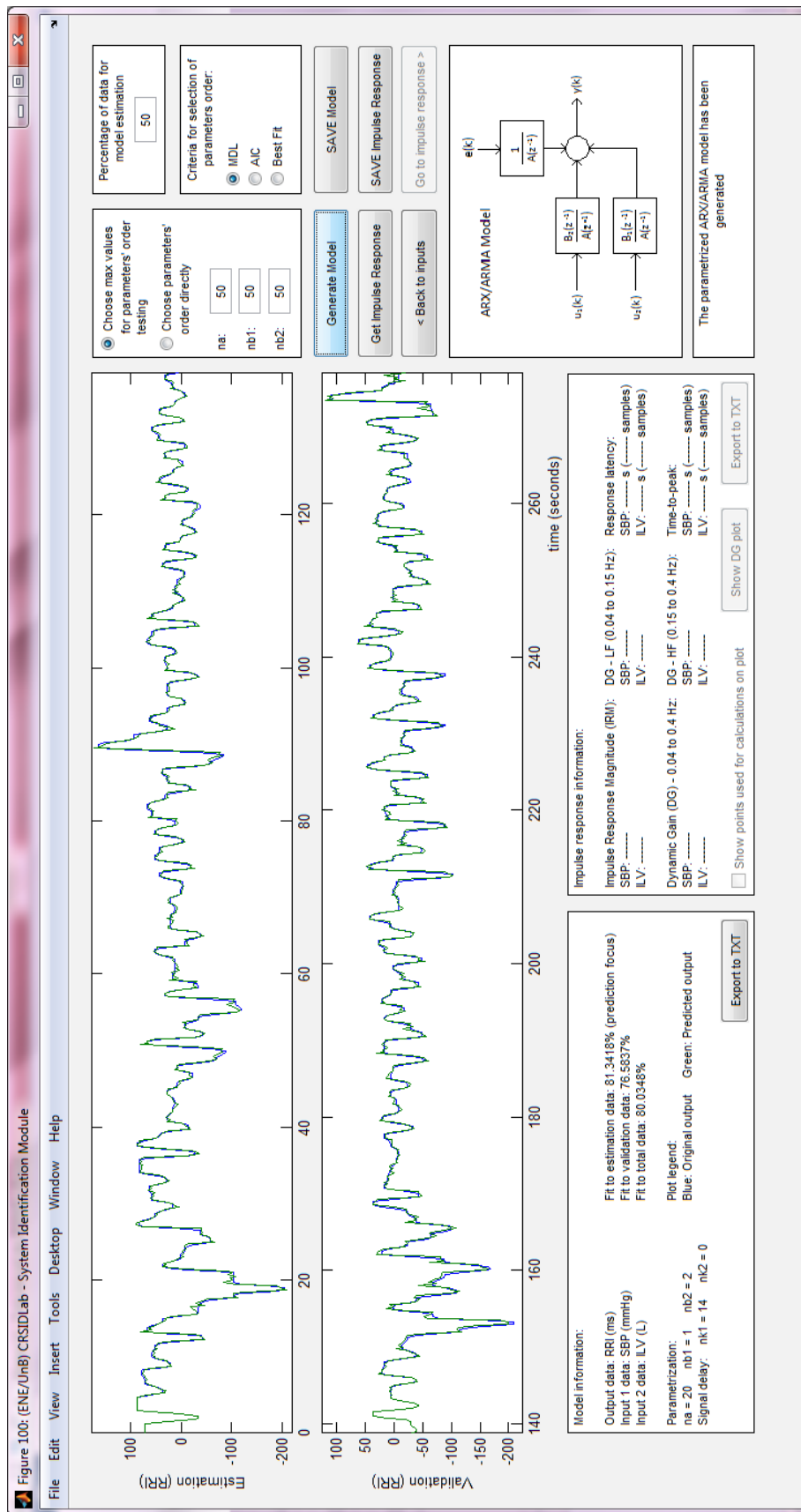
Capa do IDENT



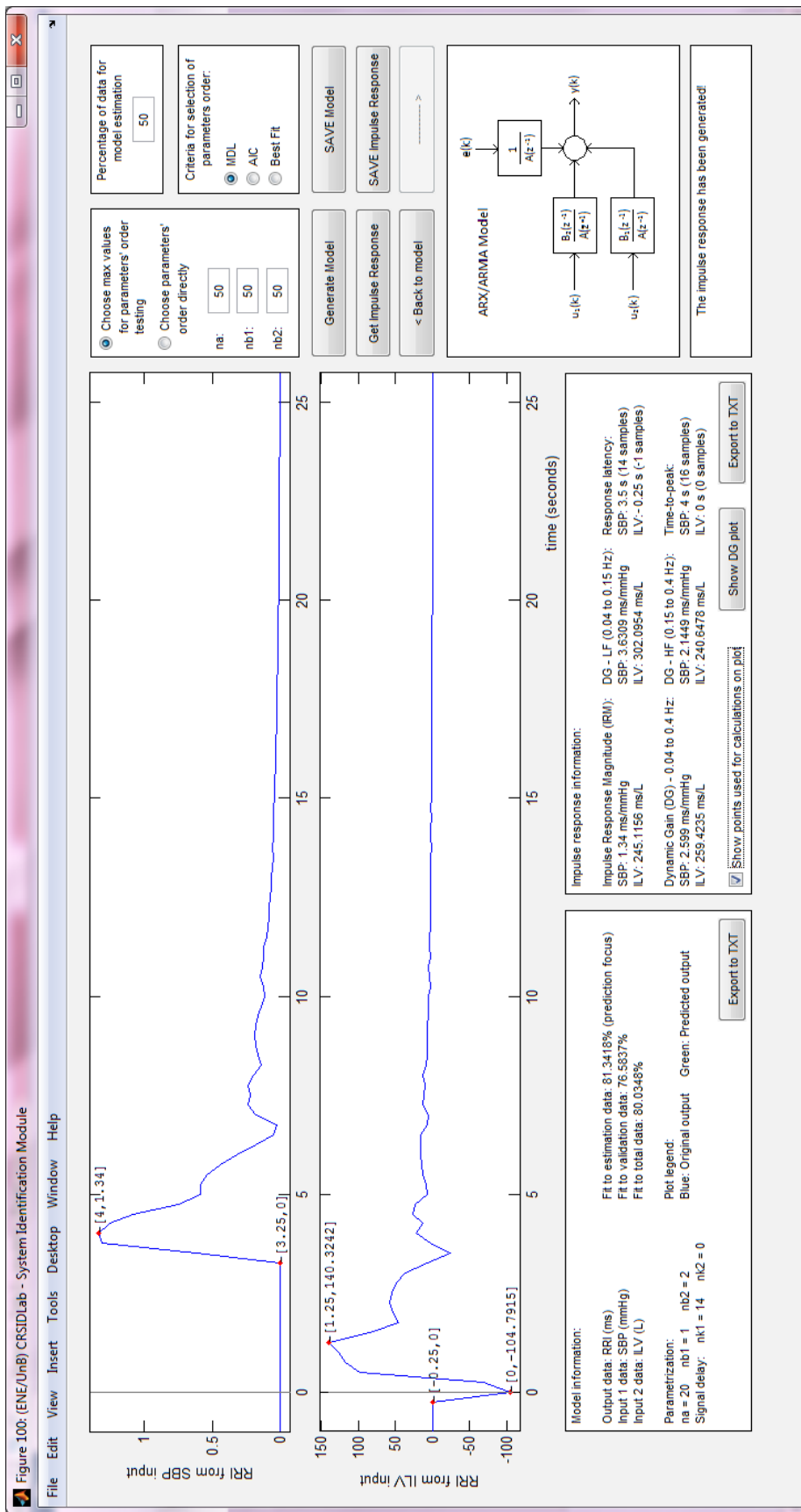
Tela inicial do IDENT



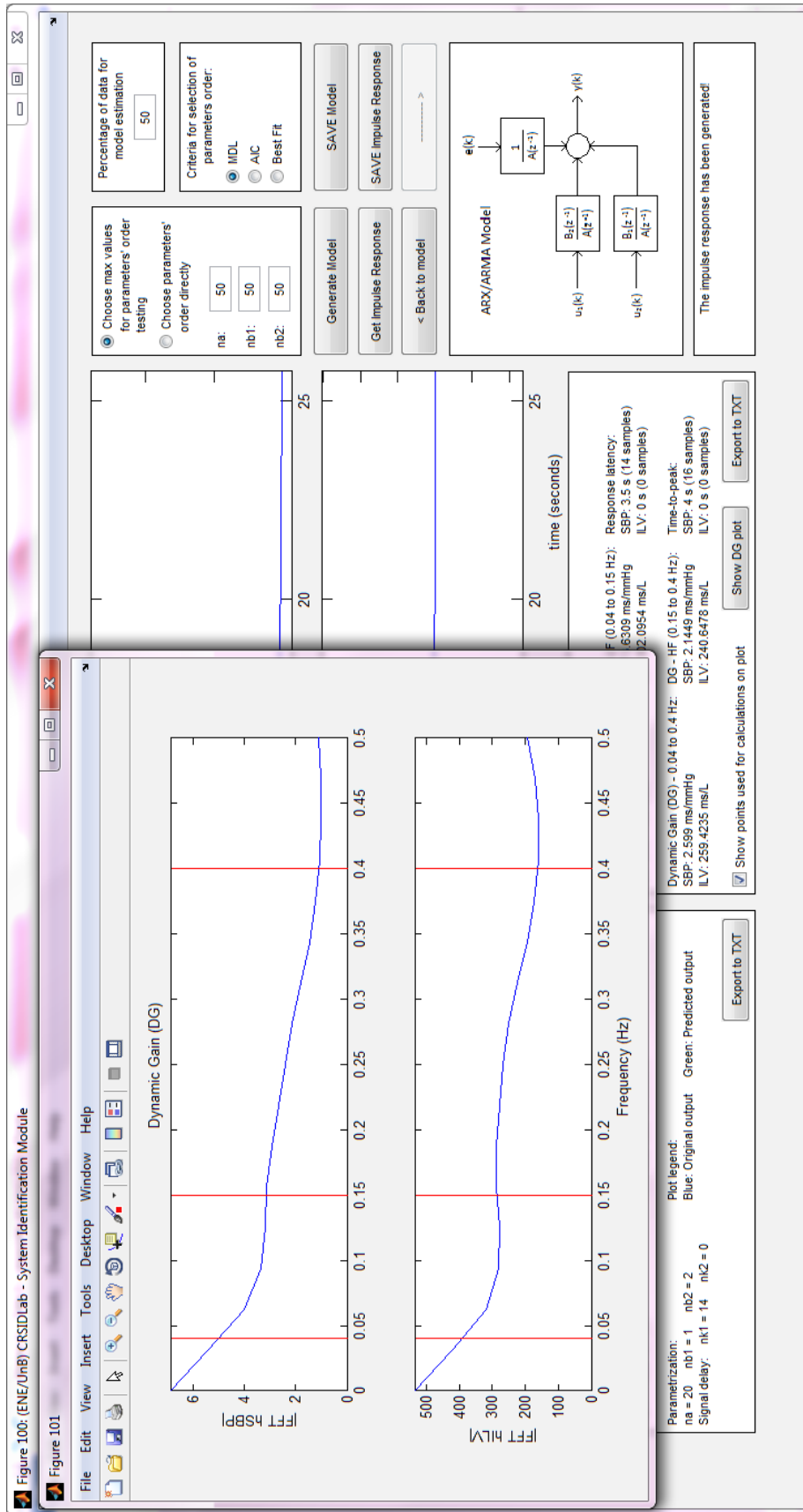
Escolha direta da ordem dos parâmetros



Segunda tela do IDENT: Modelo



Terceira tela do IDENT: Resposta ao impulso



Terceira tela do IDENT: Gráfico do Ganho Dinâmico