

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**FERRAMENTA PARA ANÁLISE TEMPO-
FREQUENCIAL DA VARIABILIDADE DA
FREQUÊNCIA CARDÍACA**

JOÃO LUIZ AZEVEDO DE CARVALHO

ORIENTADOR: ADSON FERREIRA DA ROCHA

CO-ORIENTADOR: LUIZ F. JUNQUEIRA JR.

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA**

PUBLICAÇÃO: 156/03

BRASÍLIA / DF: FEVEREIRO/2003

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**FERRAMENTA PARA ANÁLISE TEMPO-
FREQUENCIAL DA VARIABILIDADE DA
FREQUÊNCIA CARDÍACA**

JOÃO LUIZ AZEVEDO DE CARVALHO

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE.

APROVADA POR:

**ADSON FERREIRA DA ROCHA, PhD, ENE/UnB
(ORIENTADOR)**

**LUIZ FERNANDO JUNQUEIRA JR., Doutor, FMD/UnB
(CO-ORIENTADOR)**

**CINTHIA ÍTIKI, PhD, USP
(EXAMINADORA EXTERNA)**

**FRANCISCO ASSIS DE OLIVEIRA NASCIMENTO, Doutor, ENE/UnB
(EXAMINADOR INTERNO)**

DATA: BRASÍLIA/DF, 24 DE FEVEREIRO DE 2003.

FICHA CATALOGRÁFICA

CARVALHO, JOÃO LUIZ AZEVEDO DE
Ferramenta para Análise Tempo-Freqüencial da Variabilidade da Freqüência
Cardíaca [Distrito Federal] 2003.
xiv, 99 p., 297 mm (ENE/FT/UnB, Mestre, Engenharia Elétrica, 2003).

Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília. Faculdade de
Tecnologia. Departamento de Engenharia Elétrica.

- | | |
|---|------------------------------|
| 1. Variabilidade da Freqüência Cardíaca | 2. VFC |
| 3. HRV | 4. Análise Tempo-Freqüencial |
| 5. Modelo Auto-Regressivo | 6. Espectrograma |
| I. ENE/FT/UnB. | II. Título (Série) |

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

CARVALHO, J. L. A. (2003). Ferramenta para Análise Tempo-Freqüencial da Variabilidade da Freqüência Cardíaca. Dissertação de Mestrado, Publicação ENE.DM-156A/03, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília , Brasília , DF, 99 p.

CESSÃO DE DIREITOS

NOME DO AUTOR: João Luiz Azevedo de Carvalho

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: Ferramenta para Análise Tempo-Freqüencial da Variabilidade da Freqüência Cardíaca.

GRAU/ANO: Mestre/2003.

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta Dissertação de Mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta dissertação de mestrado pode ser reproduzida sem a autorização por escrito do autor.

João Luiz Azevedo de Carvalho
SQN 109 – Bloco K – Apt. 504
CEP 70752-110 – Brasília – DF - Brasil

Dedico este trabalho a meu orientador, o professor Adson Ferreira da Rocha, que sempre acreditou em mim, nunca me deixou parar, e sempre esteve disposto a me ajudar, não só nos assuntos acadêmicos, mas em tudo em que um amigo pode ajudar.

Dedico também a meus pais, Irineu e Raquel, que me ensinaram que a educação é nosso bem mais precioso, e que me deram todo o amor, carinho, atenção e condições necessárias para que eu pudesse chegar aonde cheguei.

AGRADEÇO

Ao Prof. Luiz Fernando Junqueira Jr., co-orientador deste trabalho, que especificou o sistema ECGLab, e também selecionou e forneceu os sinais de HRV utilizados nesta pesquisa.

À Profa. Cinthia Itiki, por toda a prestatividade e disposição para acompanhar este trabalho, desde o início.

Aos Profs. Francisco Assis do Nascimento e Lúcio Martins da Silva, pela capacidade de inspirar, e pela experiência transmitida.

Aos colegas de pós-graduação João Souza Neto e Otávio Sérgio de Araújo e Nogueira, pela constante e enriquecedora troca de idéias.

Aos colegas Bruno Oliveira Barbosa e Thales Henrique Dantas, por toda a ajuda com o circuito de aquisição.

A Vanessa Zago de Oliveira, pela compreensão e incentivo.

Aos amigos da graduação, pelas horas de distração.

Aos colegas do trabalho e de GPDS, pela amizade e troca de conhecimento.

À minha irmã Flávia, a todos os meus familiares e à família Garg, pelo apoio e carinho.

O presente trabalho foi realizado com o apoio do CNPq, uma entidade do Governo Brasileiro voltada ao desenvolvimento científico e tecnológico. Chamada Conjunta MCT/SEPIN-CNPq-FINEP 01/2002 - Programa de Apoio à Pesquisa, Desenvolvimento e Inovação em Tecnologia da Informação - PD&I-TI.

FERRAMENTA PARA ANÁLISE TEMPO-FREQÜENCIAL DA VARIABILIDADE DA FREQÜÊNCIA CARDÍACA

RESUMO

Este trabalho apresenta o desenvolvimento de uma ferramenta para análise tempo-freqüencial do sinal de variabilidade da freqüência cardíaca (*heart rate variability*, ou HRV). O trabalho mostra que o espectrograma auto-regressivo é uma boa opção para a análise tempo-freqüencial da HRV, apresentando índices muito próximos aos obtidos com o espectrograma de Fourier, e gráficos com melhor resolução espectral. É avaliada também a influência da ordem do modelo AR na estimativa dos índices tempo-freqüenciais, e uma configuração padrão para obtenção do espectrograma é proposta.

TOOL FOR TIME-FREQUENCY ANALYSIS OF HEART RATE VARIABILITY

ABSTRACT

This work presents the development of a tool for time-frequency analysis of heart rate variability (HRV). It is shown that the autoregressive spectrogram is a good choice for time-frequency analysis of HRV, as it provides indexes very similar to those obtained with the Fourier spectrogram and offers greater spectral resolution. The influence of the AR order on the estimative of time-frequency indexes is evaluated and a standard configuration for the AR spectrogram is proposed.

ÍNDICE

Capítulo	Página
1. INTRODUÇÃO	1
1.1 A VARIABILIDADE DA FREQUÊNCIA CARDÍACA	3
1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	5
2. OBTENÇÃO E ANÁLISE DO SINAL RR UTILIZANDO O ECGLAB	7
2.1 MÓDULO DE REDUÇÃO DE RUÍDO DO ECG: ECGFILT	7
2.2 MÓDULO DE DETECÇÃO AUTOMÁTICA DOS COMPLEXOS QRS: ECGLABRR	10
2.3 MÓDULO DE SELEÇÃO DOS INTERVALOS RR E OBTENÇÃO DO SINAL DE HRV: OUTLIERSRR	11
2.4 MÓDULO DE ANÁLISE TEMPORAL E ESTATÍSTICA: TEMPORALRR	14
2.5 MÓDULO DE ANÁLISE ESPECTRAL: ESPECTRALRR	16
2.6 MÓDULO DE ANÁLISE DO PLOT DE POINCARÉ: POINCARERR	20
2.7 MÓDULO DE ANÁLISE DA TENDÊNCIA SEQUENCIAL DE VARIAÇÃO DO INTERVALO RR: SEQUENCIALRR	22
2.8 CONCLUSÃO DO CAPÍTULO	23
3. TÉCNICAS PARA ANÁLISE TEMPO-FREQUENCIAL DO SINAL DE HRV	25
3.1 ESPECTROGRAMA DE FOURIER	26
3.2 ESPECTROGRAMA WAVELET: ESCALOGRAMA	32
3.3 ESPECTROGRAMA AUTO-REGRESSIVO	36
4. ESTUDO SOBRE A ORDEM DO MODELO AUTO-REGRESSIVO	42
4.1 CRITÉRIOS PARA DETERMINAÇÃO DA ORDEM ÓTIMA PARA O MODELO AR	42
4.2 AVALIAÇÃO DOS CRITÉRIOS APRESENTADOS	44
4.3 CÁLCULO DA ORDEM ÓTIMA SEGUNDO O CRITÉRIO BIC	49

5. EFEITO DA ORDEM DO MODELO AR NA ANÁLISE ESPECTRAL DA HRV	53
5.1 PROCEDIMENTO E RESULTADOS EXPERIMENTAIS	53
5.2 DEFINIÇÃO DOS PARÂMETROS DA ANÁLISE TEMPO-FREQÜENCIAL AUTO-REGRESSIVA	63
6. FERRAMENTA PARA ANÁLISE TEMPO-FREQÜENCIAL DA HRV	67
6.1 ANÁLISE TEMPO-FREQÜENCIAL DA HRV	67
6.2 MÓDULO DE ANÁLISE TEMPO-FREQÜENCIAL: ECGLAB – ATFAR	71
7. CONCLUSÕES	83
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	86
APÊNDICES	89
A. MANUAL DO MÓDULO ATFAR DO ECGLAB	89
A.1 SOBRE O ECGLAB - ATFAR	89
A.2 INICIANDO O MÓDULO ATFAR	89
A.3 AJUSTANDO OS GRÁFICOS PARA VISUALIZAÇÃO	90
A.4 DEFININDO PARÂMETROS PARA A ANÁLISE TEMPO-FREQÜENCIAL	91
A.5 DEFININDO A AMOSTRAGEM DO ESPECTROGRAMA	92
A.6 VISUALIZANDO OS ÍNDICES ESTATÍSTICOS	93
B. CÓDIGO FONTE DO MÓDULO ATFAR	94
B.1 CÁLCULO DO ESPECTROGRAMA	94
B.2 PLOTAGEM DOS GRÁFICOS	95
B.3 CÁLCULO DOS ÍNDICES ESTATÍSTICOS E MONTAGEM DA TABELA	97

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela	Página
4.1 Variação da ordem ótima BIC em função do comprimento da janela à taxa de 4 Hz.	47
4.2 Variação da ordem ótima BIC em função do comprimento da janela à taxa de 2 Hz.	48
4.3 Variação da ordem ótima BIC em função do comprimento da janela à taxa de 1 Hz.	48
4.4 Ordem ótima média e desvio padrão médio para sinais de 300 segundos/4 Hz, em função do tipo de janela (critério BIC).	52
4.5 Ordem ótima média e desvio padrão médio para sinais de 30 segundos/4 Hz, em função do tipo de janela (critério BIC).	52
4.6 Ordem ótima média e desvio padrão médio para sinais de 60 segundos/4 Hz, em função do tipo de janela (critério BIC).	52
5.1 Ordens calculadas para o sinal sintetizado e seus segmentos.	59
6.1 Comparação entre os índices tempo-freqüenciais obtidos com o espectrograma de Fourier e o espectrograma auto-regressivo.	78

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura	Página
1.1 Eventos no eletrocardiograma.	1
1.2 Coração humano.	4
2.1 Módulo de redução de ruído: ECGFilt.	8
2.2 Redução de ruído através da filtragem com o ECGFilt. (a) sinal original; (b) sinal após remoção do ruído de 60 Hz; (c) sinal após redução do ruído muscular.	8
2.3 Módulo de detecção automática dos complexos QRS: ECGLabRR.	9
2.4 Resultado do processo de filtragem do ECG.	11
2.5 Construção do Sinal RR.	12
2.6 Sinal RR obtido a partir das marcações das ondas R de um trecho do sinal '100.dat' da base de dados do MIT/BIH.	12
2.7 Módulo para reconhecimento de batimentos ectópicos e <i>outliers</i> estatísticos no sinal RR: OutliersRR.	14
2.8 Tela do módulo TemporalRR, para análise temporal e estatística do sinal RR.	15
2.9 Tela do módulo de análise espectral: EspectralRR.	17
2.10 Distorção nas altas frequências causada pela presença de batimentos ectópicos.	18
2.11 Tela do módulo PoincareRR, que implementa a análise do plot de Poincaré da série de intervalos RR.	21
2.12 Plots de Poincaré de um sinal RR de 30 minutos, com e sem batimentos ectópicos.	22
2.13 Tela do módulo para análise da tendência seqüencial de variação do intervalo RR: SequencialRR.	23
3.1 Funções de base da STFT.	27
3.2 Espectrograma de Fourier (janela de Hanning de 30 segundos) de um sinal formado por três senóides de frequências diferentes (0.10 Hz, 0.02 Hz e 0.20 Hz respectivamente) que se alternam no tempo.	28
3.3 Espectro de frequência dos modelos de janela mais utilizados.	29
3.4 Uma janela de comprimento menor fornece uma melhor resolução temporal, mas por ser mais larga no domínio da frequência, a resolução freqüencial é prejudicada.	30
3.5 Sinal RR de um indivíduo normal interpolado com <i>splines</i> cúbicas à taxa de 4 Hz (a) e espectrogramas de Fourier desse sinal usando janelas de Hanning de diferentes comprimentos: 16 segundos (b), 32 segundos (c) e 64 segundos (d).	31
3.6 Espectrograma da 3.5 (c) visto de outro ângulo.	32
3.7 A wavelet mãe (em cima) é comprimida de modo varrer as escalas mais altas.	33
3.8 Efeito da mudança de escala de uma wavelet em seu espectro de frequência.	34
3.9 Funções de base da CWT.	35
3.10 Escalograma de um sinal formado por três senóides de frequências diferentes (0.10 Hz, 0.02 Hz e 0.20 Hz respectivamente) que se alternam no tempo.	35

3.11 Escalograma (centro) de um sinal de HRV (topo). Para aproveitar melhor a boa resolução freqüencial nas baixas freqüências, alguns autores preferem a escala logarítmica (em baixo).	36
3.12 Espectro de potência de Fourier <i>vs.</i> espectro de potência calculado com modelagem auto-regressiva.	37
3.13 Comparação entre o espectrograma de Fourier (em cima) e espectrograma AR, calculado com ordens 12 (no centro) e 30 (em baixo).	39
3.14 Espectrogramas de Fourier (acima) e auto-regressivo (abaixo) calculados com janela de 16 segundos.	40
3.15 Espectrograma AR (ordem 2 e janela de Hanning de 30 segundos) de um sinal formado por três senóides de freqüências diferentes (0.10 Hz, 0.02 Hz e 0.20 Hz respectivamente) que se alternam no tempo.	40
3.16 Espectrogramas de um sinal RR simulado.	41
4.1 Resultado da estimação da ordem ótima para sinais de 5 minutos amostrados a 4 Hz.	45
4.2 Curvas características dos critérios FPE e BIC.	46
4.3 Resultado da estimação da ordem ótima para sinais de 100 segundos interpolados à taxa de 4 Hz.	47
4.4 Variação da ordem ótima BIC à taxa de 4 Hz, em função do comprimento da janela.	49
4.5 Variação da ordem ótima BIC à taxa de 2 Hz, em função do comprimento da janela.	49
4.6 Variação da ordem ótima BIC à taxa de 1 Hz, em função do comprimento da janela.	50
4.7 Variação da ordem ótima BIC em função da taxa de interpolação para diferentes comprimentos da janela de Hanning.	51
5.1 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 300 segundos, interpolados à taxa de 4 Hz.	54
5.2 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 60 segundos, interpolados à taxa de 4 Hz.	55
5.3 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 30 segundos, interpolados à taxa de 4 Hz.	56
5.4 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 15 segundos, interpolados à taxa de 4 Hz.	57
5.5 Sinal real de HRV, seu modelo AR, e sinal sintetizado obtido usando o modelo AR como filtro de síntese.	58
5.6 Resultados obtidos com os critérios BIC e MDL para sinais sintetizados de 300 segundos e 30 segundos.	59
5.7 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 300 segundos, interpolados à taxa de 2 Hz.	60
5.8 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 60 segundos, interpolados à taxa de 2 Hz.	60
5.9 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 30 segundos, interpolados à taxa de 2 Hz.	61
5.10 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 15 segundos, interpolados à taxa de 2 Hz.	61
5.11 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 300 segundos, interpolados à taxa de 1 Hz.	62
5.12 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 60 segundos, interpolados à taxa de 1 Hz.	62

5.13 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 30 segundos, interpolados à taxa de 1 Hz.	63
5.14 Espectrogramas obtidos com modelagem AR de ordem 12 e interpolação a 2 Hz, para janelas de Hanning de comprimento 60, 30 e 15 segundos (de cima para baixo).	65
5.15 Espectrogramas obtidos com amostragem a 2 Hz, ordem 12, e tipos diferentes de janelas, todas com comprimento de 30 segundos.	66
6.1 Variação da potência absoluta em cada banda ao longo do tempo.	68
6.2 Variação da potência relativa em cada banda ao longo do tempo, em relação à potência total.	69
6.3 Variação da razão LF/HF em função do tempo.	70
6.4 Interface gráfica do módulo atfAR do ECGLab, usado aqui para analisar o sinal RR de um indivíduo com hipertensão arterial.	72
6.5 Espectrograma de Fourier de um sinal RR com arritmias.	73
6.6 Outros gráficos disponíveis através da interface gráfica.	75
6.7 Índices tempo-freqüenciais obtidos para um indivíduo normal.	76
6.8 Índices tempo-freqüenciais obtidos para um indivíduo hipertenso.	76
6.9 Espectrograma auto-regressivo do sinal de HRV de um indivíduo chagásico.	77
6.10 Índices tempo-freqüenciais obtidos para um indivíduo chagásico.	77
6.11 Espectrograma e variação da razão LF/HF, obtidos com a transformada de Fourier (indivíduo normal).	79
6.12 Espectrograma e variação da razão LF/HF, obtidos com o modelo auto-regressivo (indivíduo normal).	79
6.13 Espectrograma e variação da razão LF/HF, obtidos com a transformada de Fourier (indivíduo hipertenso).	80
6.14 Espectrograma e variação da razão LF/HF, obtidos com o modelo auto-regressivo (indivíduo hipertenso).	80
6.15 Espectrograma e variação da razão LF/HF, obtidos com a transformada de Fourier (indivíduo chagásico).	81
6.16 Espectrograma e variação da razão LF/HF, obtidos com o modelo auto-regressivo (indivíduo chagásico).	81
A.1 Comandos para iniciar o ECGLab – atfAR.	89
A.2 Tela de análise tempo-freqüencial do sinal RR.	90
A.3 Utilizando a interface para visualizar detalhes dos gráficos.	91
A.4 Tela de visualização dos índices tempo-freqüenciais.	93

SÍMBOLOS, SIGLAS E ABREVIACÕES UTILIZADAS

A/D	Conversor analógico-digital.
AIC	Crítério de informação de Akaike (<i>Akaike information criterion</i>).
AR	Modelo auto-regressivo.
ASCII	Código usado para gravar arquivos de texto no computador (<i>American Standard Code for Information Interchange</i>).
atfAR	Módulo de análise tempo-freqüencial do ECGLab (Análise Tempo-Freqüencial Auto-Regressiva)
BIC	Crítério de informação bayesiano (<i>bayesian information criterion</i>).
b.p.m.	Batimentos por minuto.
CAT	Crítério da função de transferência auto-regressiva (<i>criterion auto-regressive transfer function</i>).
CWT	Transformada Wavelet Contínua (<i>Continuous Wavelet Transform</i>).
DFT	Transformada Discreta de Fourier (<i>Discrete Fourier Transform</i>).
Dj	Intervalo interquartil
DOG	Derivada da Gaussiana (<i>Derivative of Gaussian</i>).
ECG	Sinal de eletrocardiograma.
ECGLab	Sistema para análise da variabilidade da freqüência cardíaca.
FFT	Transformada Rápida de Fourier (<i>Fast Fourier Transform</i>).
FPE	Crítério do erro de predição final (<i>final prediction error</i>).
HF	Alta freqüência (<i>high frequency</i>).
HP	Período cardíaco (<i>heart period</i>).
HR	Freqüência cardíaca (<i>heart rate</i>).
HRV	Variabilidade da freqüência cardíaca (<i>heart rate variability</i>).
J1	Primeiro quartil
J3	Terceiro quartil
LF	Baixa freqüência (<i>low frequency</i>).
Matlab	Ambiente para processamento de sinais e cálculos com matrizes.
MDL	Crítério do comprimento mínimo de descrição (<i>minimum description length</i>).
ms	Milissegundos.
P	Onda P do eletrocardiograma, referente à despolarização dos átrios.
pNN50	Porcentagem de intervalos normais consecutivos cuja diferença entre si excede 50 milissegundos.
pts/PSD	amostragem do espectro de potência (pontos por <i>Power Spectrum Density</i>).
Q	Onda Q do eletrocardiograma.
QRS	Combinação das ondas Q, R e S do eletrocardiograma, referente à despolarização dos ventrículos.
R	Onda R do eletrocardiograma.
rMSSD	Raiz da média quadrática do desvio padrão (<i>Root Mean Square of Standard Deviation</i>).
RR	Intervalo entre duas ondas R consecutivas.
S	Onda S do eletrocardiograma.
SD1	Desvio vertical.
SD2	Desvio longitudinal.
STFT	Transformada de Fourier de Curto-Termo (<i>Short-Time Fourier Transform</i>).
T	Onda T do eletrocardiograma, referente à repolarização dos ventrículos.
U	Onda U do eletrocardiograma.
VLF	Freqüência muito baixa (<i>very low frequency</i>).

1. INTRODUÇÃO

Este trabalho apresenta o desenvolvimento de uma ferramenta para análise tempo-freqüencial do sinal de variabilidade da freqüência cardíaca (*heart rate variability*, ou HRV). Essa ferramenta foi desenvolvida utilizando modelagem auto-regressiva (ou AR) variante no tempo, e também o espectrograma de Fourier, e foi incorporada ao sistema ECGLab [1] [2]. Este teve sua primeira versão desenvolvida como trabalho de Iniciação Científica e apresentada como projeto final de curso do autor [3], e foi aperfeiçoado no período de elaboração da presente tese.

A análise de sinais de HRV é importante quando se estuda o sistema nervoso autônomo, pois permite avaliar o equilíbrio entre as influências simpática e parassimpática no ritmo cardíaco. O ramo simpático do sistema nervoso aumenta a freqüência cardíaca, implicando em intervalos mais curtos entre batimentos. Por sua vez, o ramo parassimpático desacelera o ritmo cardíaco, resultando em intervalos maiores entre os batimentos. Assim, a variabilidade da freqüência cardíaca pode ser medida com base nos intervalos entre batimentos, os quais são mais facilmente calculados como sendo os períodos entre ondas R consecutivas, ou intervalos RR. A Fig. 1.1 apresenta um sinal eletrocardiográfico (ECG) típico, destacando as ondas P, Q, R, S, T e U, e o intervalo RR.

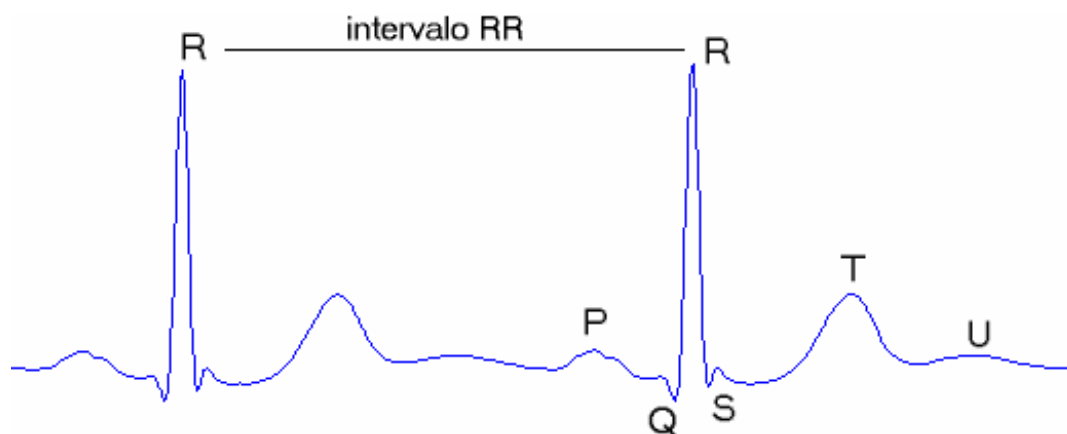


Fig. 1.1 Eventos no eletrocardiograma. A onda P corresponde à despolarização dos átrios. O complexo QRS resulta da soma das ondas de despolarização dos dois ventrículos, que se cancelam, mas que não são sincronizadas, gerando uma onda de grande amplitude. A onda T, por sua vez, corresponde à repolarização dos ventrículos. A repolarização dos átrios não é visível no ECG, pois é sobreposta pelo complexo QRS [4].

O ECGLab foi desenvolvido em módulos, que são executados em ambiente Matlab 5. Cada módulo implementa passos diferentes da construção e análise do sinal de HRV. O primeiro

módulo a ser executado pode ser o de filtragem de ECG, o qual é capaz de remover ruído de 60 Hz, ruído muscular e oscilação da linha de base. A seguir, pode-se utilizar o módulo de detecção dos complexos QRS, que permite ao usuário inspecionar o ECG e corrigir erros no processo de detecção automática, e também identificar batimentos ectópicos, os quais poderão ser removidos mais tarde. Finalmente, podem ser executados os módulos de análise de HRV, que podem ser usados tanto com os sinais de HRV obtidos com o ECGLab, quanto com séries de intervalos RR digitadas em arquivos ASCII.

Na primeira versão do ECGLab, quatro módulos de análise foram implementados: análise estatística e temporal, análise espectral, análise do *plot* de Poincaré, e análise da tendência seqüencial de variação do intervalo RR. Esses módulos foram desenvolvidos para avaliar o equilíbrio global entre as influências simpática e parassimpática no sinal RR. Normalmente são utilizados sinais de curta duração (aproximadamente 5 minutos) a fim de obter uma estimativa deste equilíbrio em um determinado período de avaliação.

Para mensurar como este equilíbrio se altera na ocorrência de estímulos apresentados ao sujeito ao longo do teste, é necessário dividir a série de intervalos RR em séries menores, cada uma representando um estado do paciente (deitado, em pé, andando, correndo, fazendo esforço mental, por exemplo). Assim, é preciso analisar cada série separadamente, e a seguir comparar os resultados obtidos, a fim de conseguir informações sobre as respostas aos estímulos aos quais foi submetido o sujeito.

Para facilitar esse tipo de estudo, foi desenvolvido um novo módulo, capaz de mostrar como as influências simpática e parassimpática variam ao longo do tempo. Utilizando modelagem AR variante no tempo, esta ferramenta se apresenta como uma boa alternativa ao espectrograma de Fourier (baseado na STFT, e também incorporado à ferramenta) e ao escalograma (baseado em transformadas wavelets). A representação gráfica obtida com o espectrograma AR é quase sempre mais clara, nítida e objetiva que a obtida com o espectrograma de Fourier e com o escalograma wavelet, tornando imediata a observação das componentes simpática e/ou parassimpática, quando presentes.

Para melhor implementar este sistema, julgou-se importante definir os parâmetros a serem utilizados para o cálculo do espectrograma AR. A escolha das ordens ótimas a serem recomendadas foi feita com base em critérios para determinação da ordem de modelos AR, e também com base em sua influência nos índices espectrais, e os testes foram realizados para diferentes taxas de interpolação do sinal RR. O efeito do tipo e comprimento da janela escolhida foi discutido, e uma boa solução foi apresentada.

1.1 A VARIABILIDADE DA FREQUÊNCIA CARDÍACA

A análise da variabilidade da frequência cardíaca é uma técnica não invasiva de avaliação do equilíbrio relativo entre as influências simpática e parassimpática no ritmo cardíaco. Com essa técnica, é possível diagnosticar deficiências no controle do sistema nervoso autônomo sobre várias funções do organismo. É possível também, a partir da análise da HRV, avaliar as condições de um paciente do ponto de vista de estresse psicológico, por exemplo. A análise da HRV pode ser usada também para medir o grau de maturidade em fetos ou para entender e detectar patologias ligadas ao sistema nervoso central.

A frequência cardíaca é, a grosso modo, a velocidade na qual o coração pulsa. Quando se está relaxado, o coração pulsa mais lentamente. Porém, quando uma pessoa sofre um estímulo emocional (um susto, por exemplo), ou começa a realizar uma atividade que requer mais energia (uma rápida corrida para pegar o ônibus, por exemplo), o organismo se ajusta à sua nova realidade de modo a corrigir deficiências metabólicas que possam surgir, ou a poder oferecer recursos para uma reação à nova situação. Assim, a respiração fica mais forte, e a frequência cardíaca mais rápida. Quando o susto passa ou a corrida acaba, o organismo volta a relaxar, e a respiração e o ritmo cardíaco diminuem. Quem controla essa variação na respiração e na frequência cardíaca, entre outras coisas, é o sistema nervoso autônomo. Nesse exemplo, o sistema nervoso simpático atua aumentando o ritmo cardíaco e respiratório, e o sistema nervoso parassimpático atua no sentido contrário, diminuindo esses ritmos.

No caso da frequência cardíaca, os ramos simpático e parassimpático controlam o ritmo dos batimentos do coração atuando diretamente no nódulo sinoatrial, que é o nosso marca-passo natural. A Fig. 1.2 ilustra o coração humano, indicando algumas de suas regiões mais importantes.

As células do miocárdio se contraem periodicamente por natureza, mesmo que isoladas umas das outras, em uma solução nutritiva. Algumas se contraem mais rapidamente, outras mais lentamente. Mas quando juntas, todas as células batem no mesmo ritmo, sempre na velocidade da mais rápida. No nódulo sinoatrial estão encontradas as células mais rápidas do miocárdio, por isso é ele que determina a frequência cardíaca [4].

Quando as células do nódulo sinoatrial se contraem, o impulso elétrico da despolarização é conduzido de uma célula para outra, fazendo com que cada uma se contraia. Assim, o átrio direito é o primeiro a se contrair, seguido pelo átrio esquerdo. Dessa forma, o sangue contido nos átrios é bombeado para os ventrículos. A seguir, a onda de despolarização é conduzida rapidamente para os ventrículos através do feixe de His, e esses se contraem também. Ao mesmo tempo em que as células do ventrículo se despolarizam, as células dos átrios estão se

repolarizando e estes voltam a relaxar. A seguir, o mesmo acontece com os ventrículos, e o coração permanece relaxado até que as células do nódulo sinoatrial voltem a se despolarizar [4].

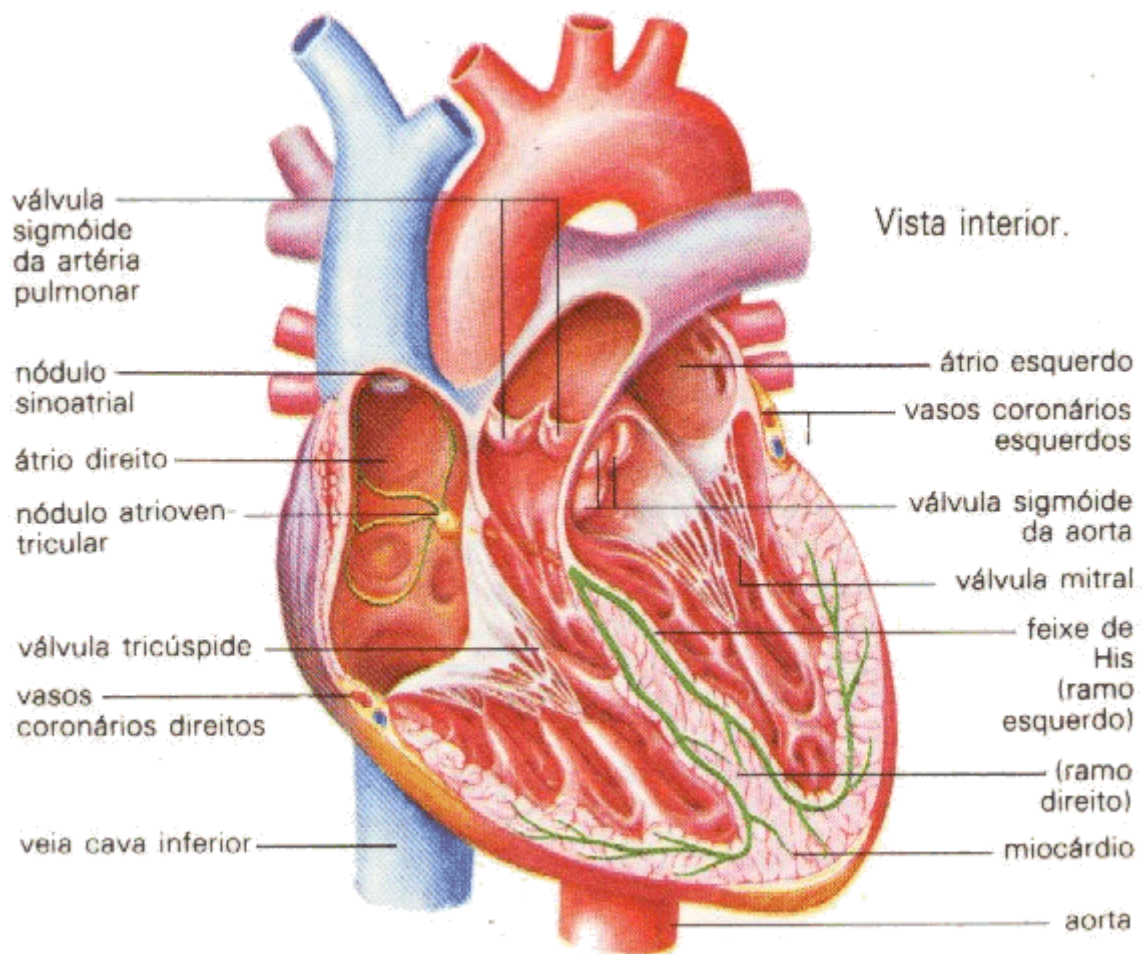


Fig. 1.2 Coração humano. O sistema nervoso controla a freqüência cardíaca atuando diretamente no nódulo sinoatrial, que é o nosso marca-passo natural. [5]

Pode acontecer de uma célula que não faz parte do nódulo sinoatrial se despolarizar antes das outras. Nesse caso acontece um batimento ectópico, o qual se trata de uma arritmia ou extrasístole. Contudo, normalmente o ritmo cardíaco é determinado pelo nódulo sinoatrial. Por isso, por meio de sistemas de controle que atuam no nódulo sinoatrial, o sistema nervoso autônomo é capaz de controlar a freqüência cardíaca. Portanto, estudando a variabilidade da freqüência cardíaca, pode-se avaliar a atuação do sistema nervoso [6].

O sinal de eletrocardiograma (ou ECG) apresenta uma forma de onda que é o resultado da soma dos campos elétricos gerados durante a despolarização e repolarização das células do miocárdio, durante os batimentos cardíacos. Dessa forma, é possível observar no ECG o instante no tempo em que se inicia cada contração do coração, assim como o término do relaxamento.

Assim, o sinal de HRV pode ser obtido diretamente do sinal de ECG, que por sua vez é adquirido facilmente por meio de sensores externos colocados em pontos específicos do corpo do paciente ou sujeito.

É baseando-se na informação sobre os instantes das contrações cardíacas que se constrói o sinal RR, que é o sinal de HRV que descreve o intervalo entre batimentos cardíacos consecutivos ao longo do tempo. Como é o sistema nervoso autônomo que controla a frequência cardíaca, é possível obter, a partir da análise da variação dos intervalos entre os batimentos, um indicador sobre a atuação dos ramos simpático e parassimpático do sistema nervoso sobre o nódulo sinoatrial. Dessa forma, pode-se diagnosticar patologias no sistema nervoso, mesmo que estas estejam relacionadas a outros órgãos do corpo humano.

Como a onda P indica o início da contração cardíaca, pode-se acreditar que seria melhor utilizar os intervalos PP, ao invés dos intervalos RR, para o estudo da HRV. Mas, a onda P é de baixa amplitude, sendo muitas vezes difícil de distinguir no ECG. Já o complexo QRS, por sua vez, quase sempre tem grande amplitude, além de uma característica espectral peculiar, sendo fácil de ser isolado através da filtragem do ECG. Assim, para o estudo da variabilidade da frequência cardíaca, é mais prático se usar os intervalos RR como representação do período decorrido entre dois batimentos do coração. Porém, convém colocar que o intervalo PR pode variar um pouco de batimento para batimento, fazendo que o sinal RR não seja uma medida ideal para o fenômeno. Mas, dada a imprecisão com que a marcação da onda P é normalmente feita, normalmente não se usa o sinal PP, mas sim o sinal RR.

O capítulo seguinte mostra como a ferramenta ECGLab é capaz de construir o sinal RR e utilizá-lo para mensurar as influências simpática e parassimpática na variabilidade da frequência cardíaca, através de análises desse sinal nos domínios do tempo e da frequência.

1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho está dividido em 7 capítulos, que serão descritos a seguir.

O capítulo 1 é esta introdução, que apresenta o trabalho e discute brevemente o problema da análise tempo-freqüencial. A seguir, são fornecidos alguns fundamentos básicos sobre a fisiologia do coração e a natureza do controle do sistema nervoso autônomo sobre a frequência cardíaca, explicando o que é a HRV e os objetivos de sua análise.

O capítulo 2 apresenta a ferramenta ECGLab, desenvolvida para análise temporal e espectral do sinal de HRV. A ferramenta constrói o sinal RR a partir do eletrocardiograma e fornece gráficos e índices estatísticos, temporais e espectrais para estudo.

O capítulo 3 discute a análise tempo-freqüencial, explicando os fundamentos das ferramentas mais populares (espectrograma de Fourier e escalograma), e as comparando à solução proposta, o espectrograma auto-regressivo.

O capítulo 4 introduz e compara critérios para o cálculo da ordem ótima para modelagem auto-regressiva. O critério considerado mais adequado é utilizado para analisar como a ordem ótima para a HRV varia com os parâmetros da análise (taxa de interpolação, tipo e comprimento de janela).

O capítulo 5, por sua vez, repete os testes do capítulo anterior, mas desta vez analisando o efeito desses parâmetros no cálculo dos índices espectrais. Com base nos resultados obtidos, os parâmetros do escalograma auto-regressivo (AR) são definidos.

Uma vez definidos esses parâmetros, o capítulo 6 apresenta o módulo de análise tempo-freqüencial da HRV, implementado como parte do ECGLab, e que implementa o espectrograma AR e o de Fourier. Gráficos e índices tempo-freqüenciais serão introduzidos também neste capítulo.

O capítulo 7 conclui o trabalho, resumindo o que foi discutido na tese, comparando os índices e gráficos obtidos com o escalograma autoregressivo e de Fourier, e apresentando propostas para continuação do trabalho.

Após a conclusão, seguem as referências bibliográficas, que indicam os livros, artigos e teses referenciados ao longo do texto.

Nos apêndices, encontram-se o manual de instruções e o código fonte do novo módulo, o qual possibilitará que pesquisadores e alunos utilizem e modifiquem a nova ferramenta.

2. OBTENÇÃO E ANÁLISE DO SINAL RR UTILIZANDO O ECGLAB

Este capítulo apresenta a ferramenta ECGLab, que foi desenvolvida em parceria com os professores Dr. Luiz Fernando Junqueira Jr. e Dr. Paulo César de Jesus, do Laboratório Cardiovascular da Faculdade de Medicina da Universidade de Brasília, como projeto de PIBIC (Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica) do CNPq.

O objetivo deste capítulo é, além de descrever o sistema ECGLab, mostrar como o sinal RR é construído, e introduzir as técnicas clássicas de análise desse sinal nos domínios do tempo e da frequência.

Serão apresentados os módulos do ECGLab que implementam as etapas da construção do sinal RR – redução de ruído do ECG, detecção dos complexos QRS e marcação de batimentos ectópicos - e serão apresentados os seguintes módulos de análise: análise estatística e temporal, análise espectral, análise do *plot* de Poincaré, e análise da tendência sequencial de variação do intervalo RR.

2.1 MÓDULO DE REDUÇÃO DE RUÍDO DO ECG: ECGFILT

O sinal de eletrocardiograma (ECG) é um sinal elétrico gerado pela despolarização e repolarização das células do miocárdio. Por ser de baixíssima amplitude (da ordem de 1 mVpp), ao ser adquirido, por meio de sensores, esse sinal em geral sofre muita interferência devido ao campo elétrico resultante da oscilação de 60 Hz da rede elétrica. Além disso, o sinal pode ser afetado pelo ruído muscular, que tem espectro espalhado, e aparece principalmente se o paciente não estiver deitado e em repouso, além de ruídos de diversas outras naturezas, como, por exemplo, o ruído de quantização do conversor A/D (branco e uniforme) e o ruído térmico do circuito eletrônico de aquisição (branco e gaussiano). Outra distorção presente no ECG é a oscilação da linha de base, com características de baixa frequência, causada pelo potencial de meia-célula dos sensores utilizados no paciente.

Existem diversas técnicas em processamento digital de sinais para se remover o ruído presente no sinal. O módulo de redução de ruído do ECGLab implementa uma das técnicas mais simples, a filtragem. O software apresenta três modelos de filtros para isso: um filtro passa-altas, para remoção da oscilação da linha de base, um filtro passa-baixas, para remoção do ruído muscular, e um filtro *notch*, para remoção do ruído de 60 Hz. Esses filtros podem ser ajustados de

acordo com as necessidades de cada sinal, através de uma interface simples (apresentada na Fig. 2.1), que não requer que o usuário entenda o processo de filtragem.

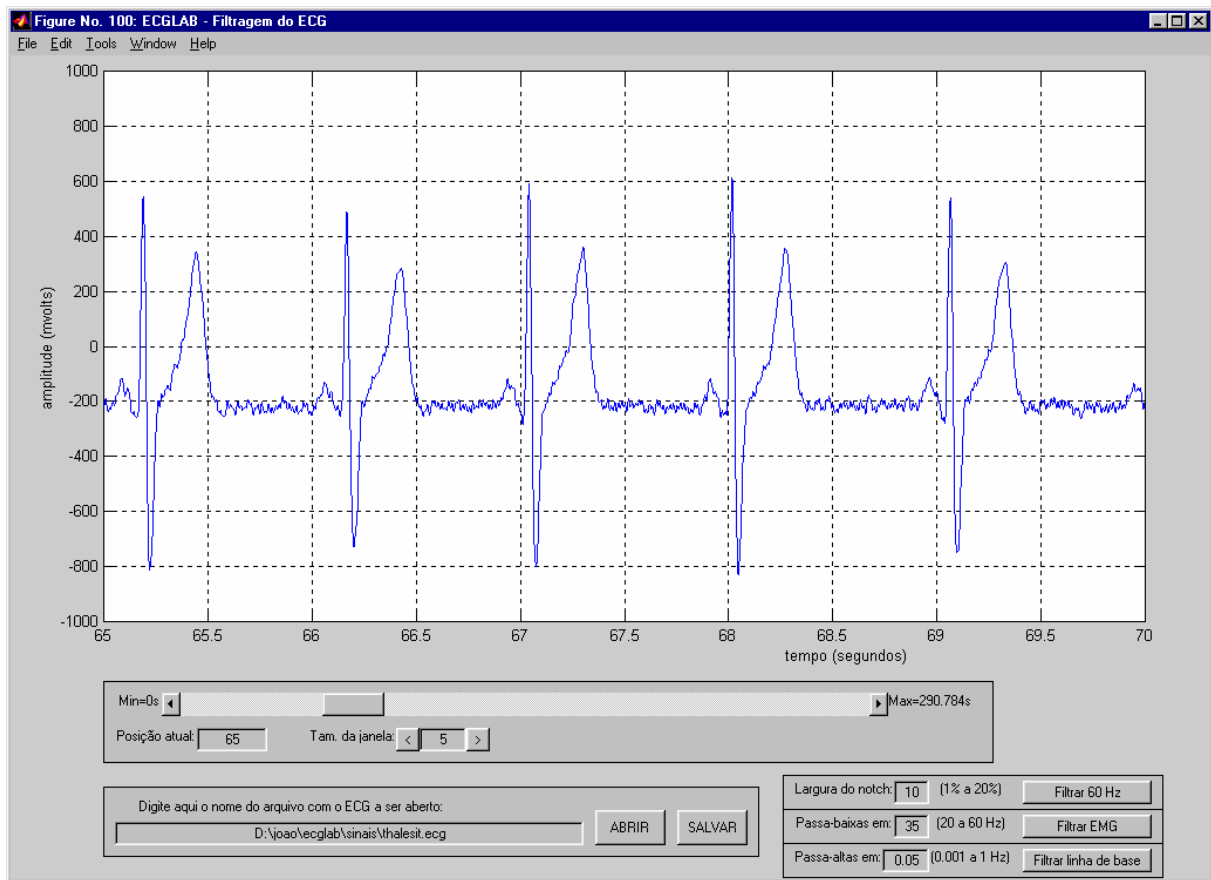


Fig. 2.1 Módulo de redução de ruído: ECGFilt.

O processo de filtragem é simples, mas em geral eficiente. A Fig. 2.2 mostra o resultado de uma redução de ruído realizada no ECGLab. O sinal na saída dos filtros não está 100% livre do ruído, mas a melhora é significativa.

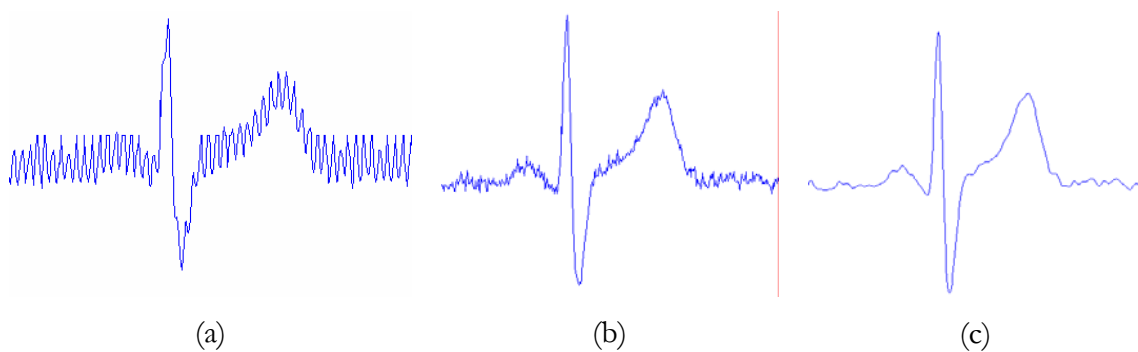


Fig. 2.2 Redução de ruído através da filtragem com o ECGFilt. (a) sinal original; (b) sinal após remoção do ruído de 60 Hz; (c) sinal após redução do ruído muscular.

2.2 MÓDULO DE DETECÇÃO AUTOMÁTICA DOS COMPLEXOS QRS: ECGLABRR

No ECGLab, a marcação das ondas R no ECG é feita automaticamente através de um algoritmo que localiza o complexo QRS e a seguir busca o seu pico, que geralmente corresponde à onda R. Se a marcação automática não estiver 100% correta, pode-se percorrer o sinal e corrigí-la com o mouse. Sem esse sistema, esse processo era feito manualmente pelos professores do Laboratório Cardiovascular, medindo-se os intervalos RR no papel com uma régua, e digitando os valores no computador. Daí a importância do sistema de detecção automática, que é ilustrado na Fig. 2.3.

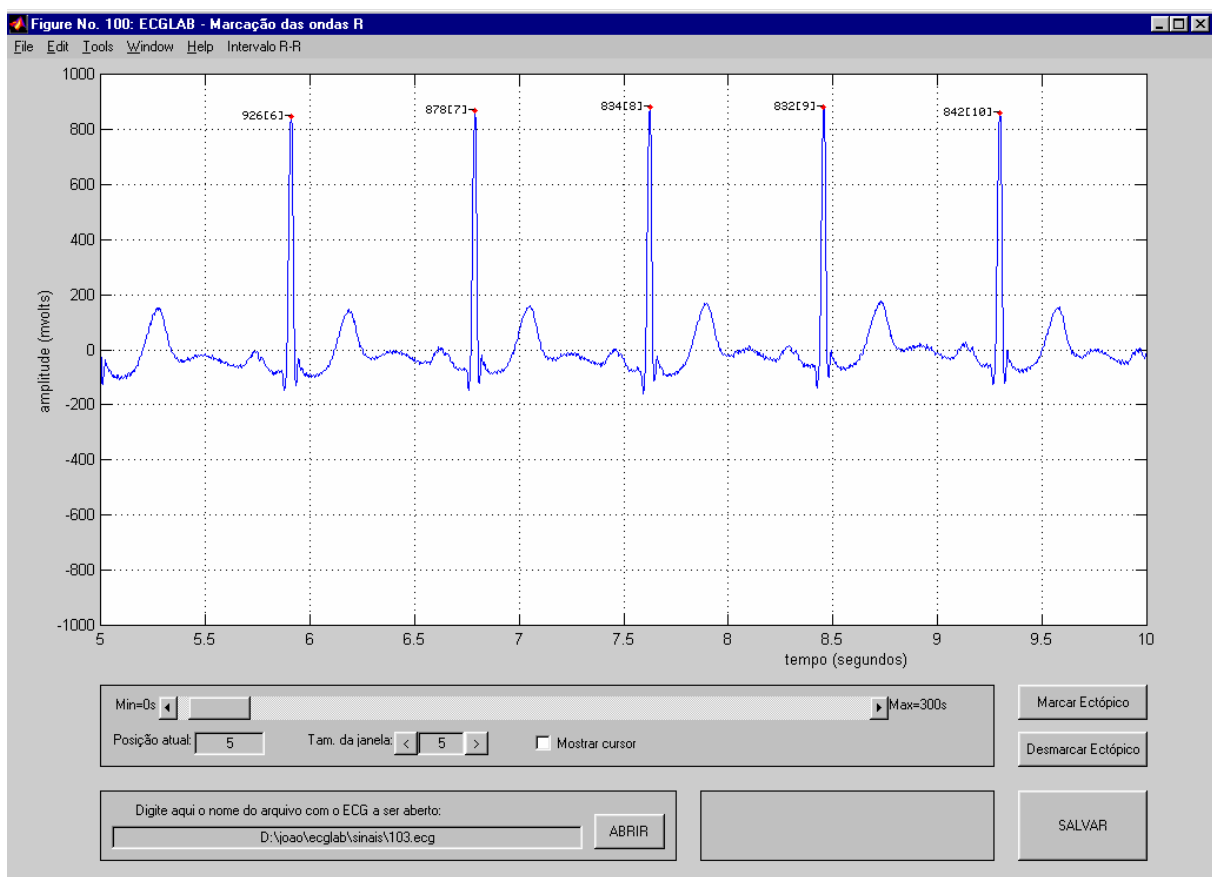


Fig. 2.3 Módulo de detecção automática dos complexos QRS: ECGLabRR.

O complexo QRS tem a maior parte de sua energia concentrada na faixa de 5 a 15 Hz. Porém, têm-se que a máxima relação sinal-ruído é obtida em 17 Hz, tomando-se como sinal apenas o complexo QRS, e como ruído todo o resto (outras ondas do ECG, sinal elétrico muscular, entre outros). Isso acontece porque na faixa de 5 a 15 Hz há muita interferência de outras ondas do coração e de outros sinais que aparecem no ECG. Assim, uma das técnicas mais

populares para se isolar o complexo QRS é filtrar o ECG com um filtro passa-faixa centrado em 17 Hz [7].

Uma vez isolado o complexo QRS com a filtragem em 17 Hz, pode-se separar ainda mais a onda R no sinal através do cálculo da derivada do sinal filtrado. Assim, o complexo QRS, que tem inclinação muito maior que as outras ondas, vai aparecer ainda mais destacado. Porém, usando somente a derivada, que na verdade se comporta como um passa-altas, está se amplificando também o ruído de alta frequência. Por isso, recomenda-se cascatear o filtro diferenciador com um filtro passa-baixas com frequência de corte em torno dos 30 Hz.

Para que se possa usar um detector de limiar, é necessário aplicar a operação módulo no sinal obtido na saída do diferenciador. Mas, a fim de enriquecer ainda mais as ondas de grande amplitude em comparação com as de baixa amplitude, o sinal é elevado ao quadrado.

Pode-se pensar que poderia ser aplicado um detector de limiar direto ao ECG, sem necessidade de filtragem, já que o complexo QRS tem amplitude maior que as demais ondas. Mas o fato é que nem sempre isso é verdade. Algumas vezes a onda R aparece invertida. Outras vezes, a onda T aparece muito alta, com amplitude ainda maior que a do complexo QRS. Além disso, a linha de base do ECG varia muito, sendo necessário eliminar também essa componente de baixa frequência. Com a filtragem, esses problemas são contornados, já que todos esses sinais são eliminados, restando apenas o complexo QRS, que é o objeto de análise.

Porém, antes de se aplicar o detector de limiar, é necessário antes filtrar o sinal elevado ao quadrado com um filtro tipo média móvel. Assim, estará sendo estimada a energia da componente de 17 Hz em cada trecho do sinal. O número de pontos da janela móvel deve ser escolhido com cuidado, pois se este for muito grande, a janela pode agrupar dois complexos QRS no mesmo pulso. Por outro lado, se a janela for muito pequena, pode acontecer de haver mais de um pulso para o mesmo complexo QRS. Por isso, uma janela adequada para esta operação deve ter em torno de 150 ms de comprimento, o que corresponde a 75 amostras para uma taxa de amostragem de 500 Hz.

O resultado desse processo é um pulso largo de energia sempre que um provável batimento cardíaco aparece no ECG. Na Fig. 2.4, é possível notar que esses pulsos acontecem bem depois do complexo QRS. Isso acontece devido ao atraso nos filtros digitais e pode ser facilmente corrigido. Essa seqüência de pulsos será submetida a um detector de limiar – com um limiar variável que vai se adaptando às amplitudes dos pulsos de energia encontrados no sinal - a fim de obter uma estimativa sobre a posição de cada batimento cardíaco.

Essa estimativa será usada para uma busca fina nas proximidades de cada disparo, a fim de determinar o ponto exato do pico da onda R. Mas antes, recomenda-se ajustar essa estimativa, compensando o atraso dos filtros digitais.

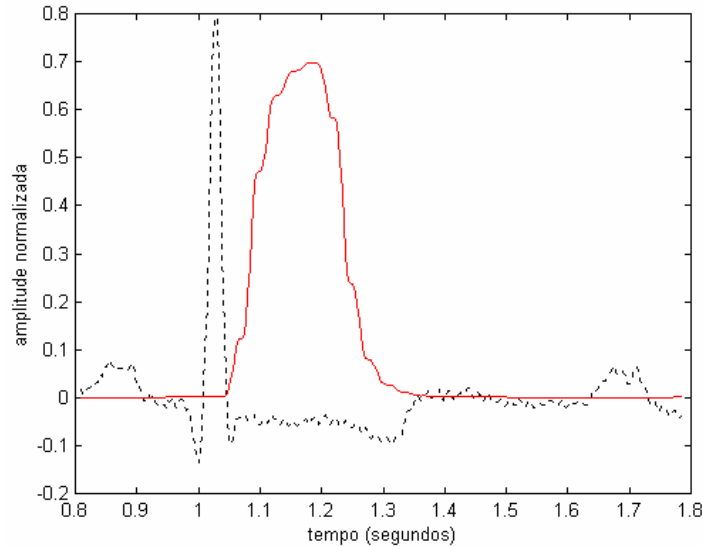


Fig. 2.4 Resultado do processo de filtragem do ECG.

2.3 MÓDULO DE SELEÇÃO DOS INTERVALOS RR E OBTENÇÃO DO SINAL DE HRV: OUTLIERSRR

A partir da marcação das ondas R, o gráfico do sinal RR é facilmente construído plotando-se a duração de cada intervalo RR em função da posição no tempo da onda R que conclui o intervalo. Portanto, a amplitude de cada amostra deve ser igual ao intervalo de tempo até a amostra anterior, em milésimos de segundo, já que essa amplitude é exatamente o valor desse intervalo. Essa afirmação deve ficar mais clara ao se observar o gráfico da Fig. 2.5, onde é possível notar que as amostras não estão espaçadas uniformemente, uma vez que o intervalo entre amostras varia com a amplitude de cada amostra.

No sinal RR da Fig. 2.6, as ondas de grande amplitude são batimentos ectópicos, ou seja, são contrações prematuras que, no caso, são seguidos por pausas compensatórias. Por isso, acontece um intervalo RR bem curto, seguido de um intervalo bem longo. Os batimentos ectópicos não têm origem no nódulo sinoatrial, mas em outras regiões do coração, sendo muitas vezes chamados de extra-sístoles ventriculares ou extra-sístoles atriais, dependendo da região do coração que iniciou o processo de despolarização prematuramente. Algumas vezes, a contração prematura afeta também o nódulo sinoatrial, e por isso não acontece pausa compensatória, uma vez que este reinicia o controle natural do ritmo cardíaco a partir da extra-sístole.

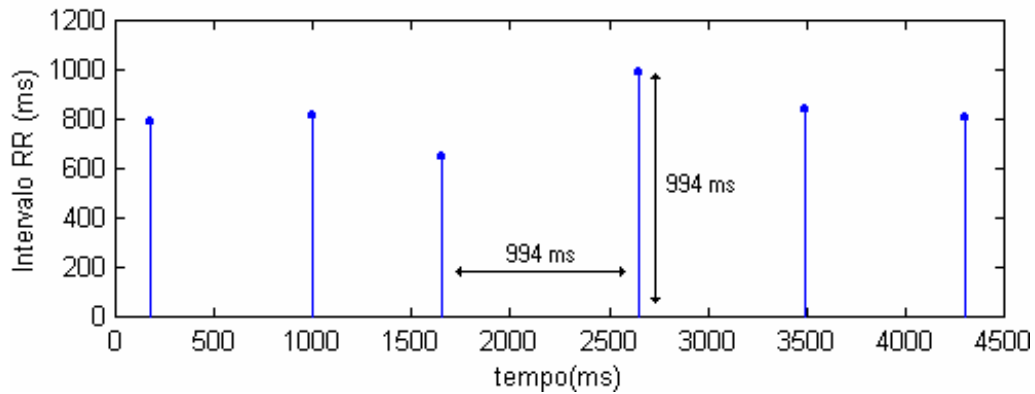


Fig. 2.5 Construção do Sinal RR.

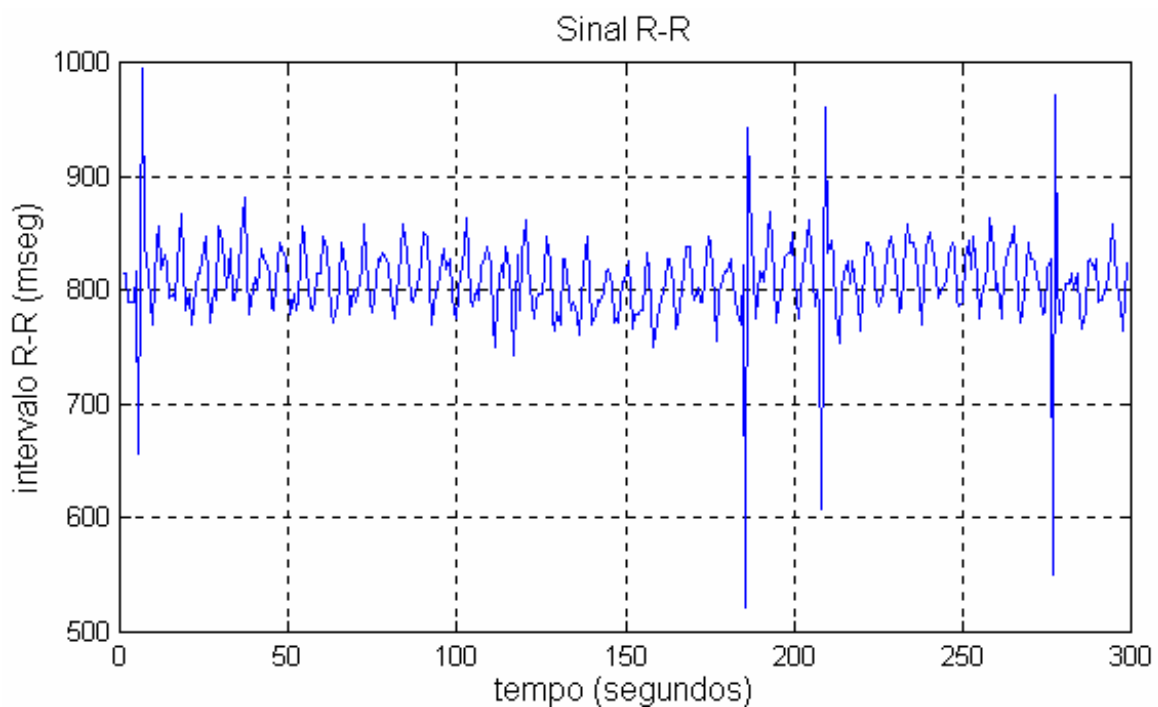


Fig. 2.6 Sinal RR obtido a partir das marcações das ondas R de um trecho do sinal '100.dat' da base de dados do MIT/BIH.

Por não terem origem no nódulo sinoatrial, as extra-sístoles não tem ligação nenhuma com a atuação do sistema nervoso, mas somente com a fisiologia do próprio coração. São geralmente isoladas e sem caráter patológico. Mas podem também ocorrer em ataques e traduzir então um distúrbio da excitação miocárdica devido a medicamentos, intoxicações, problemas metabólicos ou à irrigação sanguínea, como nos casos de insuficiência coronária ou infarto [5]. Porém, como o objeto de estudo na análise da variabilidade da frequência cardíaca é a ação do sistema nervoso, e não propriamente o coração, esses batimentos ectópicos devem ser removidos, pois alteram drasticamente os índices obtidos na análise, inutilizando o sinal. Por isso, um sistema de análise de variabilidade da frequência cardíaca deve possibilitar ao médico um

meio de marcar os batimentos ectópicos no ECG para posterior remoção.

Nem sempre uma extra-sístole aparece como uma onda de grande amplitude no sinal RR, assim como nem toda onda de grande amplitude corresponde a uma extra-sístole. Por isso, recomenda-se que a marcação dos batimentos ectópicos seja feita primeiramente no ECG, e não no sinal RR. Mas, assumindo que todos as extra-sístoles do segmento aparecem visivelmente no sinal RR, e que toda oscilação de grande amplitude no sinal RR corresponde a um batimento ectópico, pode se usar um algoritmo com base estatística que detecta satisfatoriamente esses intervalos que devem ser descartados.

Ele consiste em marcar, no sinal RR, os *outliers* da série de intervalos. Os *outliers* são aqueles elementos que são muito menores que o primeiro quartil (J_1) - os batimentos prematuros - ou muito maiores que o terceiro quartil (J_3) - as pausas compensatórias. Especificamente, considera-se como *outliers* as amostras que estão fora da faixa delimitada em (2.1), onde d_j é o intervalo interquartil $J_3 - J_1$.

$$J_1 - \frac{3}{2}d_j \leq x[n] \leq J_3 + \frac{3}{2}d_j \quad (2.1)$$

Esse algoritmo é utilizado no módulo OutliersRR, apresentado na Fig. 2.7, e também anteriormente no módulo ECGLabRR, para fazer uma marcação prévia dos possíveis batimentos ectópicos. Porém, é preciso reafirmar que é necessário permitir que o médico possa marcar as extra-sístoles também no ECG, e não somente no sinal RR. Isso porque algumas vezes não é possível localizar as extra-sístoles apenas olhando para os intervalos entre os batimentos, sendo necessário verificar antes a forma de onda do complexo QRS.

A marcação das extra-sístoles pode ser conferida e modificada pelo usuário, clicando no ECG (no módulo ECGLabRR) ou no sinal RR (no módulo OutliersRR). O módulo OutliersRR serve como uma ferramenta para tornar possível reconhecer batimentos ectópicos que passaram despercebidos durante a inspeção do ECG. Assim o médico pode marcar aqui um intervalo suspeito, e voltar ao módulo ECGLabRR para conferir se de fato se trata de um batimento ectópico. Os intervalos marcados nesses módulos poderão ser removidos da série nos módulos de análise, não atrapalhando assim na avaliação da variabilidade da frequência cardíaca.

O módulo OutliersRR ainda tem duas finalidades: importar e observar uma série de intervalos já digitada em arquivo ASCII, e selecionar um trecho do sinal para posterior análise. Dessa forma, é possível abrir um sinal gravado em arquivo texto por um Holter, por exemplo, ou mesmo por outro programa qualquer, desde que cada intervalo esteja em uma linha e que não se pule linhas entre os intervalos. Como esses sinais podem ter até 24 horas, é possível usar este

módulo para selecionar para análise um trecho pequeno do sinal importado. Com a visualização gráfica, é possível, por exemplo, selecionar um trecho de 5 minutos, livre de extra-sístoles, e com as características que se deseja analisar.

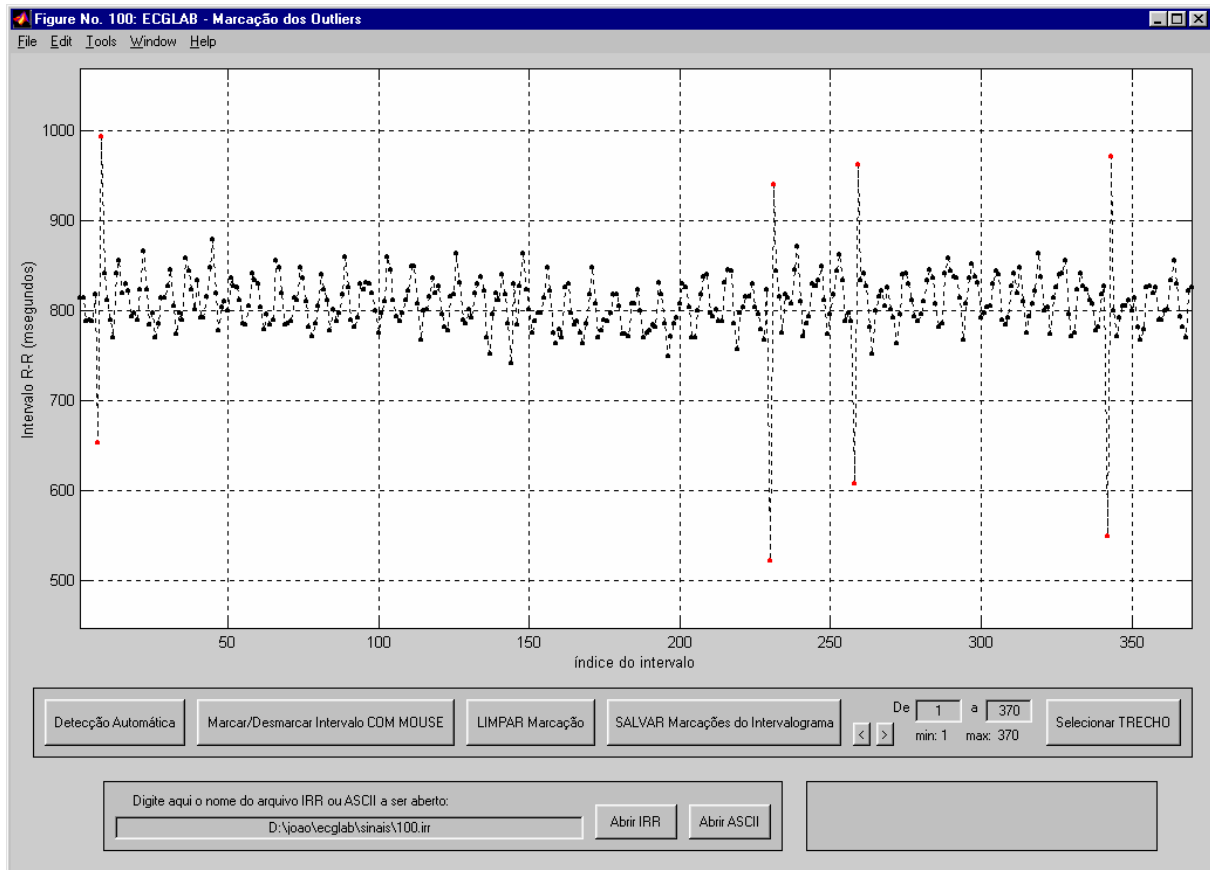


Fig. 2.7 Módulo para reconhecimento de batimentos ectópicos e *outliers* estatísticos no sinal RR: OutliersRR.

2.4 MÓDULO DE ANÁLISE TEMPORAL E ESTATÍSTICA: TEMPORALRR

Neste módulo, ilustrado na Fig. 2.8, a série temporal de intervalos RR, obtida no módulo OutliersRR, é avaliada. Também é possível importar séries de intervalos RR digitadas em arquivos ASCII. O usuário poderá obter um gráfico do sinal RR e as seguintes estatísticas da série temporal: número total de intervalos; valores máximo e mínimo de amplitude, e faixa dinâmica; percentis 25, 50 e 75; amplitude média, desvio padrão e coeficiente de variação; pNN50 e rMSSD. Também é apresentado um desenho esquemático da estatística da série temporal, no qual possíveis batimentos ectópicos aparecem como *outliers* estatísticos.

Este módulo também avalia a estacionariedade do sinal, com base na variação da média e do desvio padrão ao longo do tempo. Assim, sinais com flutuações de longo termo ou com

modulações de baixa frequência devem ser rejeitados, assim como sinais contendo batimentos ectópicos. Se batimentos foram identificados durante a detecção de QRS como sendo ectópicos, neste módulo eles podem ser removidos ou então substituídos por valores mais apropriados, estimados computacionalmente.

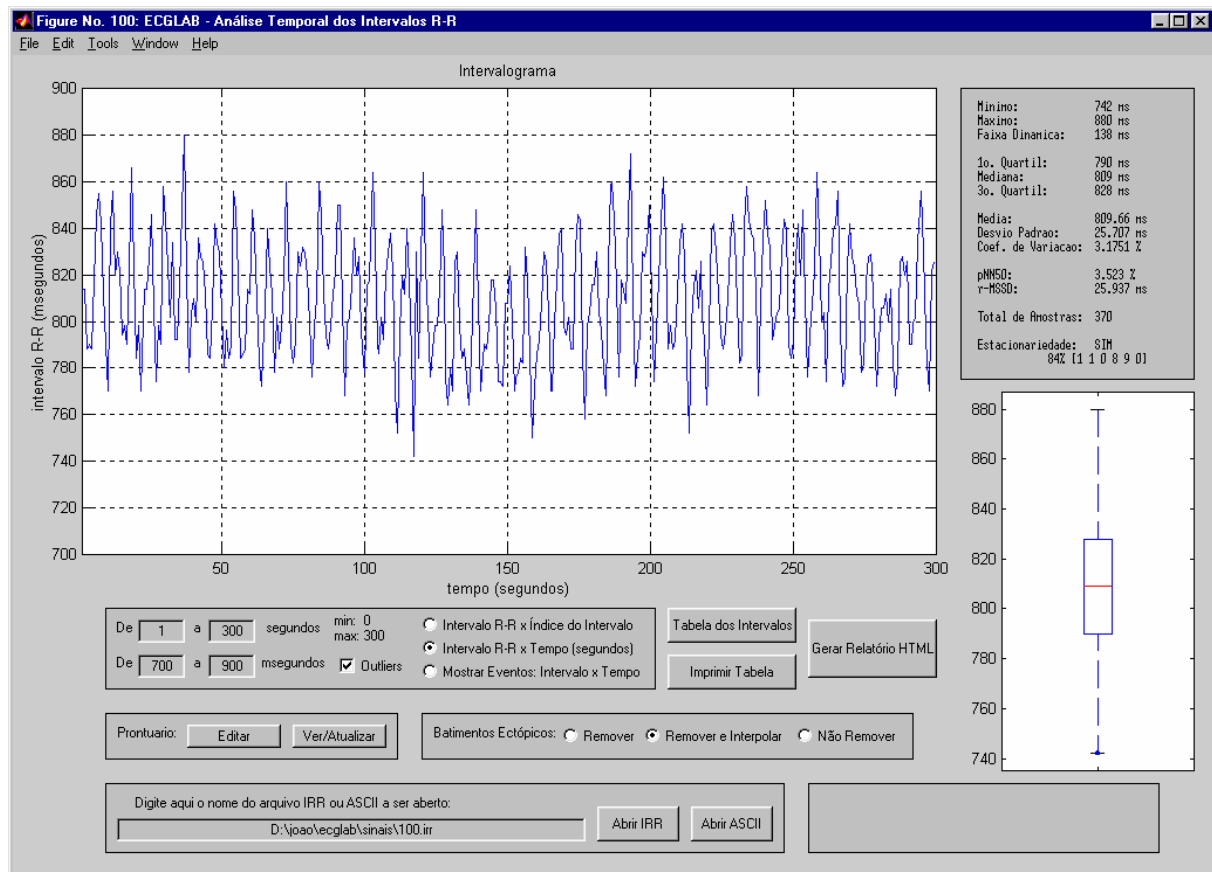


Fig. 2.8 Tela do módulo TemporalRR, para análise temporal e estatística do sinal RR.

A análise temporal do sinal de variabilidade da frequência cardíaca se resume ao cálculo de índices estatísticos e temporais, com a finalidade verificar a dispersão deste. Pode-se começar a análise determinando o total de amostras e a faixa dinâmica do sinal, calculando seus pontos de mínimo e máximo e subtraindo um do outro. A seguir, calcula-se a estatística do sinal: sua média, desvio padrão, 1ª quartil, mediana e 3ª quartil. O último índice é o coeficiente de variação, que é a relação entre o desvio padrão e a média.

Para análise de trechos curtos de ECG - no caso, 5 minutos - dois importantes índices temporais são o pNN50 e o rMSSD [6]. O pNN50 é a porcentagem de intervalos entre batimentos normais cuja diferença com o intervalo anterior excede 50 ms. O rMSSD, ou *root mean square of standard deviation*, é uma medida da variação da diferença entre intervalos RR consecutivos. Pode ser descrita pela equação em (2.2).

$$rMSSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N-1} (RR_{i+1} - RR_i)^2}{(N-1)}} \quad (2.2)$$

2.5 MÓDULO DE ANÁLISE ESPECTRAL: ESPECTRALRR

Neste módulo, ilustrado na Fig. 2.9, o ECGLab apresenta um gráfico da densidade do espectro de potência do sinal de HRV, assim como alguns parâmetros espectrais. O usuário define três faixas de frequência: frequências muito baixas (VLF), baixas frequências (LF), e altas frequências (HF). Então, os seguintes parâmetros são calculados: potência absoluta em cada banda e potência total; potência normalizada em cada banda (como uma porcentagem da potência total); potência relativa nas bandas LF e HF (em comparação com a potência total nessas duas bandas); razão LF/HF.

Para tentar minimizar as distorções causadas pela amostragem não-uniforme e pelos batimentos ectópicos, o usuário pode escolher uma entre três diferentes técnicas: remoção dos batimentos ectópicos da série temporal; substituição dos batimentos ectópicos por intervalos normais; remoção dos batimentos ectópicos seguida de interpolação do sinal de HRV usando *splines* cúbicas. O usuário pode ainda optar por utilizar o sinal HR (*heart rate*, ou frequência cardíaca), ao invés do sinal HP (*heart period*, ou período cardíaco – o mesmo que sinal RR). O sinal HR é obtido invertendo-se cada amostra do sinal RR, e tem como objetivo representar a frequência cardíaca instantânea a cada batimento [6].

Estão disponíveis três diferentes métodos de estimação do espectro de potência: Transformada Rápida de Fourier (FFT), modelo auto-regressivo (AR) e periodograma de Lomb-Scargle. O método de Lomb estima o espectro de potência de sinais amostrados à taxa não uniforme (como a série de intervalos RR), sem a necessidade de interpolação. A taxa de amostragem de interpolação com *splines*, o número de pontos da FFT, e a ordem do modelo AR podem ser definidos pelo usuário. O usuário pode optar por visualizar os espectros de potência estimados pela FFT e pelo modelo AR simultaneamente, e poderá escolher entre três tipos de escala de gráfico: normal, semi-log ou log-log. Há também cinco tipos de janelamento disponíveis para estimação do espectro: retangular, Bartlett, Hamming, Hanning e Blackman.

Como já discutido anteriormente, o sinal RR tem período de amostragem não-uniforme. Já a FFT e o modelo AR são algoritmos construídos para estimar o espectro de sinais amostrados a uma taxa constante.

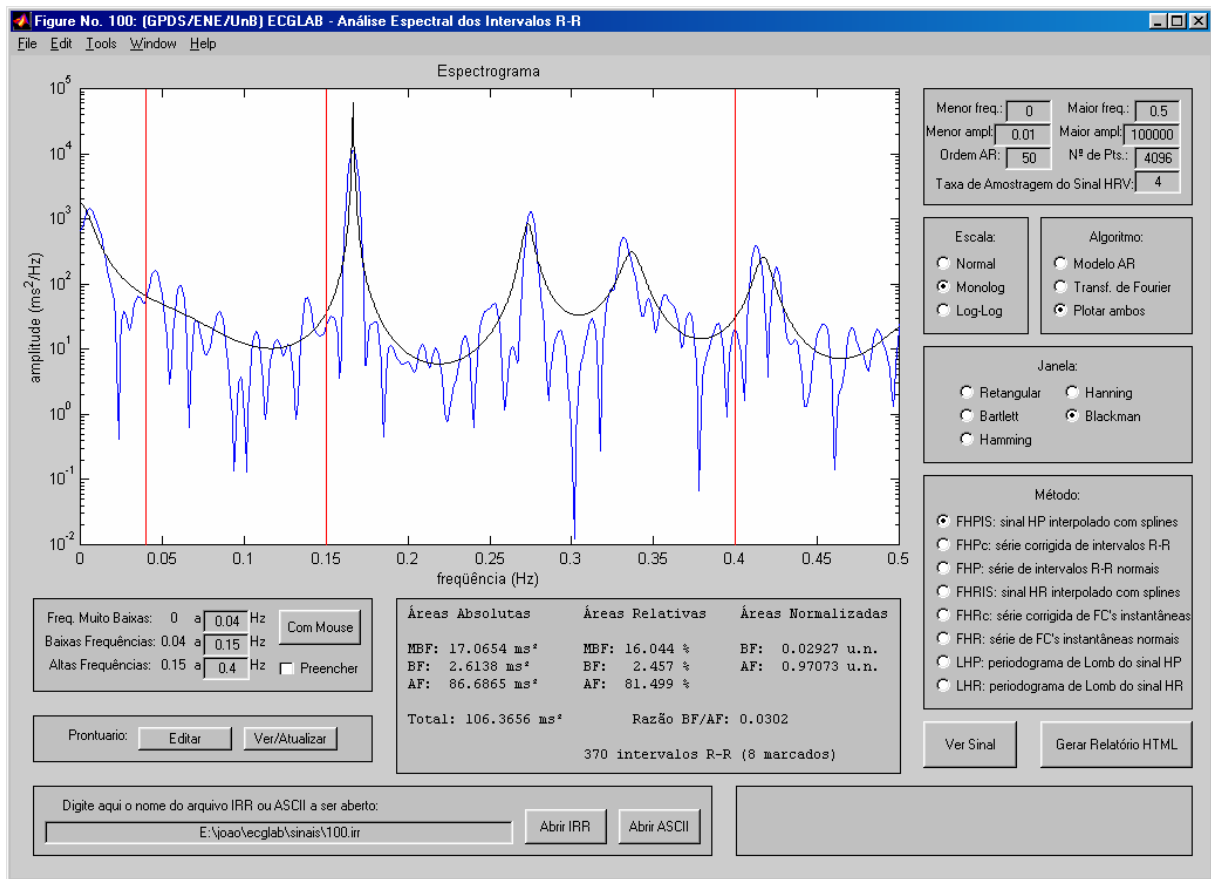


Fig. 2.9 Tela do módulo de análise espectral: EspectroRR.

Outro problema encontrado é a grande influência dos batimentos ectópicos no espectro de potência. Em geral eles causam espalhamento do espectro, devido a sua característica de alta frequência, como mostra a Fig. 2.10, onde a curva preta é o espectro de potência de um sinal RR com extrassístoles, e a curva vermelha é o espectro obtido após a remoção desses batimentos ectópicos. Como a análise espectral consiste justamente em comparar a potência nas baixas frequências com a potência nas altas frequências, fica evidente que os batimentos ectópicos devem ser eliminados do sinal.

Existem diversos métodos para se tratar essas distorções na estimação do espectro de potência. A forma mais utilizada de se corrigir o problema da amostragem é interpolar o sinal (já com os batimentos ectópicos excluídos) com *splines*, e reamostrá-lo a uma taxa constante.

Uma outra solução, que por sua vez dispensa a interpolação, é o periodograma de Lomb-Scargle, que é uma técnica de estimação da densidade do espectro de potência de sinais amostrados de forma não-uniforme, dispensando assim a interpolação [8]. Dado um conjunto de N observações (t_i, y_i) , o periodograma normalizado de Lomb-Scargle é definido pelas equações (2.3), (2.4) e (2.5), onde \bar{y} é a média e σ_y^2 é a variância. O problema desta técnica é que, além de ser relativamente bem mais lenta que as demais [9], aqui a amplitude do espectro de potência será

normalizada, não sendo possível estimar os valores absolutos de potência em cada faixa de frequência.

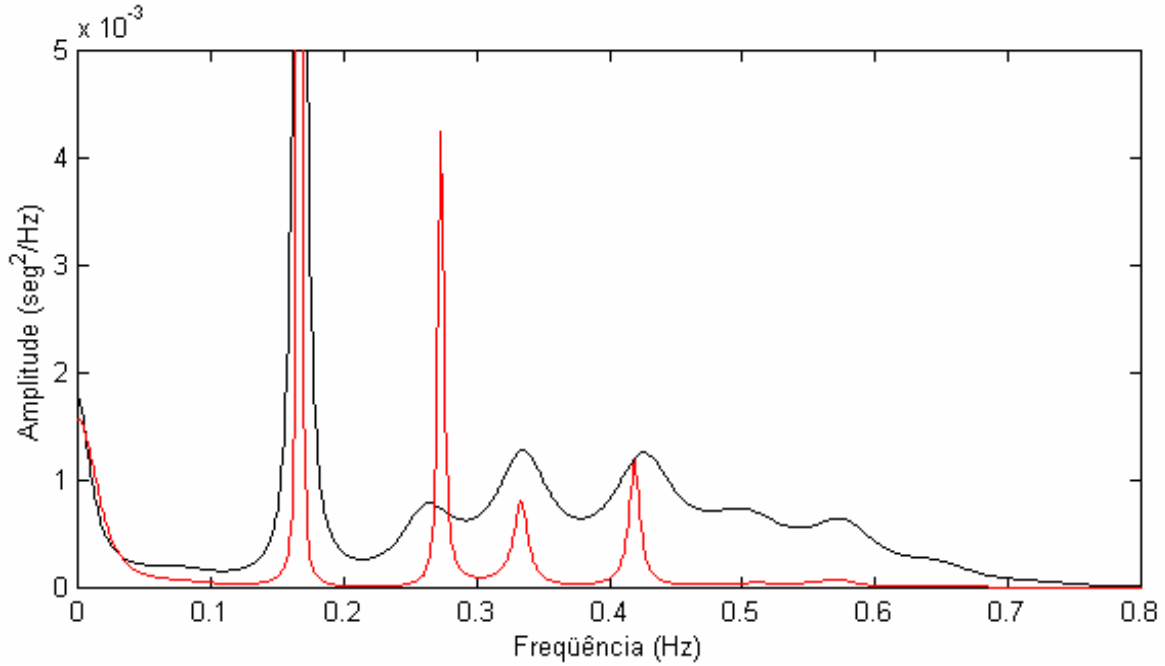


Fig. 2.10 Distorção nas altas frequências causada pela presença de batimentos ectópicos.

$$P_n(\omega) = \frac{1}{2\sigma_y^2} \left(\frac{\left[\sum_j y'_i \cos \omega(t_j - \tau) \right]^2}{\sum_j y'_i \cos^2 \omega(t_j - \tau)} + \frac{\left[\sum_j y'_i \sin \omega(t_j - \tau) \right]^2}{\sum_j y'_i \sin^2 \omega(t_j - \tau)} \right) \quad (2.3)$$

$$y'_i = \frac{y_i - \bar{y}}{\bar{y}} \quad (2.4)$$

$$\tan 2\omega\tau = \frac{\sum_j \sin 2\omega t_j}{\sum_j \cos 2\omega t_j} \quad (2.5)$$

Vale acrescentar que tanto com a interpolação com *splines* cúbicas, quanto com o periodograma de Lomb-Scargle, os batimentos ectópicos serão removidos automaticamente sem causar maiores distorções no espectro. Mas um outro fator a se considerar é a resposta não linear do coração aos estímulos do sistema nervoso. Como está se usando o período cardíaco para avaliar a atuação do sistema nervoso, a não linearidade do sistema gera distorção. Essa distorção pode ser reduzida utilizando a série 1/RR, ou seja, a série das frequências cardíacas instantâneas

correspondentes a cada intervalo RR em função do tempo (sinal HR) [10]. Nesse caso a energia será dada em b.p.m.² ao invés de ms².

A densidade do espectro de potência pode ser estimada através da transformada discreta de Fourier (DFI) ou, de preferência, da FFT. O espectro de potência é calculado a partir do espectro de Fourier, $F(k)$, pela equação em (2.6), onde T_s é o período de amostragem e N é o número de pontos do sinal.

$$PSD(k) = T_s \cdot \frac{|F(k)|^2}{N} \quad (2.6)$$

Contudo, em alguns casos os picos de energia referentes à atuação do sistema nervoso não aparecem tão claros no espectro de potência obtido a partir da FFT, estando espalhados ou mergulhados em ruído. Por isso, muitos cardiologistas preferem utilizar o modelo auto-regressivo. O modelo AR aproxima a envoltória do espectro de frequência do sinal por uma equação semelhante à função de transferência de um filtro formado apenas por pólos. A equação dessa função $H(z)$ é dada em (2.7), onde os parâmetros α_i são os coeficientes preditores do modelo e p é sua ordem [11].

$$H(z) = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^p \alpha_i z^{-i}} \quad (2.7)$$

Existem várias formas de se calcular esses coeficientes, como o algoritmo de Levinson, o método dos quadrados mínimos, o algoritmo de Yule-Walker, o método da covariância, o método de Burg, métodos por *lattices* geométricos, e o algoritmo *forward-backward*, que é o algoritmo padrão da função ‘ar’, no Matlab. As funções do Matlab 5.3 que implementam o modelo AR estão na *System Identification toolbox*, e são elas: ‘ar’, ‘aryule’, ‘arcov’ e ‘arburg’. Deve-se tomar o cuidado de remover a média do sinal, antes de calcular seu modelo auto-regressivo.

A equação (2.8) mostra como calcular o espectro de potência do sinal a partir da função de transferência obtida com o modelo AR, onde T_s é o período de amostragem e λ é a variância do sinal que deve ser utilizado como excitação do filtro $H(z)$ de modo a obter o sinal RR [12].

$$PSD(k) = \lambda T_s |H(k)|^2 \quad (2.8)$$

A função de transferência $H(z)$ foi escrita como $H(k)$ para que fique explícito que se trata da forma discreta da resposta em frequência do filtro correspondente aos coeficientes do modelo AR. Seguindo a equação 2.8, tem-se um espectro de potência cuja ordem de grandeza das amplitudes se mantém constante independentemente da taxa de amostragem usadas e condiz com o resultado obtido a partir da FFT.

O espectro obtido com o modelo AR, como visto anteriormente na Fig. 2.9, é uma função que se aproxima da envoltória do espectro de Fourier à medida que se aumenta a ordem do modelo.

Obtido o espectro de potência, já pode ser feita a análise espectral. O sinal é dividido em bandas, e a potência em cada banda é calculada e comparada. O mais usual é calcular a potência em três bandas: *VLf* (0 a 0,04 Hz), *Lf* (0,04 a 0,15 Hz) e *Hf* (0,15 a 0,5 Hz) [13]. Para a banda *VLf* (frequências muito baixas), não é considerada a componente DC. Os limites da cada banda podem variar, mas o principal índice a ser calculado é a razão *Lf/Hf*, que fornece uma medida do equilíbrio entre as influências dos ramos simpático (mais lento) e parassimpático (mais rápido) do sistema nervoso.

2.6 MÓDULO DE ANÁLISE DO PLOT DE POINCARÉ: POINCARERR

Uma ferramenta relativamente nova para a análise de sinais de HRV é o *plot* de Poincaré, o qual não requer que o sinal tenha sido classificado como estacionário. Ele permite que o pesquisador em HRV faça medidas da variabilidade da frequência cardíaca a partir de diferentes pontos de vista, como variabilidade a longo prazo, variabilidade total, variabilidade no ritmo basal, variabilidade a frequência acelerada, e variabilidade em ritmo desacelerado, assim como possibilita avaliar o equilíbrio simpático-parassimpático [14].

O plot de Poincaré de um sinal de HRV, ilustrado na Fig. 2.11, é um diagrama no qual cada intervalo RR é plotado contra o intervalo anterior. Os seguintes parâmetros são extraídos desse diagrama: centróide, desvio vertical (SD1), desvio longitudinal (SD2), razão SD1/SD2, área da elipse SD1xSD2, coeficiente de correlação, coeficiente de regressão, equação da reta de regressão, e estatísticas das séries nos percentis 10, 25, 50, 75 e 90. O usuário pode escolher entre calcular os desvios SD1 e SD2 baseando-se na reta de regressão ou na reta de identidade. Os batimentos ectópicos podem ser removidos da série de intervalos ou substituídos por valores interpolados.

Na Fig. 2.11, cada linha vertical sólida indica o desvio padrão da série de intervalos em cada percentil (10, 25, 50, 75 e 90). As linhas pontilhadas nos percentis indicam a faixa dinâmica de cada série. A reta inclinada que cruza o gráfico é a reta de regressão. Sua região mais forte

indica o desvio SD2, e a linha perpendicular a ela indica o desvio SD1.

O próximo passo é calcular, no eixo RR_n , os percentis 10, 25, 50, 75 e 90. Procura-se então, no eixo RR_{n+1} , os pontos que estão alinhados com cada percentil no eixo RR_n . Com esses pontos, têm-se então cinco novas séries de intervalos, cada uma associada a um percentil. O objetivo é obter a estatística de cada uma dessas sub-séries, na forma de índices como a média e desvio padrão, além da mediana e primeiro e terceiro quartis. Assim, é possível avaliar a variabilidade da frequência cardíaca quando o coração está batendo mais rápido (percentis 10 e 25), mais devagar (percentis 75 e 90) ou no ritmo basal (percentil 50).

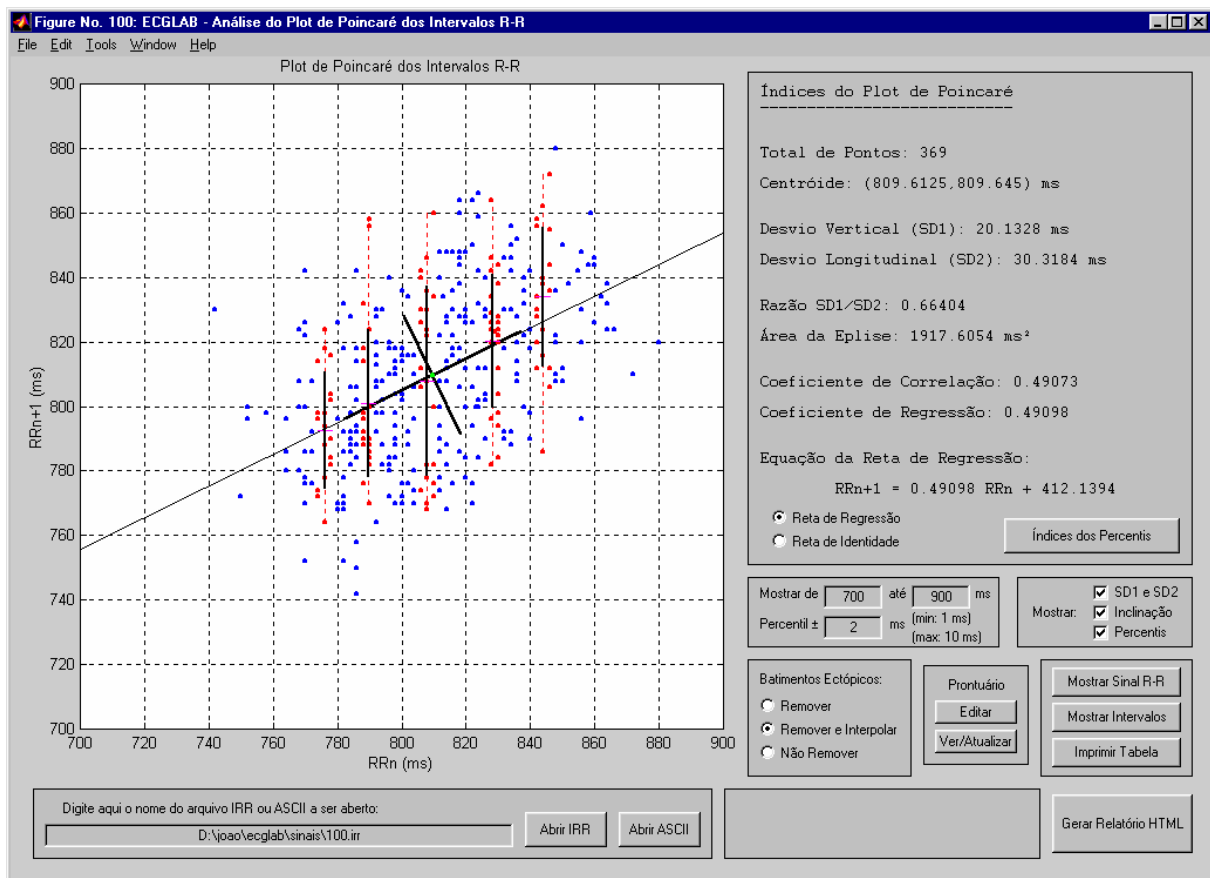


Fig. 2.11 Tela do módulo PoincareRR, que implementa a análise do plot de Poincaré da série de intervalos RR.

Cabe ressaltar que, apesar de esta análise não ser sensível a existência de transitórios no sinal, os batimentos ectópicos ainda devem ser corrigidos, pois distorcem todos os índices calculados, como mostra a Fig. 2.12.

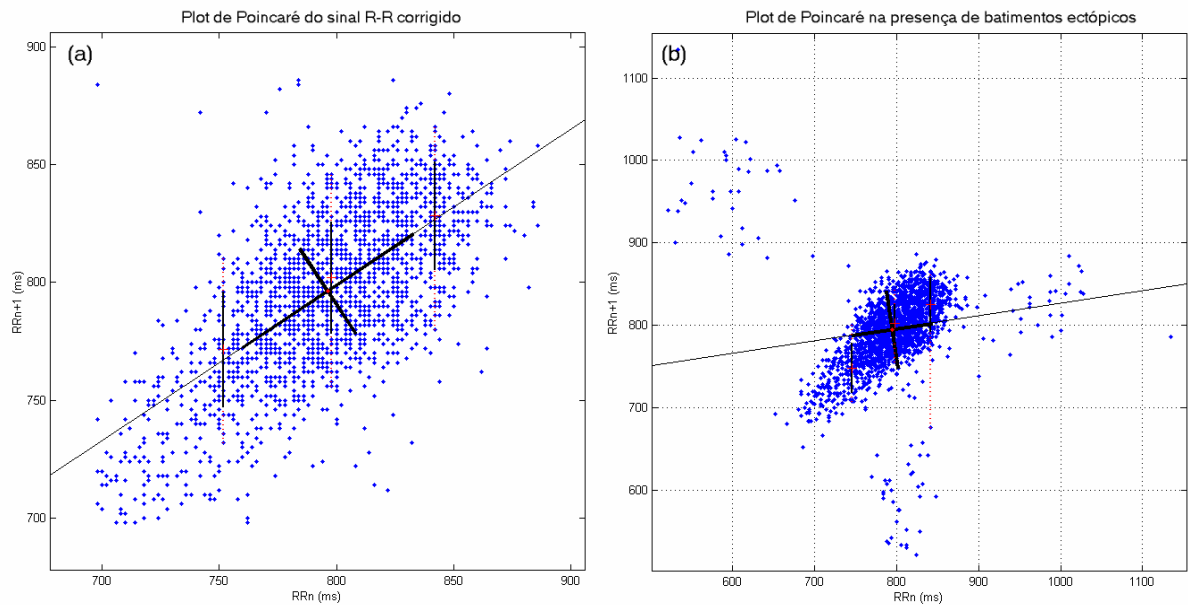


Fig. 2.12 Plots de Poincaré de um sinal RR de 30 minutos, com e sem batimentos ectópicos: (a) sinal corrigido, com substituição dos intervalos marcados; (b) os batimentos ectópicos distorcem todos os índices da análise (pode-se notar que a inclinação da reta de regressão é bastante afetada). A simples remoção dos intervalos marcados também pode alterar o resultado.

2.7 MÓDULO DE ANÁLISE DA TENDÊNCIA SEQÜENCIAL DE VARIAÇÃO DO INTERVALO RR: SEQUENCIALRR

Outra ferramenta relativamente pouco explorada nas pesquisas sobre HRV é a análise da tendência seqüencial de variação do intervalo RR. Com ela, é possível avaliar o equilíbrio simpático-parassimpático, como foi feito na análise espectral. No entanto, a análise da tendência seqüencial tem a vantagem de ser independente da estacionariedade da série de intervalos RR.

Como apresentado na Fig. 2.13, o usuário poderá visualizar um diagrama do tipo ΔRR_n vs. ΔRR_{n+1} , onde ΔRR_{n+1} é a diferença entre dois intervalos RR consecutivos, e ΔRR_n é a diferença anterior. Os parâmetros calculados são o número de pontos em cada quadrante, em cada linha limite entre quadrantes, e na origem, assim como o número total de pontos. Esses números também são apresentados como uma porcentagem do número total de pontos. O número total de diferenças nulas e não-nulas, e suas porcentagens, também são calculados.

Como pode ser observado na Figura 2.13, o gráfico é dividido em quatro quadrantes. Os pontos localizados no quadrante $+/+$ indicam dois incrementos consecutivos na duração dos intervalos (a frequência cardíaca está diminuindo). Os pontos no quadrante $-/-$ indicam dois decrementos consecutivos de intervalo RR (a frequência cardíaca está aumentando) [15]. Assim, a

análise da tendência seqüencial é um método eficaz para medir a atividade simpática e parassimpática, e é de fácil implementação.

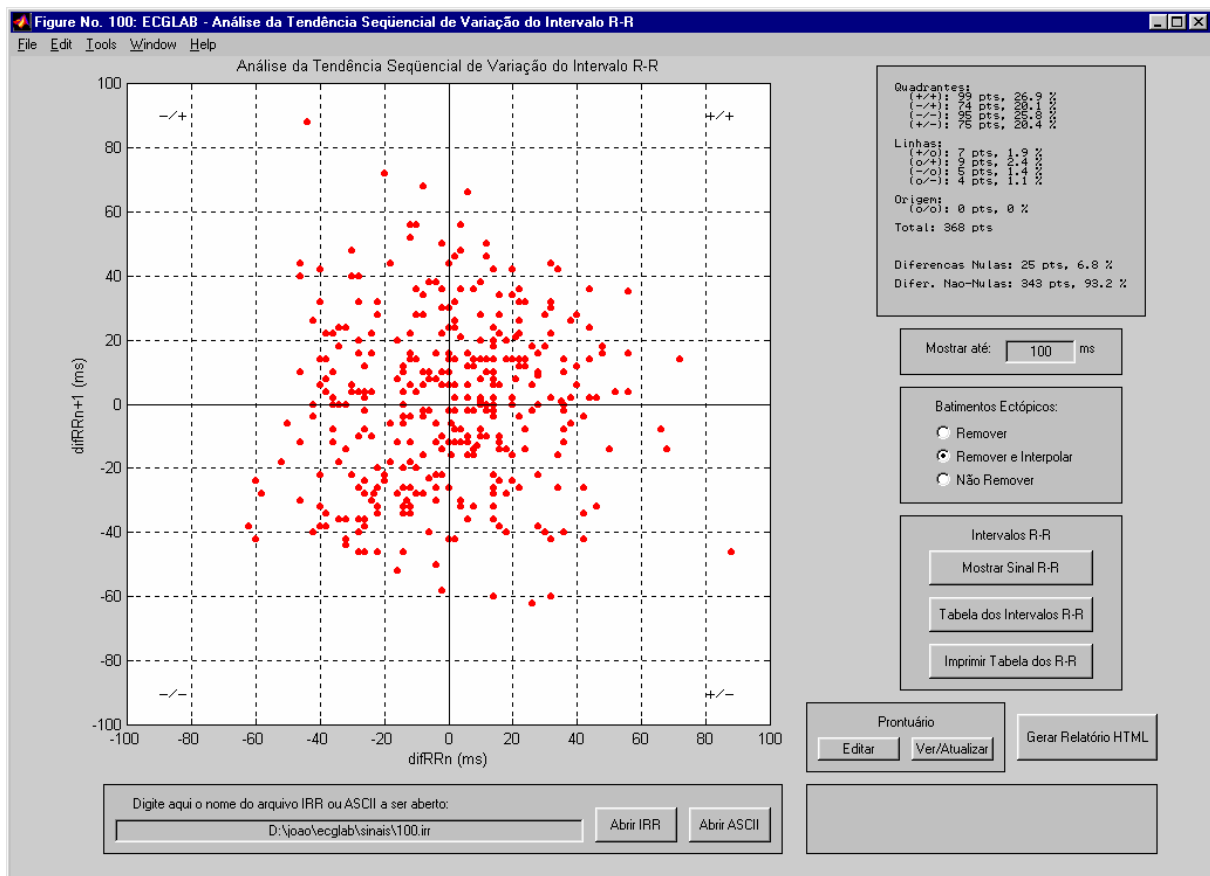


Fig. 2.13 Tela do módulo para análise da tendência seqüencial de variação do intervalo RR: SequencialRR.

Neste módulo, os batimentos ectópicos apareceriam afastados da origem do gráfico, e mais uma vez devem ser corrigidos, pois não têm origem no sistema nervoso e prejudicam a análise.

2.8 CONCLUSÃO DO CAPÍTULO

Estes módulos do ECGLab já vêm sendo utilizados por pesquisadores do Laboratório Cardiovascular para a análise de séries curtas de intervalos RR (5 minutos), principalmente no estudo da doença de chagas e da hipertensão arterial.

Existem casos em que o pesquisador procura analisar a resposta do sistema nervoso a diferentes estímulos aos quais é submetido o sujeito em estudo. É possível mensurar essa resposta, analisando-se um trecho de sinal RR tomado antes do estímulo, e outro tomado após o estímulo.

No entanto, as técnicas de análise apresentadas neste capítulo não permitem ao pesquisador observar como se dá essa resposta no decorrer do tempo, uma vez que os índices obtidos refletem o resultado da análise global de cada trecho de sinal.

Para realizar esse tipo de estudo, pode-se submeter o sinal RR a técnicas de análise tempo-freqüenciais, que permitirão observar como o equilíbrio entre as influências simpática e parassimpática varia ao longo do tempo. Algumas dessas técnicas serão abordadas no próximo capítulo.

3. TÉCNICAS PARA ANÁLISE TEMPO-FREQÜENCIAL DO SINAL DE HRV

Como discutido nos capítulos anteriores, técnicas de análise no domínio do tempo ou no domínio da frequência não permitem aos pesquisadores observar como as influências simpática e parassimpática do sistema nervoso autônomo sobre o nódulo sinoatrial variam ao longo do tempo, uma vez que os índices obtidos com a análise clássica refletem o resultado da análise global de uma série de intervalos RR.

A análise estatística do sinal RR traz informação sobre a dispersão dos intervalos, ou seja, faz uma medida da variabilidade dos intervalos RR em um dado intervalo de tempo. Já a análise espectral permite mensurar as influências simpática e parassimpática do sistema nervoso na frequência cardíaca, uma vez que o ramo parassimpático tem resposta mais rápida que o simpático, tornando possível distinguir suas influências dividindo o espectro em faixas de frequência. Informação semelhante pode ser obtida com a análise da tendência seqüencial de variação do intervalo RR, com a vantagem de não exigir que o segmento de sinal analisado seja bem comportado. A análise do *plot* de Poincaré, que também não faz essa exigência, permite analisar como está a variabilidade da frequência cardíaca quando o coração bate mais rapidamente ou mais lentamente, além de trazer outros índices importantes.

Mas nenhuma dessas técnicas permite verificar de maneira clara como e quanto o equilíbrio simpático-parassimpático varia ao longo do tempo. Este é o objetivo da análise tempo-freqüencial da variabilidade da frequência cardíaca. Com uma ferramenta dessa natureza, é possível observar de forma direta como o sistema nervoso de uma pessoa reage a um estímulo qualquer. É possível, por exemplo, determinar com clareza como o sistema nervoso simpático de um atleta reage no início de um exercício físico, como o equilíbrio é retomado, e como o sistema nervoso parassimpático atua quando o atleta volta ao repouso. Depois, seria possível comparar esses dados com os obtidos a partir do mesmo teste feito em uma pessoa sedentária, por exemplo. A utilização da análise tempo-freqüencial no estudo da HRV traz uma série de novos gráficos e índices ainda pouco explorados na literatura e, associada ao desenvolvimento de novos protocolos experimentais, pode ser útil para entender melhor como o sistema nervoso modula a frequência cardíaca.

Este capítulo apresenta três técnicas de análise tempo-freqüencial. A mais tradicional é a análise de Fourier de curto-termo, baseada em espectrogramas construídos a partir da transformada de Fourier janelada, a STFT. Uma alternativa relativamente recente à STFT são as transformadas wavelets, com os quais se obtêm os escalogramas. Mas o que se propõe neste

trabalho é a utilização do espectrograma baseado no modelo auto-regressivo, que tem boa resolução tempo-freqüencial, e em geral fornece gráficos mais claros e objetivos que o espectrograma de Fourier e os escalogramas.

3.1 ESPECTROGRAMA DE FOURIER

Os espectrogramas são ferramentas muito populares, por exemplo, na análise de sinais de voz, possibilitando, entre outras coisas, o reconhecimento de interlocutor. A técnica mais usada é a transformada de Fourier janelada, ou transformada de Fourier de curto termo (*Short-Time Fourier Transform*).

A transformada de Fourier tradicional consiste em multiplicar o sinal inteiro por senos e cossenos de diferentes freqüências, calculando a integral (ou somatória, no caso discreto) de cada um desses produtos. Pode-se afirmar que o que se está fazendo com esse processo nada mais é que uma mudança de base.

Uma função ou sinal representado no domínio do tempo tem como funções de base impulsos deslocados no tempo - $\delta(t)$ - e o valor do sinal em um instante τ nada mais é que a componente daquele sinal na função $\delta(\tau)$.

Sabe-se que senos e cossenos são funções ortogonais entre si, e que a função $\cos(m\omega t)$ é ortogonal à função $\cos(n\omega t)$, para m e n inteiros, e diferentes entre si. Com essas funções é possível criar uma nova base para o espaço de função antes representado pelas funções $\delta(t)$.

Ao se multiplicar o sinal por uma senóide e a seguir calcular a integral desse produto, está sendo calculada a projeção do sinal sobre aquela função. Normalmente, ao invés de se calcular a componente em $\cos(\omega t)$ e, a seguir, a componente em $\sin(\omega t)$, calcula-se a componente na função $e^{-j\omega t}$, pois pelo teorema de Euler:

$$f_{\omega}(t) = e^{-j\omega t} = \cos(\omega t) - j \sin(\omega t) \quad (3.1)$$

Assim, tem-se um conjunto de funções $f_{\omega}(t)$ que também é uma base do espaço de função ao qual o sinal pertence. Calculando-se a componente do sinal em cada uma dessas funções de base do sistema, consegue-se uma representação completa do sinal, de uma forma completamente diferente. Desse modo, são obtidas informações que possivelmente não estavam tão claras na representação no domínio do tempo. No caso da transformada de Fourier, a informação que se obtém diz respeito ao espectro de freqüência do sinal. A informação sobre o

comportamento temporal do sinal, por sua vez, não fica tão evidente, estando escondida na fase de cada componente de frequência.

O objetivo da transformada de Fourier de curto-termo (STFT) é fornecer a informação sobre a distribuição de frequência do sinal, mas trazer consigo também a informação sobre o comportamento temporal. Ao analisar-se um trecho de uma música, por exemplo, pode-se dizer que a transformada de Fourier permite descobrir que notas estão sendo tocadas naquele trecho da melodia, e qual a intensidade média de cada uma. Já a STFT permite distinguir não só que notas estão sendo tocadas, mas também com que duração, em que seqüência, e com qual intensidade cada uma delas é tocada ao longo do tempo.

O que se faz na STFT é multiplicar cada senóide por uma função que é diferente de zero em apenas um curto intervalo (ou janela) de tempo. Deslocando essa janela, têm-se segmentos de senóides em diferentes posições no tempo. Variando a frequência da senóide, obtém-se informação sobre a distribuição em frequência do sinal naquele intervalo de tempo onde a janela é diferente de zero. Deslocando a janela, observa-se como essa distribuição de frequência é alterada ao longo do tempo. Pode-se dizer então que a nova base do espaço de função é um conjunto de funções $f_{\omega,\tau}(t)$ da forma apresentada na equação (3.2) e ilustrada na Fig. 3.1.

$$f_{\omega,\tau}(t) = e^{-j\omega t} w(t - \tau) \quad (3.2)$$

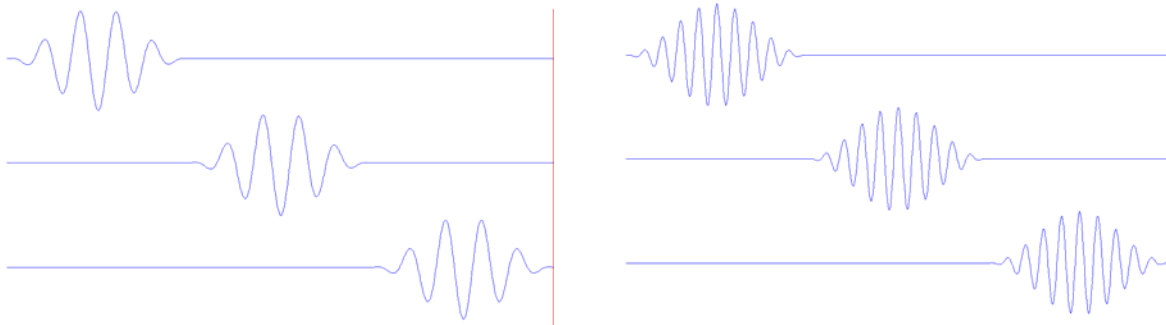


Fig. 3.1 Funções de base da STFT. Há dois parâmetros para definir cada função de base: frequência e posição no tempo. O formato da janela e seu comprimento (ou duração) são fixos para a transformada, pois mexer nesses parâmetros implica em alterar a função $f_{\omega,\tau}(t)$ que descreve o conjunto de funções de base, resultando em transformadas diferentes.

A Fig. 3.2 ilustra a forma como o espectrograma representa a variação das características espectrais do sinal ao longo do tempo.

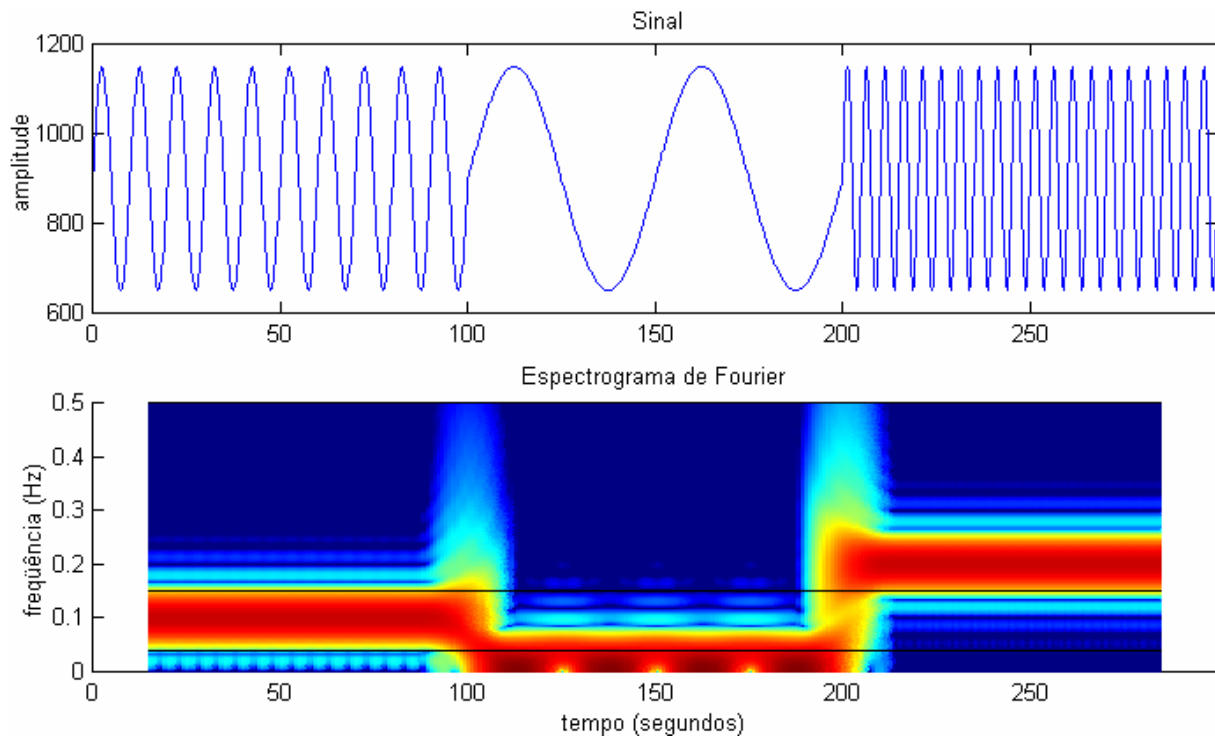


Fig. 3.2 Espectrograma de Fourier (janela de Hanning de 30 segundos) de um sinal formado por três senóides de frequências diferentes (0.10 Hz, 0.02 Hz e 0.20 Hz respectivamente) que se alternam no tempo.

Diferentes tipos de janelas $w(t)$ podem ser utilizados. A mais simples é a retangular, que é igual a 1 durante o intervalo de tempo que se pretende analisar, e igual a zero fora desse intervalo. A janela de Bartlett, ou janela triangular, é igual a 1 no centro da janela, decaindo linearmente até as extremidades da janela, onde retorna a zero. Já as janelas de Hamming, Hanning e Blackman, por exemplo, são criadas com base em funções trigonométricas [16].

O efeito de se multiplicar, no domínio do tempo, o sinal por uma janela, é a convolução, no domínio da frequência, do espectro do sinal pelo espectro da janela. Portanto o ideal é utilizar uma janela cujo espectro se aproxime de um impulso em 0 Hz. Isso só acontece quando a janela é muito grande, o que não é o caso, pois o objetivo é conseguir boa resolução temporal, o que exige a utilização de janelas curtas.

A janela retangular tem um lóbulo principal de largura estreita, porém seus lóbulos laterais decaem lentamente à medida que se aumenta a frequência. Já a janela de Blackman, tem seu lóbulo principal mais largo, porém seus lóbulos laterais decaem rapidamente. As janelas de Bartlett, Hamming e Hanning, respectivamente, têm comportamentos intermediários ao da janela retangular e da janela de Blackman, como mostra a Fig. 3.3.

O resultado é que com a janela retangular têm-se picos de energia mais estreitos, mas há mais espalhamento espectral. A janela de Blackman minimiza o espalhamento espectral, mas, em

contrapartida, as raias observadas no espectro de frequência ficam mais largas. Portanto, deve-se realizar uma solução de compromisso entre menor largura do lóbulo principal, ou menor amplitude dos lóbulos secundários.

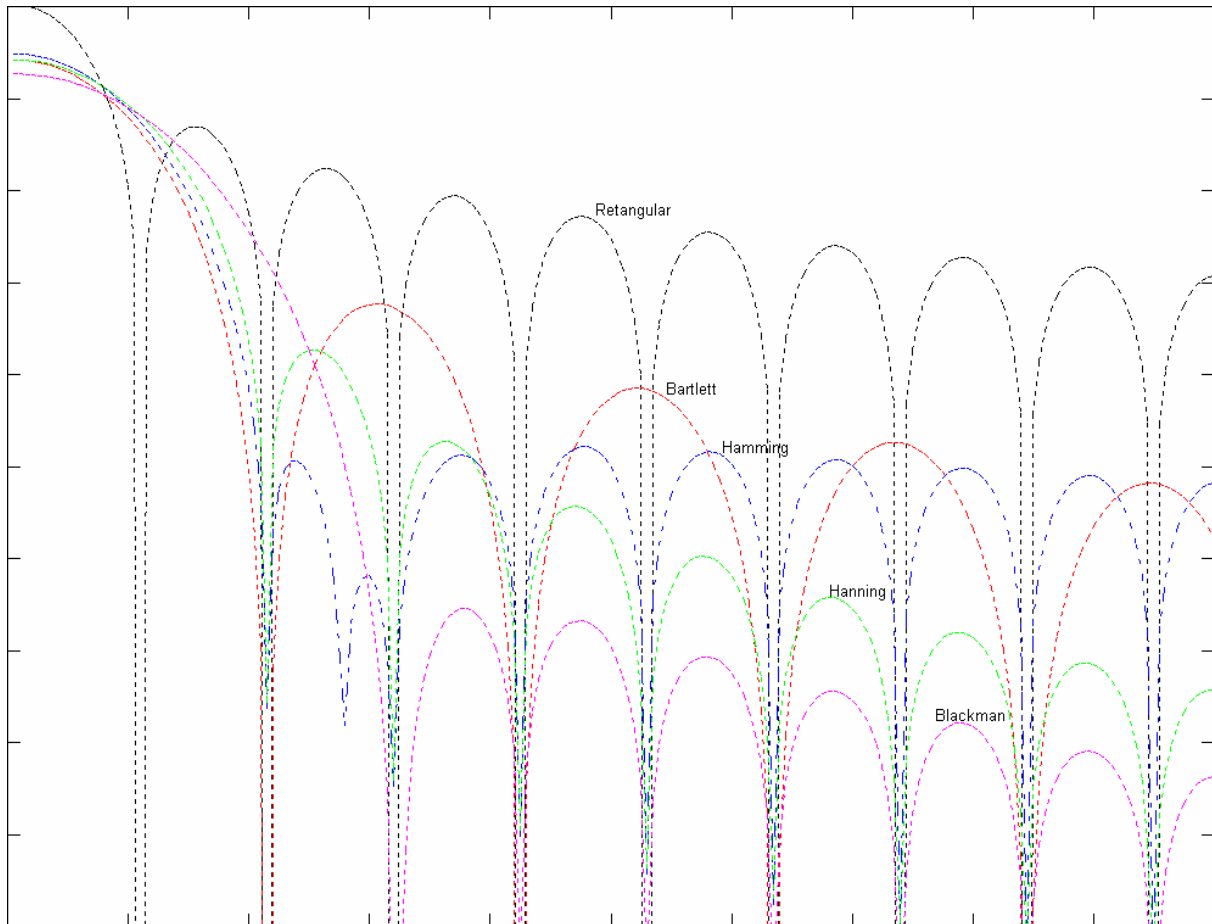


Fig. 3.3 Espectro de frequência dos modelos de janela mais utilizados.

Outra decisão importante a ser tomada se refere ao comprimento da janela. Um comprimento de janela menor fornece maior precisão temporal. É possível perceber com maior precisão em que exato momento aconteceu um determinado evento no sinal (um batimento ectópico, por exemplo). Por outro lado, perde-se em resolução frequencial, tornando mais difícil distinguir raias muito próximas, por exemplo. O que se faz algumas vezes é analisar dois espectrogramas: um obtido com uma janela de duração mais longa, e outra de duração mais curta. Assim, a informação de um complementa a informação do outro.

A Fig. 3.4 mostra o que acontece com o espectro de frequência da janela de Hanning quando se modifica seu comprimento, e a Fig. 3.5 apresenta espectrogramas de um sinal de HRV, exemplificando o compromisso tempo-frequência característico da STFT.

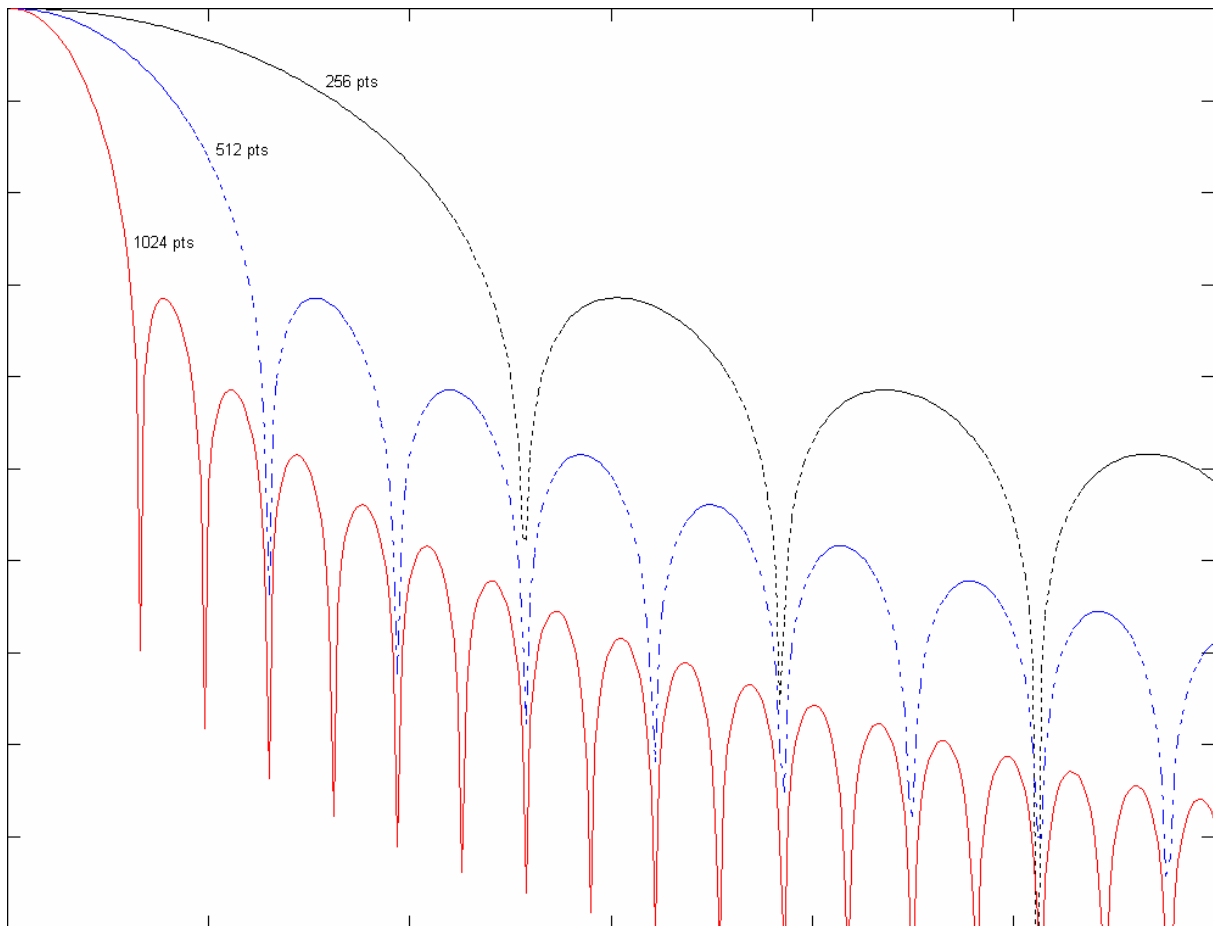


Fig. 3.4 Uma janela de comprimento menor fornece uma melhor resolução temporal, mas por ser mais larga no domínio da frequência, a resolução freqüencial é prejudicada.

Os espectrogramas, apresentados aqui como imagens, mostram como as componentes de frequência se alteram ao longo do sinal. A cor vermelha representa forte intensidade (um pico) e a cor azul representa uma intensidade baixa (um vale). Assim, a cada ponto da imagem está associado um instante no tempo, uma componente de frequência e uma intensidade de potência, tornando possível observar como a potência de cada componente de frequência varia ao longo do tempo.

As imagens foram formadas calculando-se o espectro de potência de pequenos segmentos do sinal, e colocando esses espectros lado a lado. A imagem pode ser compreendida como uma “vista aérea” da superfície formada pelo alinhamento desses espectros, como mostra a Fig. 3.6.

Como discutido, a maior deficiência da STFT é o compromisso entre resolução temporal e resolução freqüencial. Uma forma de minimizar esse compromisso foi proposta, baseando-se em outro tipo de funções de base: as wavelets.

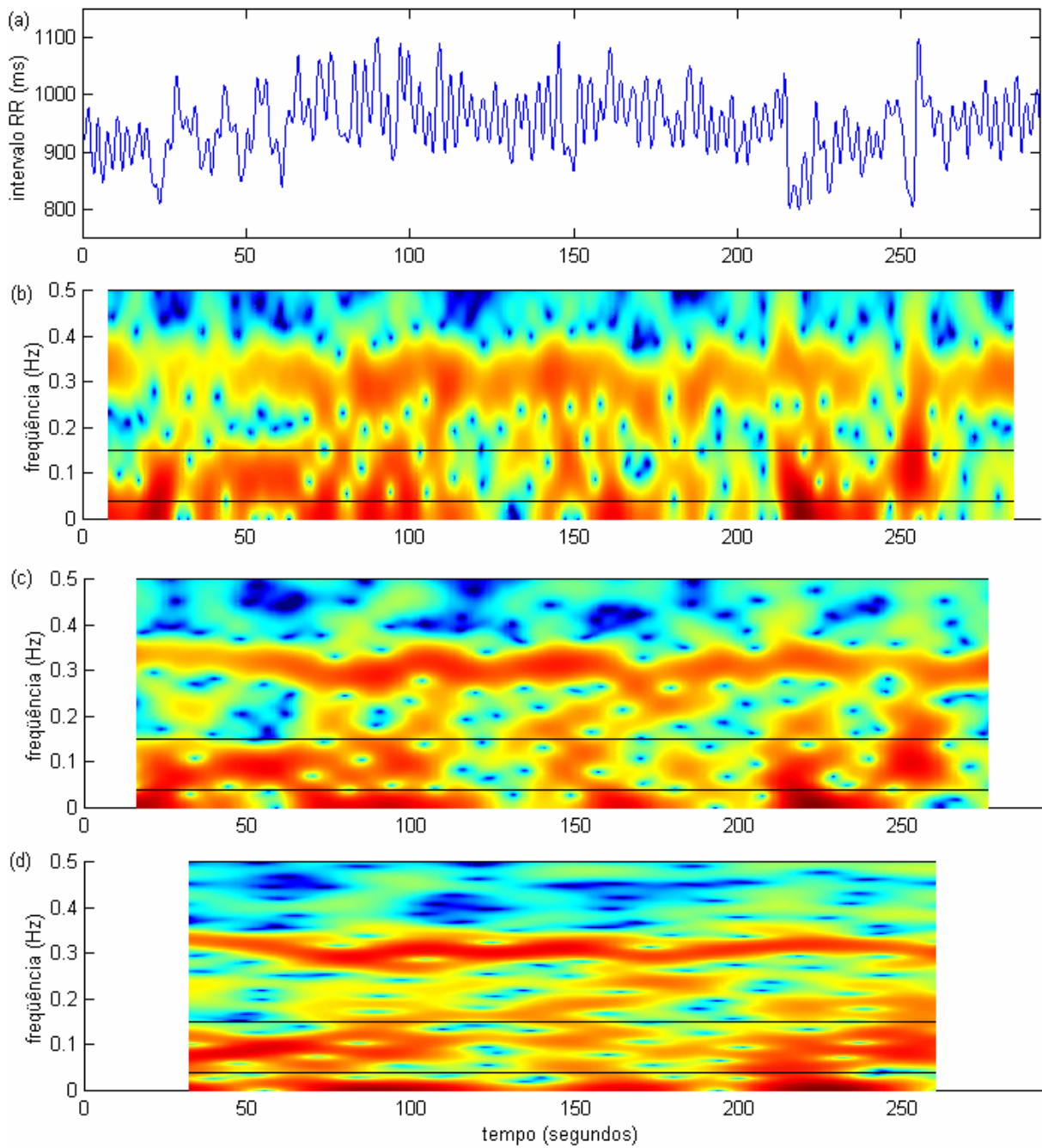


Fig. 3.5 Sinal RR de um indivíduo normal interpolado com *splines* cúbicas à taxa de 4 Hz (a) e espectrogramas de Fourier desse sinal usando janelas de Hanning de diferentes comprimentos: 16 segundos (b), 32 segundos (c) e 64 segundos (d). Em (d) têm-se uma excelente resolução espectral, e é possível distinguir várias raias estreitas, no entanto a resolução temporal é precária. Em (b) a resolução temporal é boa, mas perde-se bastante em resolução freqüencial.

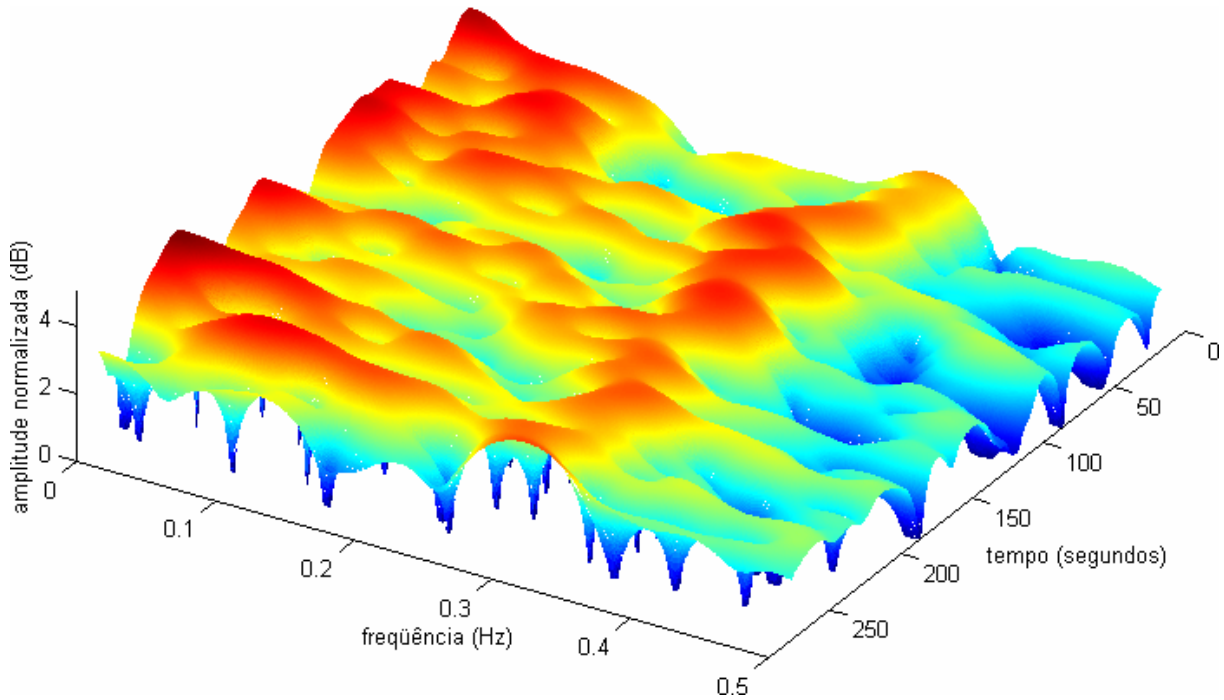


Fig. 3.6 Espectrograma da Fig. 3.5 (c) visto de outro ângulo.

3.2 ESPECTROGRAMA WAVELET: ESCALOGRAMA

Os espectrogramas baseados em wavelets, ou “escalogramas”, pode ser obtido tomando o módulo da transformada wavelet contínua (CWT) e elevando-o ao quadrado. A CWT, por sua vez, é uma transformada cujas funções de base são obtidas comprimindo e dilatando uma wavelet mãe e deslocando-a no tempo.

Em termos de definição tempo-escala, João Souza Neto [17] encontrou bons resultados com uma wavelet mãe do tipo DOG (*derivative of Gaussian*), definida em (3.3), onde m é a ordem da derivada. Nesta discussão será utilizada a DOG com m igual a 2, também conhecida como wavelet chapéu mexicano.

$$\psi_0(\eta) = \frac{(-1)^{m+1}}{\sqrt{\Gamma\left(m + \frac{1}{2}\right)}} \frac{d^m}{d\eta^m} \left(e^{-\eta/2} \right) \quad (3.3)$$

Uma diferença marcante entre as funções de base da CWT e da STFT é o modo como, na CWT, o suporte da wavelet (ou o “tamanho da janela”) varia de acordo com a escala. Quando se quer analisar componentes em uma escala com mais detalhes (alta frequência), usa-se um fator de escala de modo a comprimir a wavelet, para que esta translate em frequência em direção à

componente de alta frequência que se deseja estimar. A Fig. 3.7 mostra, no domínio do tempo, o efeito de mudar a escala da wavelet. Já a Fig. 3.8 mostra o que acontece no domínio da frequência.

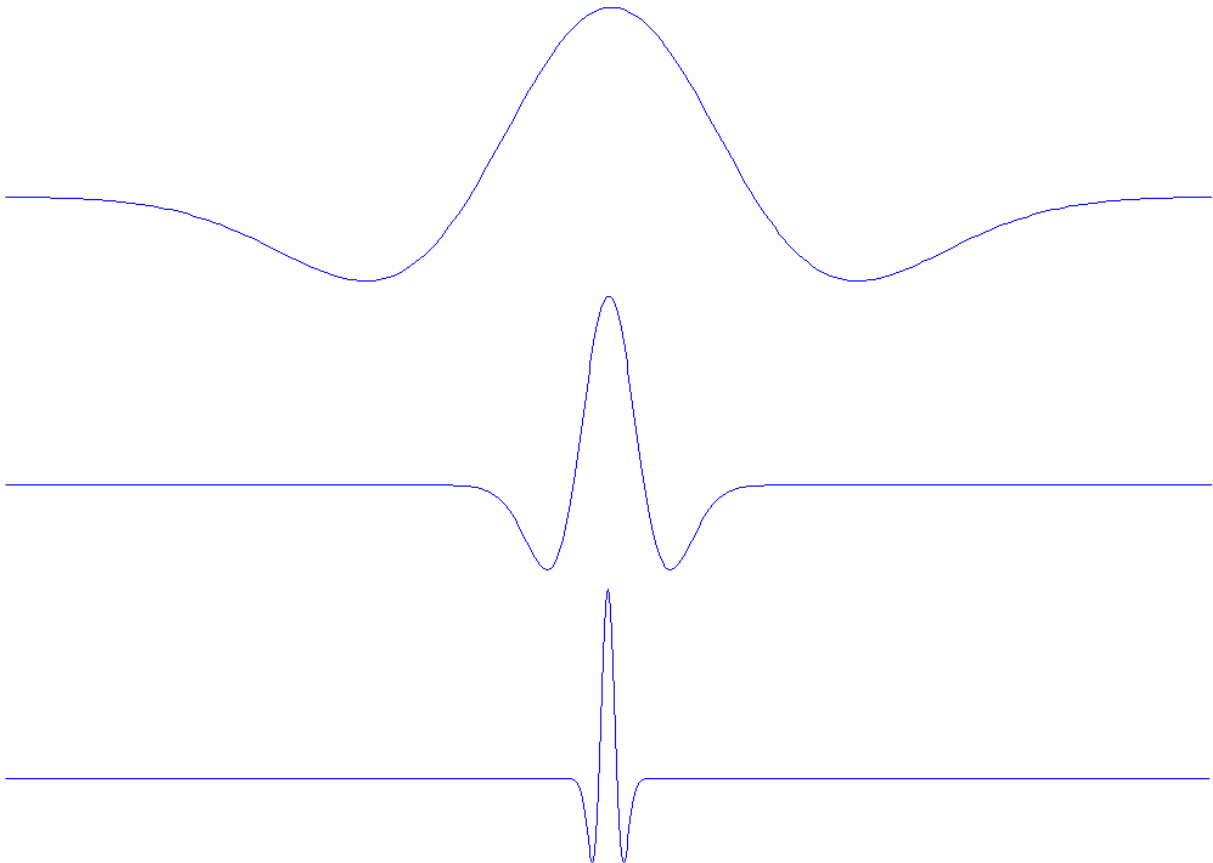


Fig. 3.7 A wavelet mãe (em cima) é comprimida de modo varrer as escalas mais altas. Note que, ao se comprimir a wavelet, seu suporte diminui, melhorando a resolução temporal.

Portanto, a transformada wavelet contínua é obtida deslocando a wavelet mãe no tempo, e variando sua escala a cada instante de tempo (como ilustrado na Fig. 3.9), de modo a separar os diferentes níveis de detalhe do sinal. De certa forma, pode-se dizer que se está varrendo toda a faixa de frequência do sinal que se pretende analisar. Então, elevando o módulo do resultado da CWT ao quadrado, obtém-se o escalograma, como ilustrado na Fig. 3.10.

A Fig. 3.11 apresenta o escalograma de um sinal de HRV, no qual pode ser observado que as wavelets fornecem, nas escalas (ou frequências) mais altas, boa resolução temporal e pouca resolução espectral. Já nas escalas mais baixas, o efeito é o inverso: tem-se uma boa resolução frequencial, mas uma baixa resolução temporal. A razão fica evidente ao se observar novamente as Figs. 3.7 e 3.8: ao se comprimir uma wavelet, seu suporte diminui, melhorando a resolução

temporal, mas o seu espectro se alarga, prejudicando a resolução espectral. Ao se esticar a wavelet, acontece o efeito contrário.

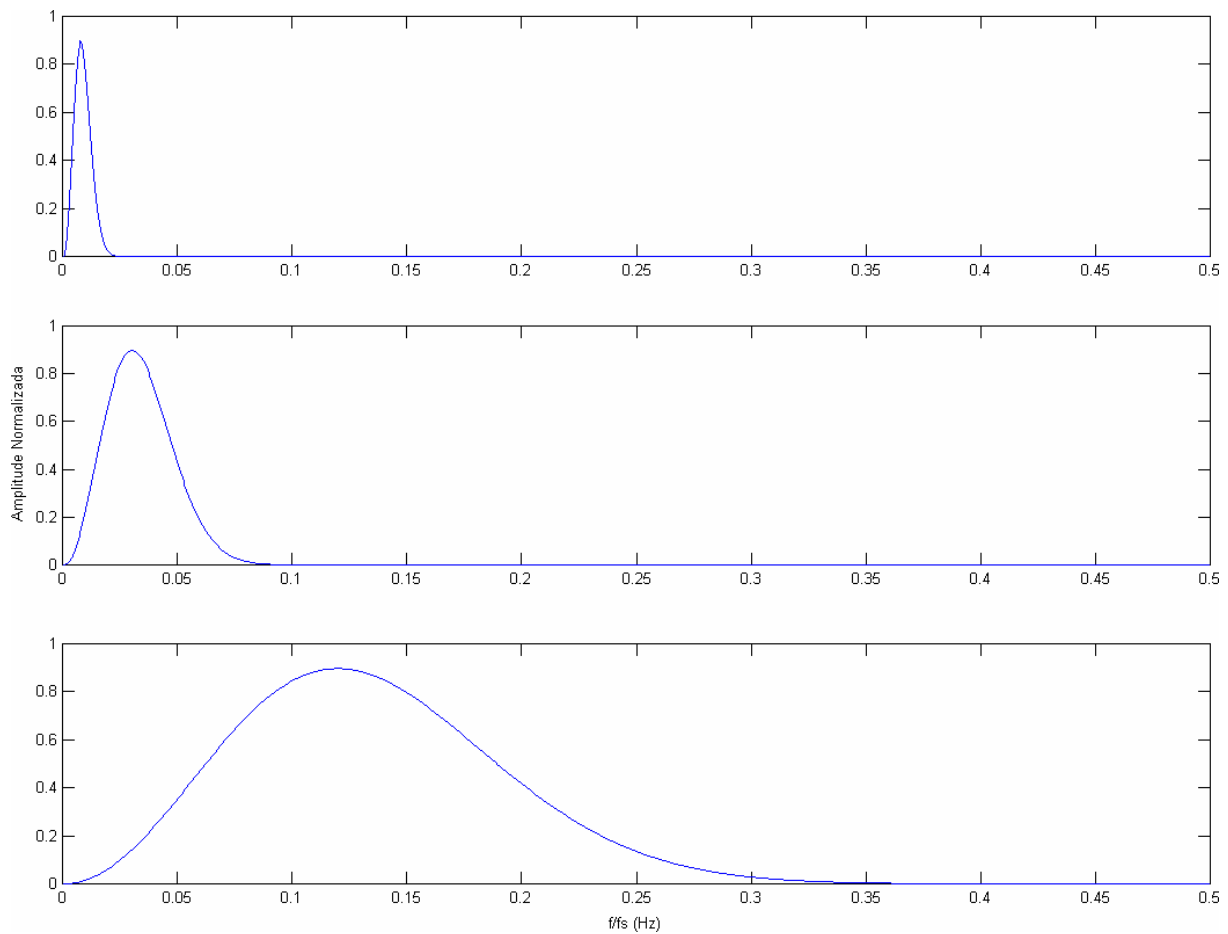


Fig. 3.8 Efeito da mudança de escala de uma wavelet em seu espectro de frequência. Ao se comprimir a wavelet mãe (no topo), a frequência aumenta. Com isso consegue-se varrer as diferentes escalas (ou frequências). Note que ao aumentar a frequência da wavelet, a largura do lóbulo aumenta, piorando a resolução espectral. Nas frequências mais baixas, a largura do lóbulo é menor, o que leva a uma melhor resolução espectral.

A maior deficiência do escalograma é sua difícil visualização, com pouca clareza na banda correspondente à atividade parassimpática, especialmente. Para a análise do HRV, seria interessante usar uma ferramenta com clareza e boa definição em todas as faixas de frequência, mesmo quando a resolução temporal exigida é considerável. Uma solução foi encontrada usando modelagem auto-regressiva variante no tempo, como discutido a seguir.

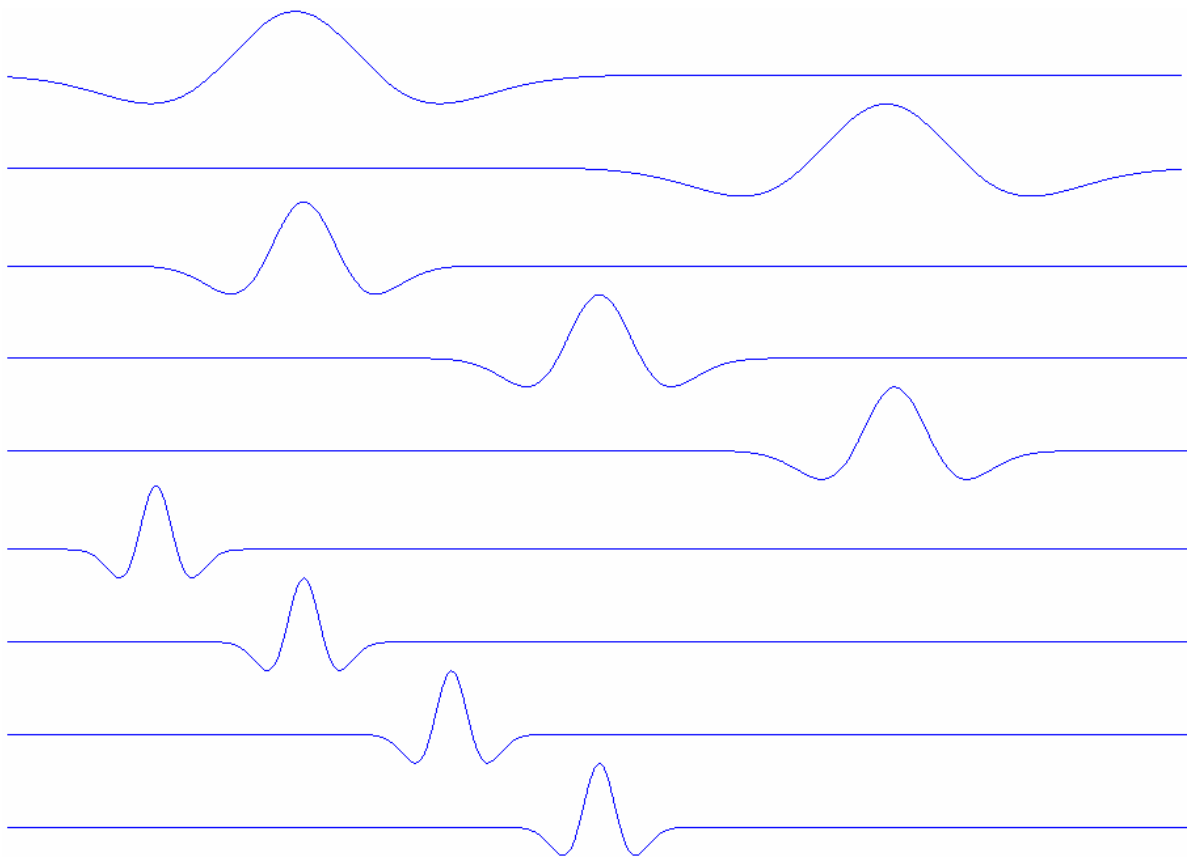


Fig. 3.9 Funções de base da CWT. São obtidas mudando-se a escala da wavelet mãe e deslocando-a no tempo.

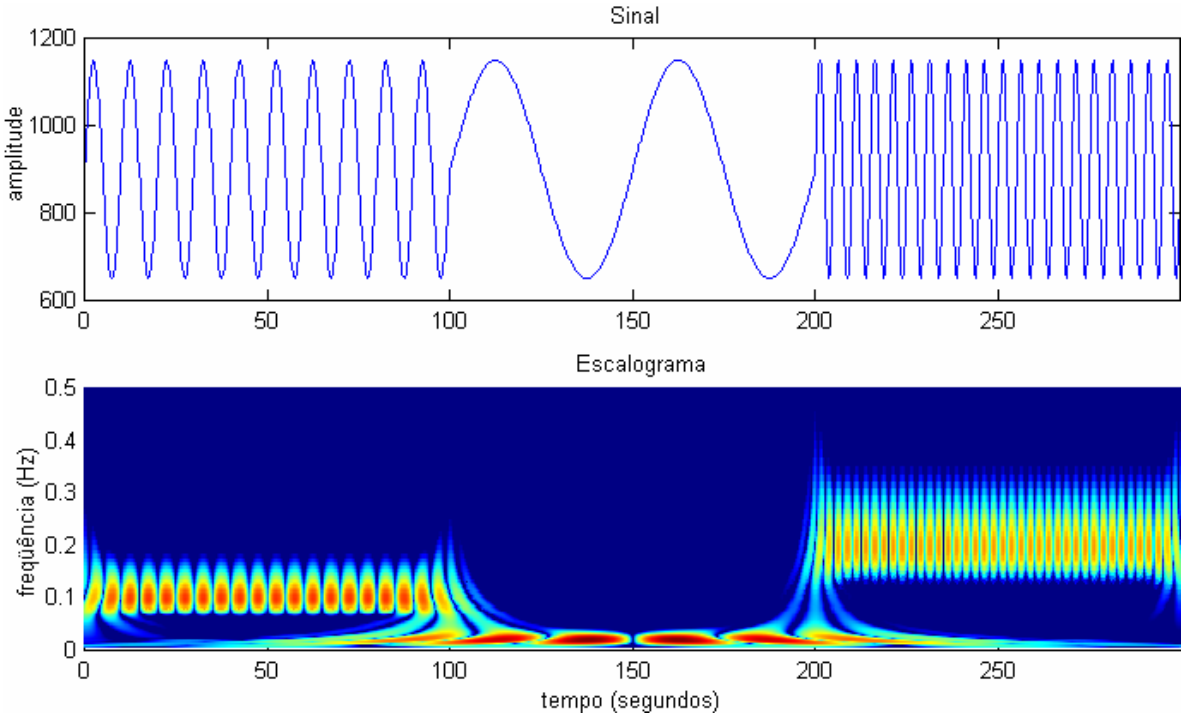


Fig. 3.10 Escalograma de um sinal formado por três senóides de frequências diferentes (0.10 Hz, 0.02 Hz e 0.20 Hz respectivamente) que se alternam no tempo.

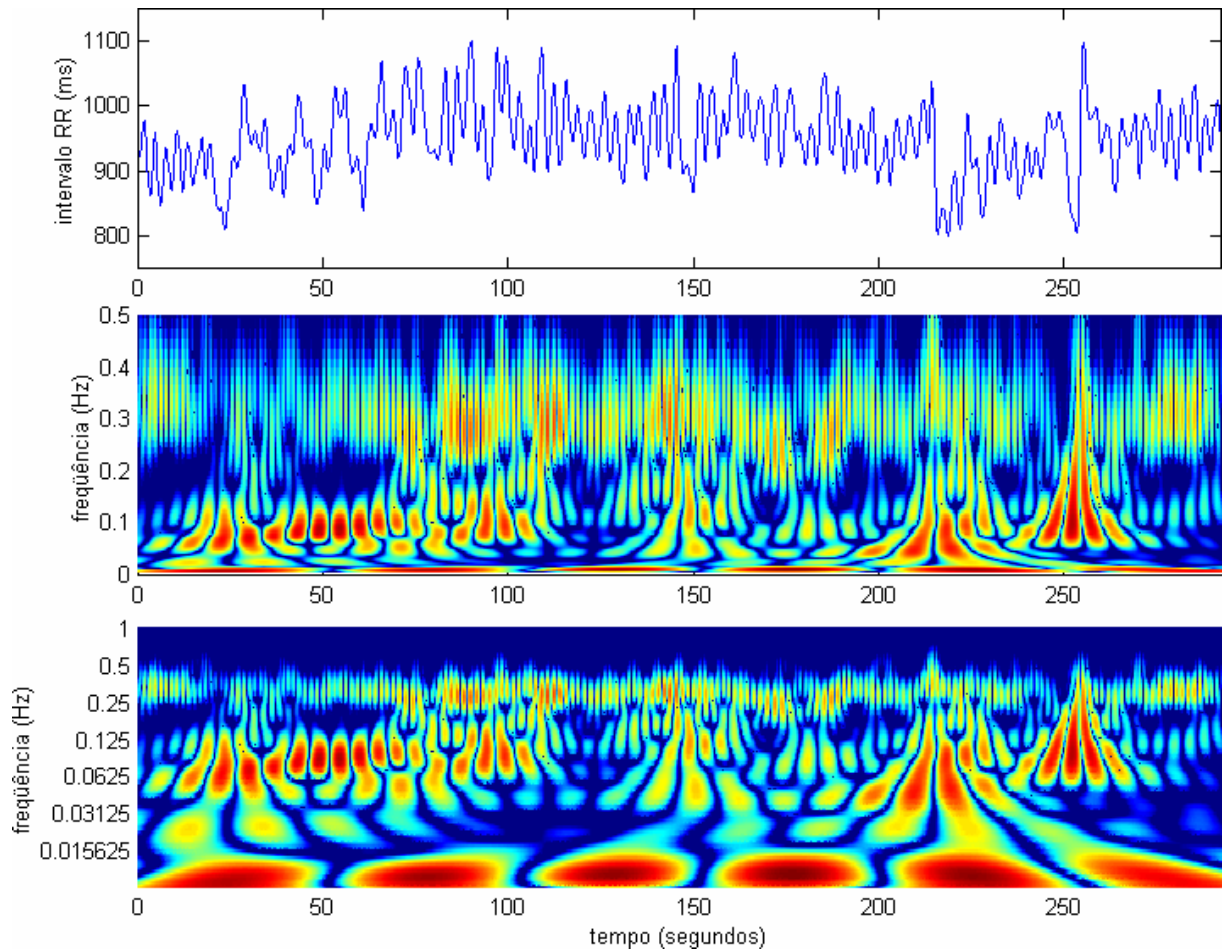


Fig. 3.11 Escalograma (centro) de um sinal de HRV (topo). Para aproveitar melhor a boa resolução freqüencial nas baixas freqüências, alguns autores preferem a escala logarítmica (em baixo). Nas freqüências mais altas, a resolução temporal é excelente, mas a componente parassimpática aparece larga e com difícil visualização.

3.3 ESPECTROGRAMA AUTO-REGRESSIVO

No escalograma, a resolução freqüencial está diretamente ligada à escala, ou à faixa de freqüência que está sendo analisada. Já no espectrograma de Fourier, a resolução freqüencial está relacionada com o comprimento da janela usada para segmentar o sinal. Quanto maior a janela, melhor a resolução espectral. No entanto, com janelas longas não se tem uma boa resolução temporal, tornando a análise tempo-freqüencial menos eficiente. Mas com o modelo auto-regressivo, a resolução freqüencial - apesar de também ser afetada pelo comprimento da janela - é determinada principalmente pela ordem do modelo [18].

Como já discutido anteriormente, a modelagem auto-regressiva (AR) consiste em tentar aproximar a envoltória do espectro de freqüência por meio de uma equação só de pólos. Pólos são bons para modelar picos de energia, mas não são tão bons para modelar vales. No entanto,

usando ordens mais altas, consegue-se aproximar bem o resultado ao obtido com a transformada discreta de Fourier. A vantagem, na análise da HRV, é que o espectro de potência calculado com o modelo AR é em geral mais objetivo que o espectro de Fourier, deixando bem claro em que frequências estão as componentes simpática e parassimpática (quando presentes). Quando há muitos picos em frequências próximas, a modelagem AR representa a energia desses picos com um único pico mais largo, tornando o gráfico mais limpo (Fig. 3.12).

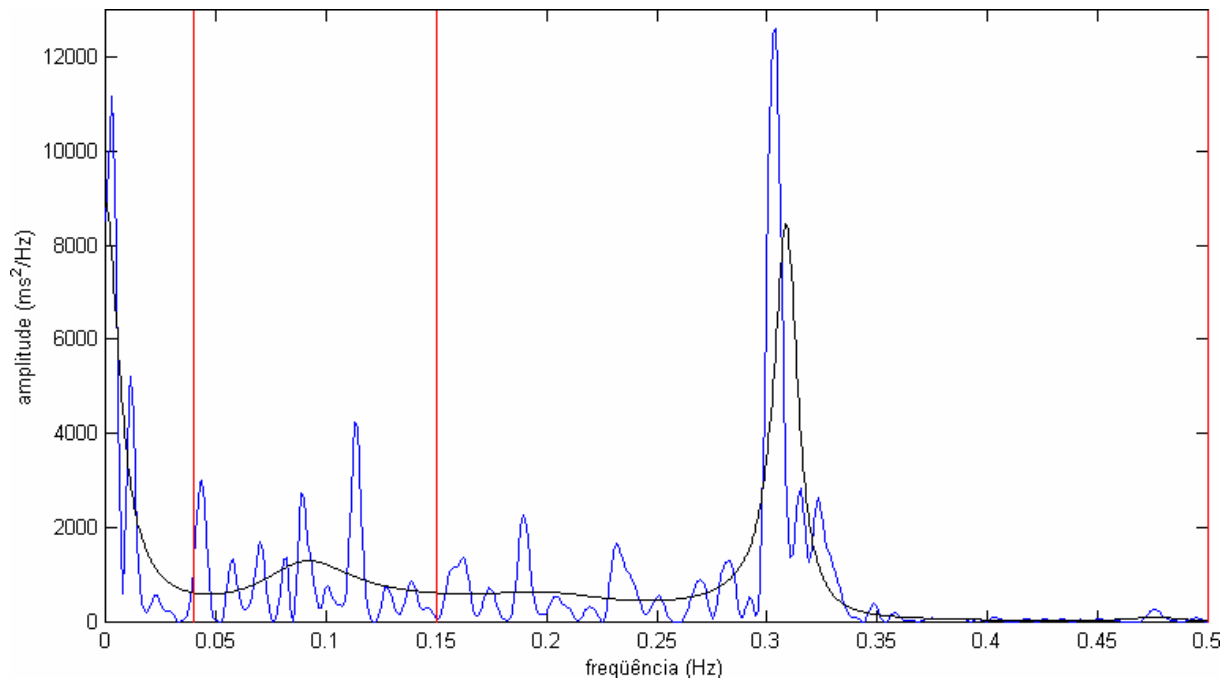


Fig. 3.12 Espectro de potência de Fourier *vs.* espectro de potência calculado com modelagem auto-regressiva. Os vários picos percebidos na banda LF são representados por um único pico mais grosso, tornando o gráfico mais claro e a visualização mais objetiva.

Por este motivo, um espectrograma auto-regressivo, construído de maneira análoga ao espectrograma de Fourier, mas que utiliza o modelo AR no lugar da DFT, tem uma visualização mais amigável, especialmente aos médicos que utilizarão a ferramenta.

A análise tempo-frequencial da HRV baseada em modelagem AR já foi proposta por um grupo italiano de engenheiros biomédicos [12][19][20], mas a técnica utilizada por eles é ligeiramente diferente da usada neste trabalho. Na proposta original, não há interpolação do sinal de HRV. Os coeficientes do modelo AR são atualizados a cada batimento, sendo estimados com base no novo intervalo e nos coeficientes anteriores.

Mas o espectrograma auto-regressivo, ou espectrograma AR, pode ser calculado de maneira mais simples e mais precisa, utilizando interpolação por *splines* cúbicas. O que se propõe é construir o espectrograma AR da mesma forma que se constrói o gráfico baseado na STFT,

mas utilizando o modelo AR no lugar da transformada de Fourier. Com isso evita-se as aproximações causadas pelo uso de um fator de esquecimento, como na técnica italiana, além de evitar-se as distorções devido à amostragem não uniforme do sinal RR.

Assim, o espectrograma AR é ilustrado na Fig. 3.13, onde é possível notar que a resolução temporal é tão boa quanto a conseguida com o espectrograma de Fourier, e a resolução espectral melhora à medida que se aumenta a ordem do modelo.

Mas a principal vantagem do espectrograma AR é que a resolução freqüencial é pouco afetada pelo tamanho da janela [18]. Dessa forma, consegue-se boa resolução espectral mesmo com janelas curtas, melhorando também a resolução temporal (Fig. 3.14).

Outra demonstração de que o espectrograma AR fornece boa definição das componentes simpática e parassimpática, mesmo com janelas estreitas, pode ser obtida ao comparar o espectrograma da Fig. 3.15 com os obtidos com a STFT e a CWT, apresentados anteriormente nas Figs. 3.2 e 3.10, respectivamente.

Um último teste é agora apresentado, utilizando um sinal RR simulado. O modelo IPFM (Integral Pulse Frequency Modulation) [21] consiste em uma equação matemática que procura modelar o controle do sistema nervoso sobre a freqüência cardíaca. Esse modelo é baseado na hipótese de que as influências simpática e parassimpática podem ser modeladas por senóides, e a combinação dessas senóides forma um sinal que é modulado pelo coração, resultando na variabilidade da freqüência cardíaca. No modelo, os batimentos cardíacos acontecem quando a integral do sinal modulante atinge um limiar. Na equação (3.4), onde T é o período cardíaco médio, e $m(t)$ é o sinal modulante, os disparos do “nódulo sinoatrial” ocorrem nos instantes t_k em que k assume valores inteiros.

$$k = \int_0^{t_k} \frac{1 + m(t)}{T} dt \quad (3.4)$$

O sinal RR simulado apresentado na Fig. 3.16 foi criado com um sinal modulante composto por duas senóides, de 0.1 Hz e 0.25 Hz. A componente de 0.1 Hz começa forte, e sua amplitude decai linearmente a zero ao longo do sinal. Já a componente de 0.25 Hz começa com amplitude zero, e vai crescendo até ter a mesma amplitude que a componente de 0.1 Hz tem no começo do sinal. Para o espectrograma de Fourier e o espectrograma AR foram usados janela de Hanning de 32 segundos, e a ordem do modelo AR é 12.

O teste com o sinal simulado comprova o que já havia sido observado com as senóides e com sinais reais. O escalograma apresenta melhor resolução temporal, mas a clareza do

espectrograma AR, em especial na banda HF, é muito maior. Com resolução temporal equivalente à da técnica AR, o espectrograma de Fourier é a pior opção em termos de resolução espectral.

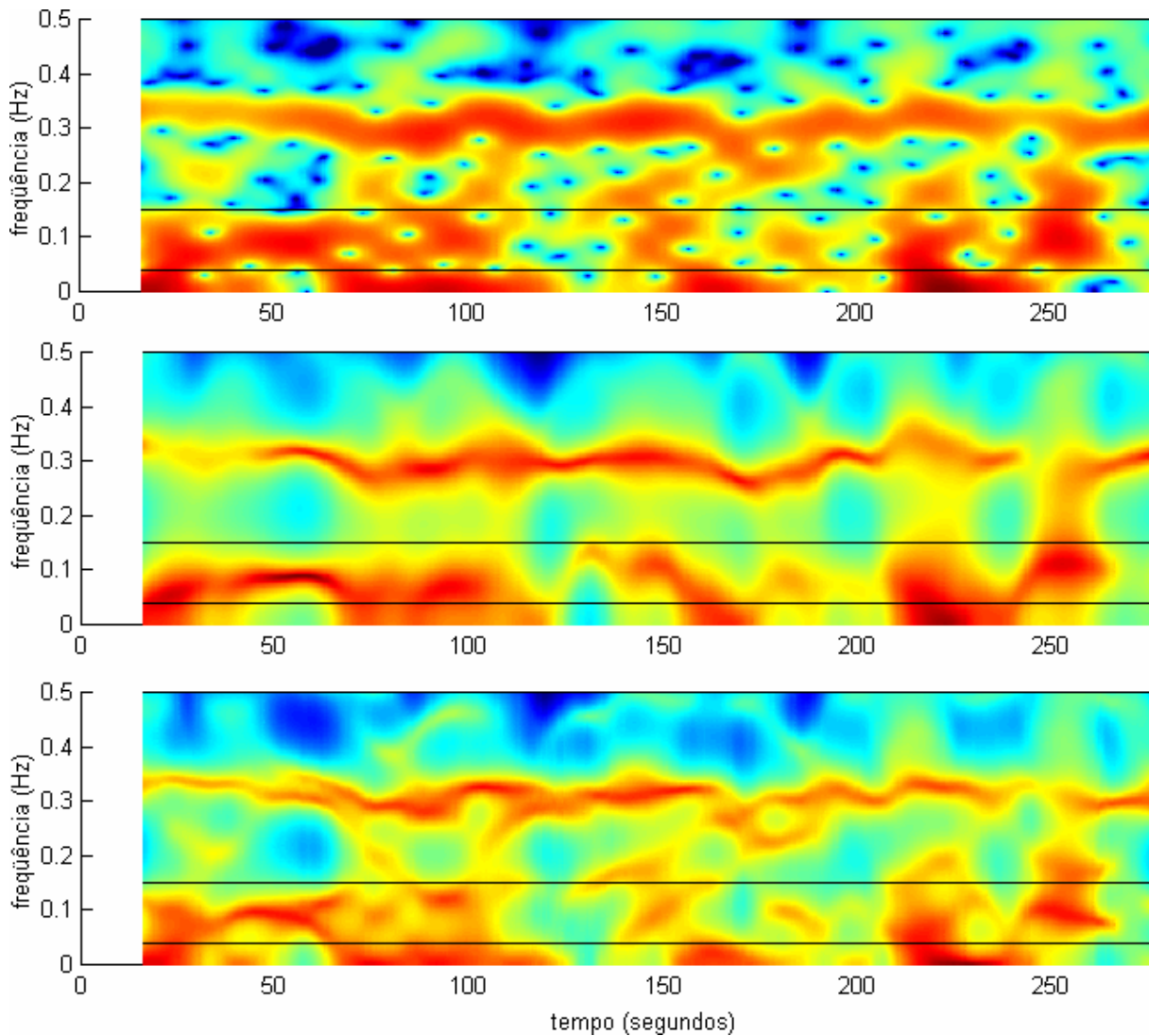


Fig. 3.13 Comparação entre o espectrograma de Fourier (em cima) e espectrograma AR, calculado com ordens 12 (no centro) e 30 (em baixo). Os dois se equivalem em resolução temporal, mas o espectrograma AR tem boa resolução espectral mesmo para ordens baixas, além de propiciar uma visualização mais objetiva.

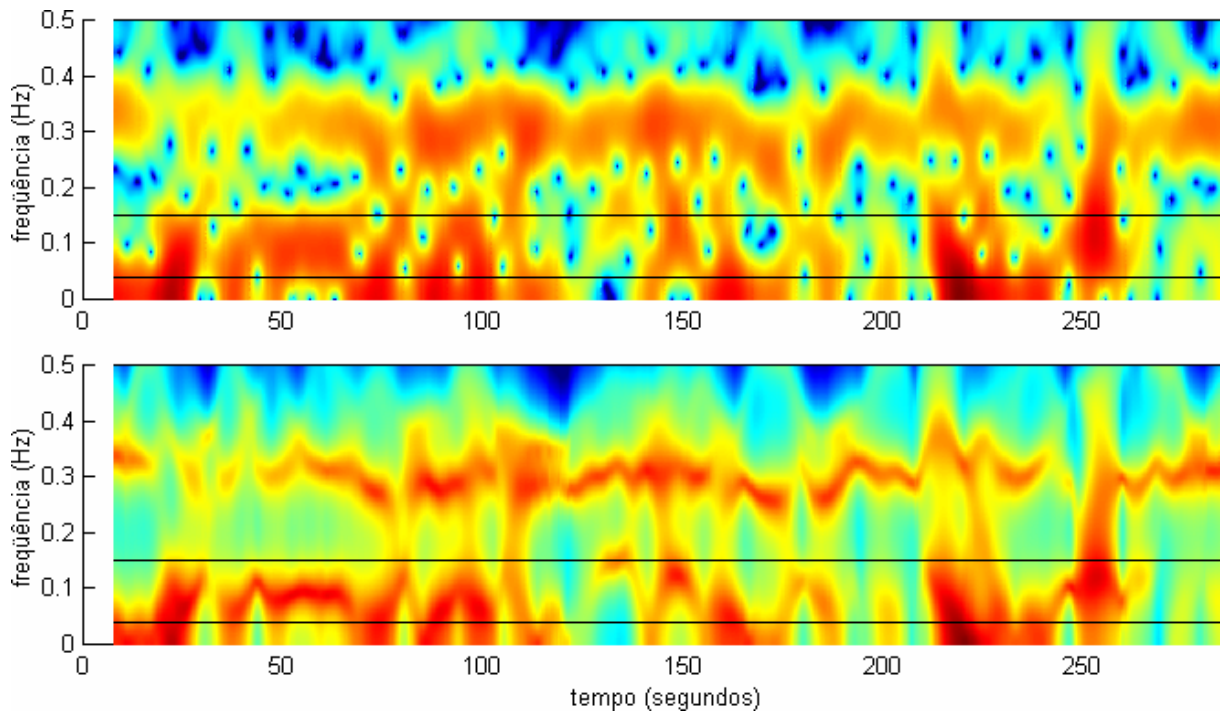


Fig. 3.14 Espectrogramas de Fourier (acima) e auto-regressivo (abaixo) calculados com janela de 16 segundos (4 Hz). Uma boa resolução temporal é alcançada com espectrograma AR, sem comprometer a resolução espectral. A ordem do modelo auto-regressivo utilizado é 12.

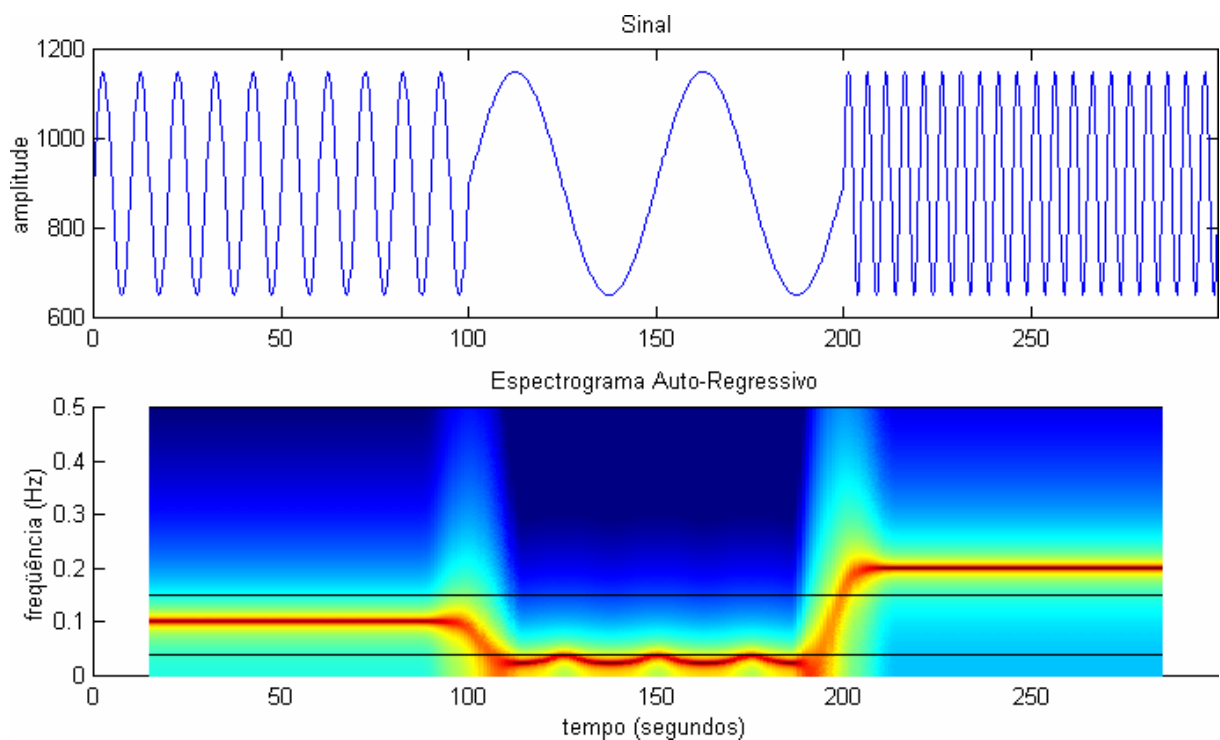


Fig. 3.15 Espectrograma AR (ordem 2 e janela de Hanning de 30 segundos) de um sinal formado por três senóides de frequências diferentes (0.10 Hz, 0.02 Hz e 0.20 Hz respectivamente) que se alternam no tempo.

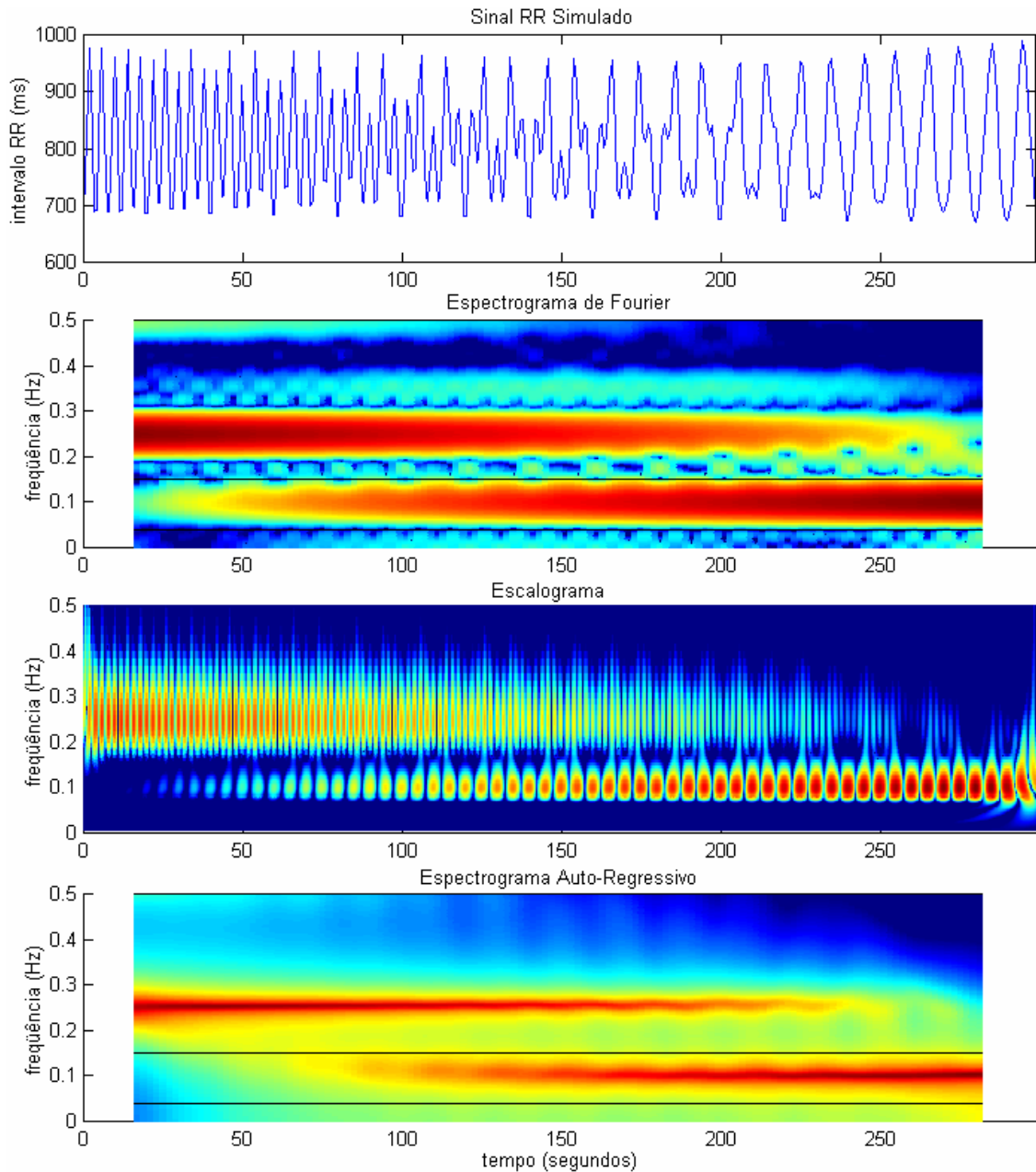


Fig. 3.16 Espectrogramas de um sinal RR simulado.

Assim, dentre as três técnicas apresentadas, o espectrograma auto-regressivo foi o que apresentou gráficos com melhor clareza. Apesar de ser uma aproximação do espectrograma de Fourier, e de ter limitações quando comparado a técnicas mais modernas (como o espectrograma wavelet), o espectrograma auto-regressivo mostrou boa resolução tempo-freqüencial.

Resta agora definir os melhores parâmetros para o espectrograma AR do ponto de vista da análise de HRV, em especial a ordem do modelo AR, e o comprimento e tipo de janela a ser utilizada para o cálculo. Definidos esses parâmetros, poderá ser implementada uma ferramenta de análise capaz de extrair índices tempo-freqüenciais dos sinais RR, e de fornecer gráficos com mais informações sobre a variação do equilíbrio simpático-parassimpático ao longo do tempo.

4. ESTUDO SOBRE A ORDEM DO MODELO AUTO-REGRESSIVO

Definido o objetivo de implementar uma ferramenta de análise tempo-freqüencial do HRV baseada no modelo auto-regressivo, tornou-se necessário um estudo mais aprofundado sobre os parâmetros utilizados para o cálculo do espectrograma AR: a ordem do modelo, a taxa de interpolação, e o tipo e comprimento da janela. É necessário avaliar também a relação entre esses parâmetros, e sua influência nos índices a serem obtidos.

Pretende-se esclarecer neste capítulo qual a ordem ótima do modelo AR para cada comprimento de janela, a taxas diferentes de interpolação. Para isso, serão usados critérios para determinação da ordem ótima do modelo AR. Portanto, o primeiro passo deste estudo é analisar a eficiência desses critérios, e determinar qual critério será utilizado nos testes.

4.1 CRITÉRIOS PARA DETERMINAÇÃO DA ORDEM ÓTIMA PARA O MODELO AR

Dentre os critérios para seleção de ordem do modelo AR encontrados na literatura, cinco foram avaliados neste trabalho: FPE, AIC, MDL, CAT e BIC. Esses critérios ponderam a variância do erro de predição do modelo para determinar que ordem minimiza esse erro, sem acarretar em esforço computacional excessivo devido à escolha de uma ordem desnecessariamente elevada. O número de amostras do sinal de entrada também é levado em consideração no cálculo.

Dois critérios foram propostos por Akaike. O primeiro, o *final prediction error* (FPE) [22], seleciona a ordem do modelo AR de modo que seja minimizada a variância do erro de predição, sem acarretar em uma ordem desnecessariamente grande. O erro de predição é a excitação que deve ser filtrada com os coeficientes do modelo AR calculado de modo a obter o sinal analisado. Em (4.1), à medida que se aumenta a ordem, a variância diminui, e o termo entre parênteses cresce, de modo que a ordem ótima é aquela que implica no ponto de mínimo da curva:

$$FPE[p] = \rho_p \left(\frac{N + (p + 1)}{N - (p + 1)} \right) \quad (4.1)$$

Na equação, ρ_p é a variância do erro de predição para a ordem p , e N é o número de amostras. O outro critério proposto por Akaike usa uma maneira diferente para mensurar a

penalidade pelo uso de coeficientes auto-regressivos adicionais. Assim, segundo o *Akaike information criterion* (AIC) [23], a ordem ótica para o modelo auto-regressivo que representa uma série é aquela que minimiza a equação (4.2).

$$AIC[p] = N \ln(\rho_p) + 2p \quad (4.2)$$

Para valores grandes de N , os dois critérios fornecem resultados praticamente idênticos, como foi verificado nos testes descritos mais adiante. Segundo [18], os dois critérios funcionam bem para processos puramente auto-regressivos, mas não apresentam resultados confiáveis quando utilizados para estimar a ordem ótica de sinais reais. Além disso, Kashyap [24] chamou atenção para o fato de que o AIC é estatisticamente inconsistente, uma vez que a probabilidade de erro na escolha da ordem ótica não tende a zero à medida que N tende a infinito. Por isso, esse critério tende a sugerir ordens mais elevadas à medida que se aumenta a duração do sinal, assim como o FPE.

Em resposta a isso, Rissanen [25] desenvolveu o *minimum description length* (MDL), no qual o termo $2p$ foi substituído por $p \ln(N)$, que cresce com N mais rápido que com p . Assim, o MDL (4.3) é dito ser estatisticamente consistente nesse aspecto.

$$MDL[p] = N \ln(\rho_p) + p \ln(N) \quad (4.3)$$

O quarto critério avaliado neste trabalho foi proposto por Parzen [26] e se chama *criterion autoregressive transfer function* (CAT). A ordem p é escolhida para ser aquela que minimiza a diferença entre os erros quadráticos médios do verdadeiro filtro de predição de erro (o qual pode ter comprimento infinito) e o filtro estimado através do modelo AR. Parzen mostrou que essa diferença pode ser calculada sem que se conheça o filtro de predição de erro verdadeiro, através de (4.4).

$$CAT[p] = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^p \frac{1 - j/N}{\rho_j} \right) - \frac{1 - p/N}{\rho_p} \quad (4.4)$$

O quinto e último critério abordado aqui é o *bayesian information criterion* (BIC), baseado em argumentos estatísticos bayesianos [27][28][29]. Apesar de menos difundido que os demais critérios, segundo Itiki [30], este critério mostrou-se uma boa alternativa para a estimativa da

ordem na modelagem AR de sinais eletromiográficos de agulha. Nesse mesmo trabalho, Itiki observou que os critérios FPE, AIC e CAT apresentaram resultados semelhantes entre si, todos sugerindo ordens exageradamente elevadas para a modelagem. Já o MDL se mostrou mais compacto, e o BIC foi o que se apresentou mais adequado para o EMG de agulha. Para verificar se o mesmo acontece com o HRV, incluiu-se neste trabalho o BIC, que é descrito pela equação (4.5), onde ρ_x é a variância do sinal do qual está se estimando a ordem ótima para modelagem AR.

$$BIC[p] = N \ln(\rho_p) - (N - p) \ln\left(1 - \frac{p}{N}\right) + p \ln(N) + p \ln\left[\frac{1}{p} \left(\frac{\rho_x}{\rho_p} - 1\right)\right] \quad (4.5)$$

A referência [18] sugere que na análise final deve se submeter os resultados a um julgamento subjetivo, uma vez que dependendo do tipo de sinal analisado, estes critérios podem não funcionar bem, como já foi observado por diversos pesquisadores. Neste trabalho, esta análise final será realizada observando como a escolha da ordem afeta os índices espectrais.

4.2 AVALIAÇÃO DOS CRITÉRIOS APRESENTADOS

Os cinco critérios apresentados no item 4.1 foram implementados no MATLAB e a eles foram submetidos 32 sinais de HRV de indivíduos saudáveis [31] [32], 13 sinais de indivíduos com doença de Chagas orgânica (formas cardíaca ou digestiva) [32] e 13 de indivíduos com hipertensão arterial leve a moderada [33]. As séries de RR foram fornecidas pelo Laboratório Cardiovascular (Faculdade de Medicina/UnB) e têm, em média, 5 minutos cada. O objetivo é analisar sinais com características espectrais diferentes, para que os resultados obtidos possam ser aplicáveis às mais variadas classes de doenças.

Para este primeiro teste, os sinais foram interpolados com *splines* cúbicas à taxa de 4 Hz, por ser a taxa mais utilizada na literatura. O resultado é apresentado na Fig. 4.1, que mostra histogramas que indicam com que frequência cada ordem foi escolhida como ótima, por cada critério, para cada classe de indivíduos. Em cada histograma também é indicada a ordem ótima média, bem como seu desvio padrão.

Os resultados mostram que os critérios FPE, AIC e CAT se equivalem para sinais de HRV com este número de amostras (1200). O MDL se revelou de fato mais eficiente que o popular AIC, no sentido de agrupar melhor os sinais em torno de ordens mais baixas. Neste

primeiro teste, o BIC sugeriu ordens ainda mais baixas que o MDL, e agrupou melhor os sinais, resultando em desvios padrões menores.

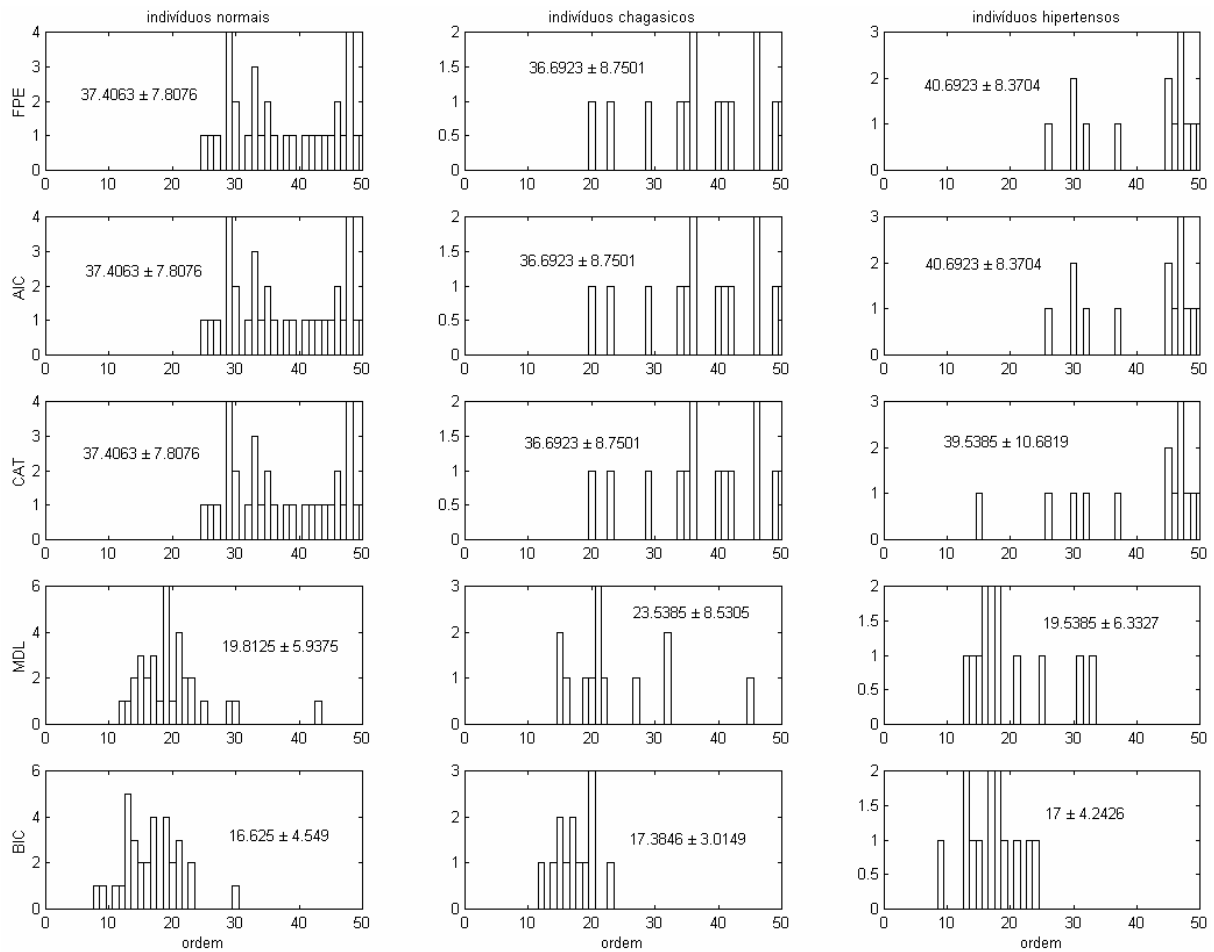


Fig. 4.1 Resultado da estimação da ordem ótima para sinais de 5 minutos amostrados a 4 Hz.

A deficiência dos critérios FPE, AIC e CAT frente a sinais com muitas amostras fica evidente ao se observar uma curva gerada através das funções desses critérios. A Fig. 4.2 apresenta a curva do FPE e a curva BIC calculadas para um sinal de HRV de um indivíduo saudável. A curva FPE serve para ilustrar também o que acontece com o AIC e o CAT, pois o resultado é muito parecido. A curva BIC, por sua vez, é semelhante à curva MDL.

O que se observa é que as duas curvas decaem rapidamente até a ordem 13, que aparentemente é a ordem ótima para modelagem AR deste sinal RR. A curva BIC apresenta um vale nessa ordem, e a partir daí volta a subir linearmente. Assim, os critérios BIC e MDL tem como ponto de mínimo, em geral, ordens mais baixas. Já a curva FPE, após a ordem 13, continua a cair lentamente até uma ordem elevada, formando um patamar, até que finalmente começa a subir. Desse modo, o ponto de mínimo das funções FPE, AIC e CAT está quase sempre em uma

ordem mais elevada que o das funções BIC e MDL. Esse patamar observado explica também porque os histogramas daqueles critérios se mostraram tão espalhados, quase uniformes.

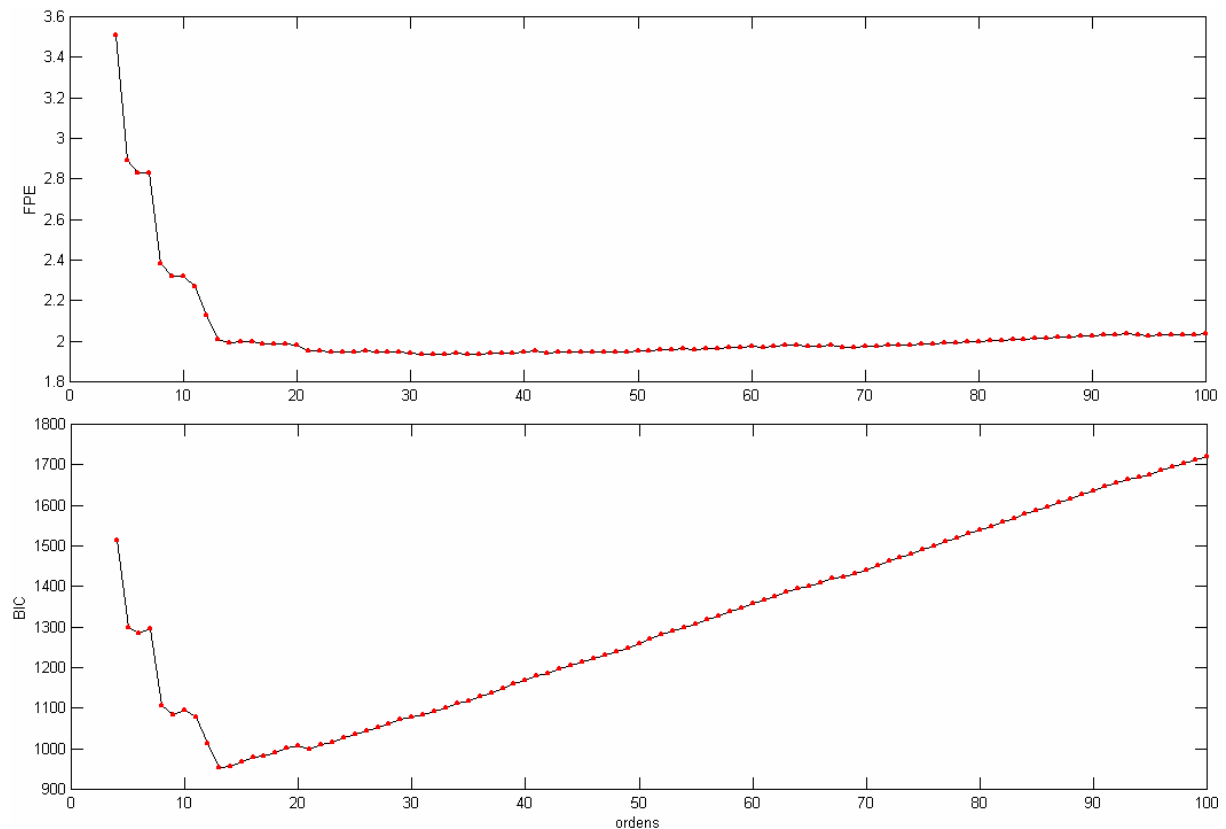


Fig. 4.2 Curvas características dos critérios FPE e BIC. Para o AIC e o CAT, são observadas curvas semelhantes às do critério FPE. A curva do MDL é similar à do BIC.

A Fig. 4.3 mostra que resultados semelhantes foram encontrados para sinais de 100 segundos (obtidos dividindo cada sinal de 5 minutos em três partes de comprimentos iguais), o que demonstra que de fato os critérios BIC e MDL são mais apropriados para o HRV.

Com base nestes resultados, os critérios FPE, AIC e CAT foram descartados. Assim, os próximos testes serão realizados com os critérios MDL e BIC. Como o critério BIC sugere ordens mais baixas que o MDL, serão apresentados somente os resultados obtidos para aquele método.

4.3 CÁLCULO DA ORDEM ÓTIMA SEGUNDO O CRITÉRIO BIC

O primeiro teste feito com o critério BIC visa estimar a ordem ótima para diferentes comprimentos de janela, a diferentes taxas de interpolação. Assim, fixando o tipo de janela, foram realizados testes usando a mesma base de dados utilizada nos testes preliminares. Para

obter os sinais mais curtos, cada série RR foi dividida em vários segmentos menores. As Tabelas 4.1, 4.2 e 4.3 apresentam os resultados (ordem ótima média e desvio padrão médio) para as taxas de 4, 2 e 1 Hz respectivamente.

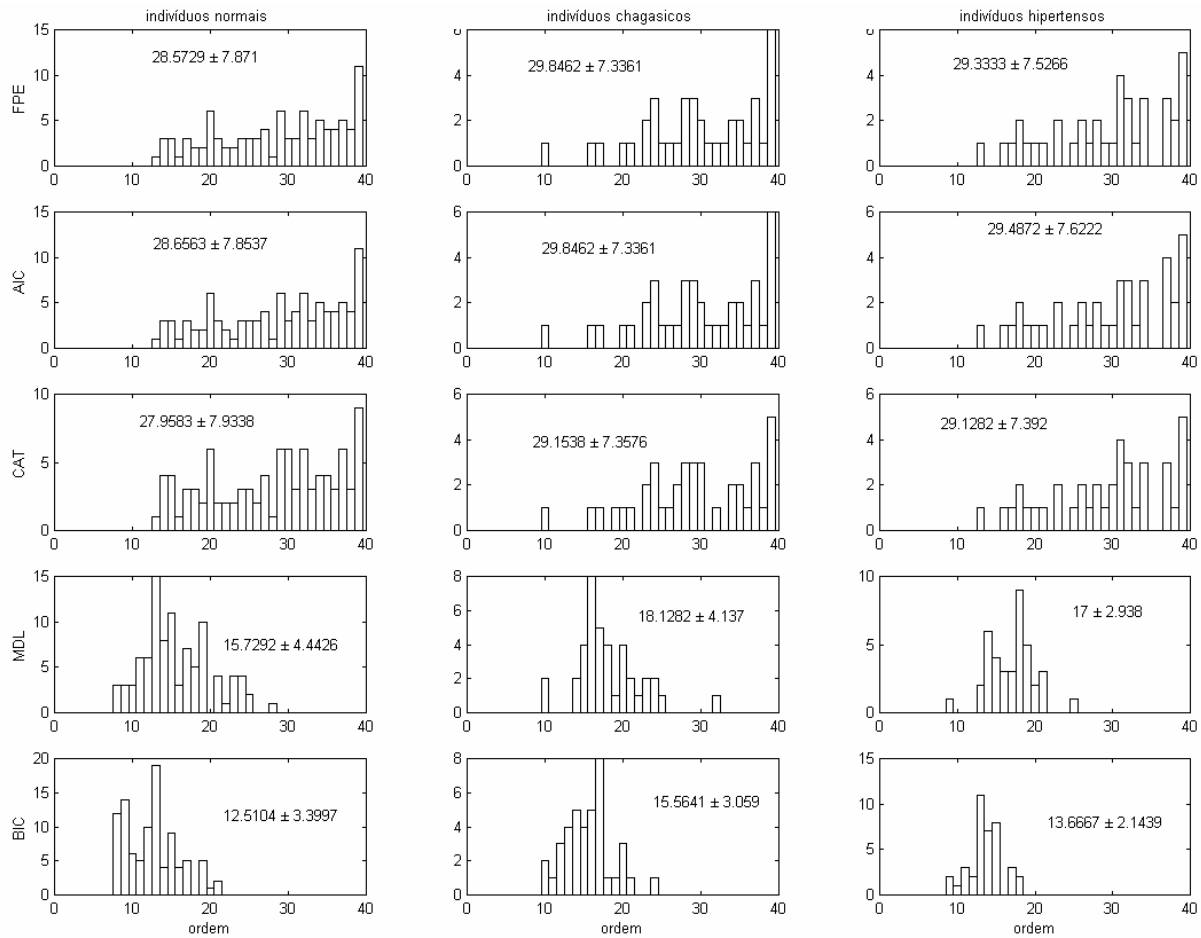


Fig. 4.3 Resultado da estimação da ordem ótima para sinais de 100 segundos interpolados à taxa de 4 Hz.

Tabela 4.1 Variação da ordem ótima BIC em função do comprimento da janela à taxa de 4 Hz

Comprimento da janela de Hanning	Ordem ótima e desvio padrão médios para interpolação a 4 Hz		
	Indivíduos Normais	Chagásicos	Hipertensos
300 segundos	16.63 ± 4.55	17.38 ± 3.02	17.00 ± 4.24
100 segundos	12.51 ± 3.40	15.56 ± 3.06	13.67 ± 2.14
60 segundos	10.60 ± 2.84	13.74 ± 2.88	11.80 ± 2.26
30 segundos	8.06 ± 2.45	10.31 ± 2.38	8.80 ± 2.27
15 segundos	4.86 ± 1.34	5.97 ± 2.06	5.88 ± 1.94

Tabela 4.2 Variação da ordem ótima BIC em função do comprimento da janela à taxa de 2 Hz

Comprimento da janela de Hanning	Ordem ótima e desvio padrão médios para interpolação a 2 Hz		
	Indivíduos Normais	Chagásicos	Hipertensos
300 segundos	11.19 ± 2.67	14.15 ± 3.29	13.54 ± 3.99
100 segundos	9.41 ± 2.02	11.44 ± 2.68	10.51 ± 2.79
60 segundos	8.55 ± 2.05	9.91 ± 2.47	8.54 ± 2.51
30 segundos	7.33 ± 1.75	7.62 ± 2.18	7.05 ± 1.89
15 segundos	5.30 ± 1.50	5.30 ± 1.69	5.32 ± 2.00

Tabela 4.3 Variação da ordem ótima BIC em função do comprimento da janela à taxa de 1 Hz

Comprimento da janela de Hanning	Ordem ótima e desvio padrão médios para interpolação a 1 Hz		
	Indivíduos Normais	Chagásicos	Hipertensos
300 segundos	6.19 ± 2.32	3.62 ± 2.93	7.77 ± 5.40
100 segundos	5.00 ± 2.50	2.74 ± 2.19	4.74 ± 3.76
60 segundos	4.25 ± 2.12	2.89 ± 2.23	3.58 ± 3.76
30 segundos	3.68 ± 3.06	2.83 ± 3.17	3.90 ± 4.70
15 segundos	3.56 ± 2.43	3.39 ± 2.88	3.72 ± 2.96

A análise dessas tabelas por meio de gráficos (Figs. 4.4, 4.5 e 4.6), mostra que a ordem ótima cresce à medida que se aumenta o comprimento da janela. As curvas da Fig. 4.6 apresentam um comportamento peculiar para os comprimentos menores de janela. Isso acontece porque, à taxa de amostragem de 1 Hz, o número de amostras nas janelas mais curtas é muito pequeno. Por isso, com alguns sinais não foi possível calcular a curva BIC para ordens mais altas, o que distorceu bastante a estimativa da ordem ótima média para essas janelas. Além disso, devido ao fato de alguns sinais de HRV apresentarem componentes não-desprezíveis acima da frequência de 0,5 Hz, não é recomendável o uso da taxa de 1 Hz para a interpolação da série de intervalos RR.

Os resultados das Tabelas 4.1, 4.2 e 4.3 permitem ainda verificar como a ordem ótima varia em função da taxa de interpolação. Como esperado, a ordem ótima cresce à medida em que se aumenta a frequência de amostragem, como pode ser observado na Fig. 4.7.

É conveniente avaliar também a influência da escolha do tipo de janela no cálculo da ordem ótima. Para esse estudo, foi fixada a taxa de amostragem em 4 Hz. Os testes foram realizados para três comprimentos de janela, como mostram as Tabelas 4.4, 4.5 e 4.6.

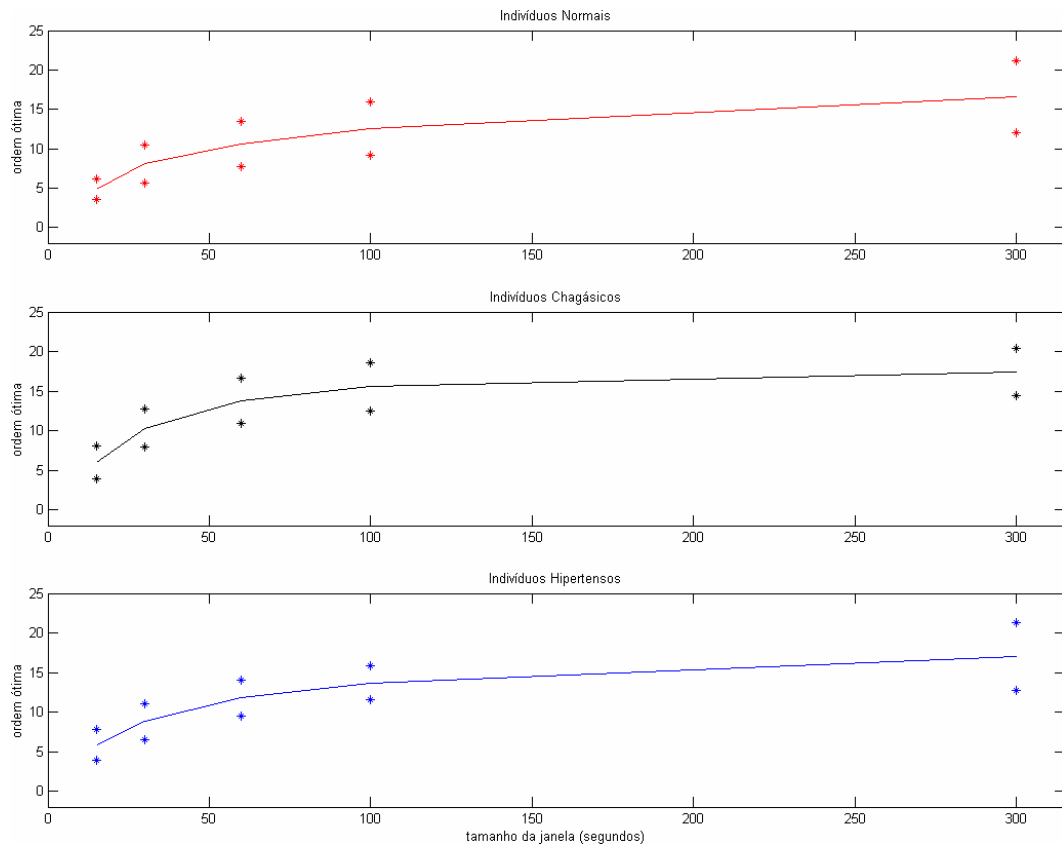


Fig. 4.4 Variação da ordem ótima BIC à taxa de 4 Hz, em função do comprimento da janela.

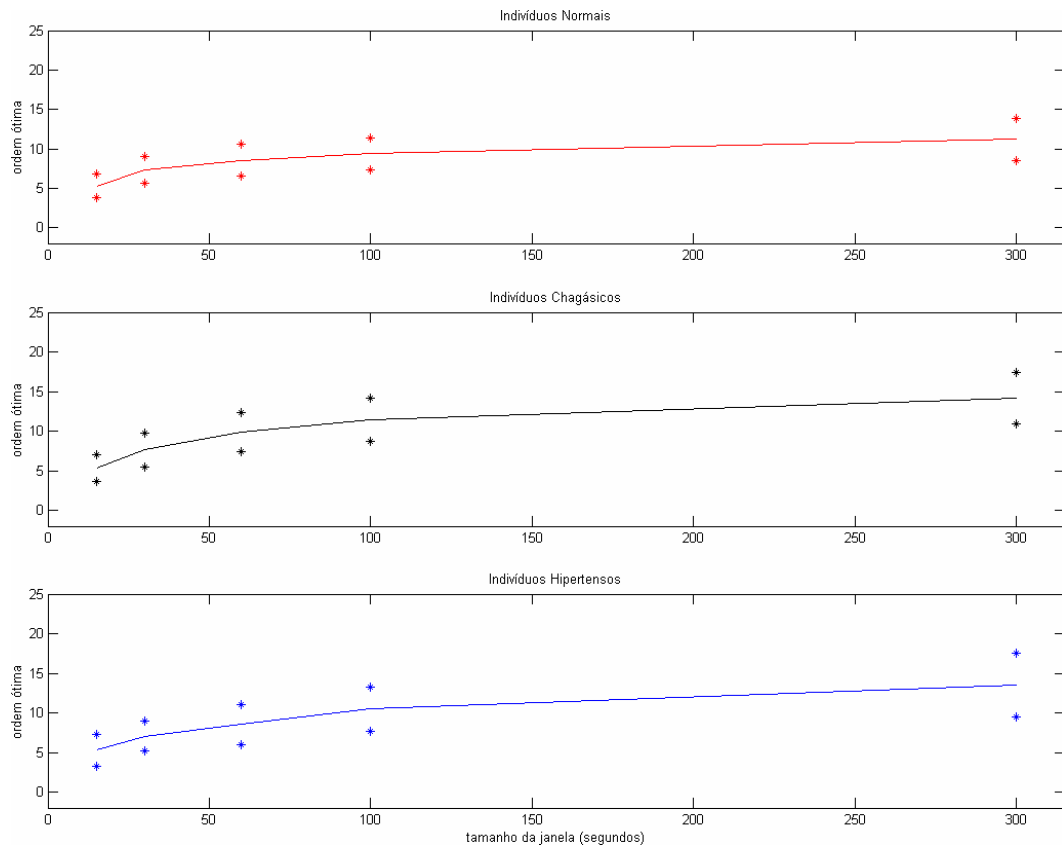


Fig. 4.5 Variação da ordem ótima BIC à taxa de 2 Hz, em função do comprimento da janela.

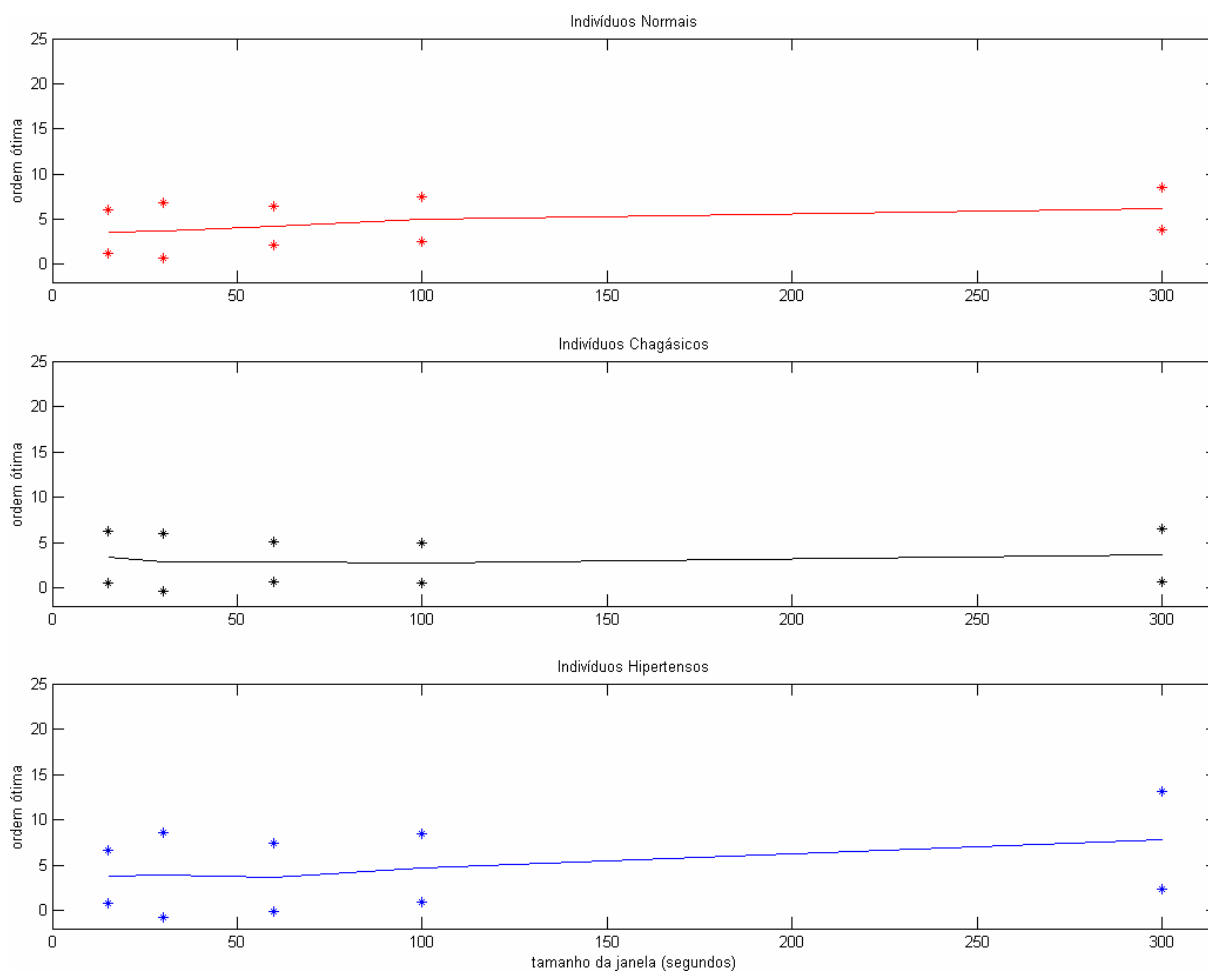


Fig. 4.6 Variação da ordem ótima BIC à taxa de 1 Hz, em função do comprimento da janela.

Os resultados mostram que, para comprimentos menores, a janela de Bartlett exige ordem mais baixa que as demais janelas. No entanto, para as janelas de Hamming, Hanning e Blackman, que propiciam espectrogramas um pouco mais claros, as ordens ótimas médias estimadas são aproximadamente iguais. Portanto, pode-se afirmar que, neste caso, o tipo de janela utilizado não influencia a escolha da ordem da modelagem auto-regressiva.

Para verificar se as ordens sugeridas pelo BIC são mesmo as mais adequadas para a análise espectral da HRV, no próximo capítulo será analisada a influência da ordem do modelo AR no cálculo de índices espectrais. Com esse estudo será possível definir com mais segurança quais são as ordens que minimizam erros na estimativa desses índices.

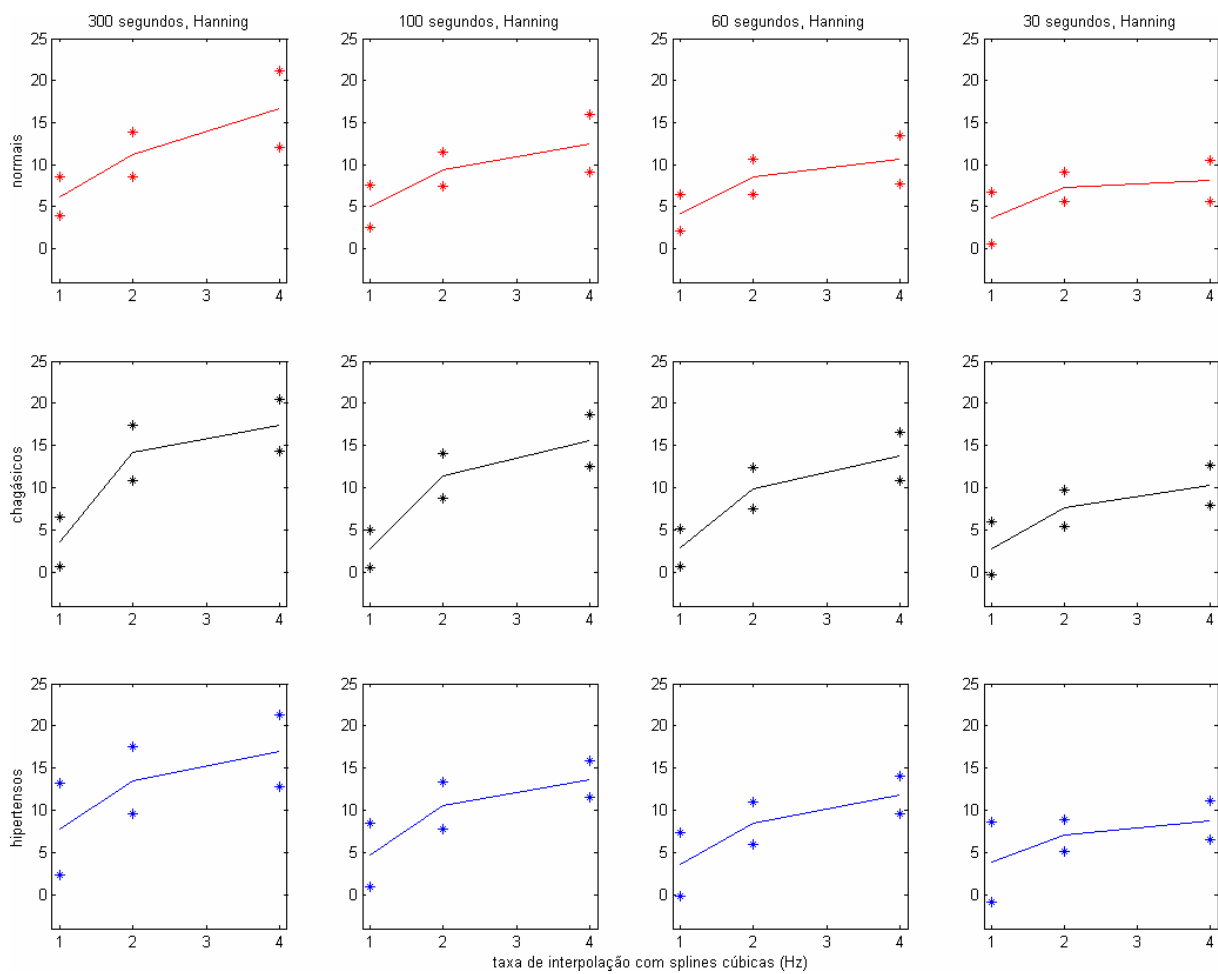


Fig. 4.7 Variação da ordem ótima BIC em função da taxa de interpolação para diferentes comprimentos da janela de Hanning.

Tabela 4.4 Ordem ótima média e desvio padrão médio para sinais de 300 segundos/4 Hz, em função do tipo de janela (critério BIC).

Tipo de janela	Indivíduos Normais	Chagásicos	Hipertensos
Retangular	14.97 ± 3.95	18.23 ± 3.85	16.46 ± 3.18
Bartlett	15.91 ± 3.91	17.38 ± 3.01	16.62 ± 3.75
Hamming	16.41 ± 4.02	17.38 ± 3.01	17.08 ± 4.09
Hanning	16.63 ± 4.55	17.38 ± 3.01	17.00 ± 4.24
Blackman	17.16 ± 4.69	17.31 ± 3.04	16.85 ± 4.70

Tabela 4.5 Ordem ótima média e desvio padrão médio para sinais de 60 segundos/4 Hz, em função do tipo de janela (critério BIC).

Tipo de janela	Indivíduos Normais	Chagásicos	Hipertensos
Retangular	10.48 ± 2.62	13.40 ± 2.58	11.54 ± 2.50
Bartlett	10.18 ± 2.69	11.80 ± 2.73	11.17 ± 2.22
Hamming	10.48 ± 2.84	13.69 ± 2.89	11.75 ± 2.28
Hanning	10.60 ± 2.84	13.74 ± 2.88	11.80 ± 2.26
Blackman	10.68 ± 2.83	13.71 ± 2.91	12.05 ± 2.54

Tabela 4.6 Ordem ótima média e desvio padrão médio para sinais de 30 segundos/4 Hz, em função do tipo de janela (critério BIC).

Tipo de janela	Indivíduos Normais	Chagásicos	Hipertensos
Retangular	7.76 ± 2.14	10.28 ± 2.56	8.87 ± 2.06
Bartlett	6.63 ± 2.25	7.73 ± 2.21	7.87 ± 2.19
Hamming	8.08 ± 2.48	10.39 ± 2.44	8.92 ± 2.34
Hanning	8.06 ± 2.45	10.31 ± 2.38	8.80 ± 2.27
Blackman	8.00 ± 2.51	10.13 ± 2.23	8.84 ± 2.27

5. EFEITO DA ORDEM DO MODELO AR NA ANÁLISE ESPECTRAL DA HRV

No capítulo anterior, foram utilizados critérios para estimar as ordens ótimas para a modelagem auto-regressiva do sinal de HRV. Esses critérios, no entanto, levam em consideração apenas a variância do erro de predição e o número de amostras para definir as ordens ótimas. Mas no caso da análise espectral da HRV – e, por consequência, na análise tempo-freqüencial – o mais importante é que o modelo AR estime bem a potência nas faixas de freqüência importantes para o diagnóstico.

Com o objetivo de observar o efeito da escolha da ordem do modelo AR nos índices espectrais, será realizada uma nova bateria de testes com a base de sinais RR. Dessa forma, será possível afirmar com mais segurança quais ordens devem ser escolhidas de modo a não prejudicar a análise.

5.1 PROCEDIMENTO E RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Como discutido no Capítulo 2, os índices utilizados na análise espectral do sinal de HRV são calculados com base na potência em três bandas principais: VLF (0 a 0,04 Hz), LF (0,04 a 0,15 Hz) e HF (0,15 a 0,5 Hz). Portanto, ao se avaliar como a escolha da ordem afeta o cálculo da potência nessas bandas, estará se analisando a distorção nos índices espectrais.

Assim, o experimento foi realizado da forma descrita a seguir. Fixando a taxa de amostragem, assim como o tipo e comprimento da janela, variou-se a ordem do modelo AR. Foi calculada então, para cada ordem, a potência em cada uma das três bandas principais. Como o espectro de potência auto-regressivo é utilizado como uma aproximação do espectro de potência calculado através da transformada de Fourier, as potências também foram calculadas com a FFT. Assim, os resultados serviram como referência para estimar o erro médio referente a cada ordem.

Os gráficos a seguir apresentam o resultado desses testes. Cada curva foi calculada segundo a equação (5.1), onde E é o erro relativo da potência calculada em uma faixa de freqüência, N é o número de sinais diferentes utilizados no teste, p é a ordem do modelo AR, $Pot_{AR}(x,p)$ é a potência calculada com o espectro auto-regressivo de ordem p do sinal x , e $Pot_{FFT}(x)$ é a potência calculada com a FFT de 4096 pontos do sinal x .

$$E(p) = \frac{1}{N} \sum_N \left| \frac{Pot_{AR}(x, p)}{Pot_{FFT}(x)} - 1 \right| \quad (5.1)$$

Assim, os gráficos da Fig. 5.1 mostram como o erro relativo cai, em cada banda de frequência, à medida que se aumenta a ordem do modelo auto-regressivo. Os sinais de HRV têm, em média, 300 segundos, e foram interpolados à taxa de 4 Hz e multiplicados pela janela de Hanning. A coluna da esquerda (gráficos vermelhos) apresenta os resultados para os indivíduos normais, a do centro (gráficos pretos) para os pacientes chagásicos e a da direita (gráficos azuis) para os sujeitos hipertensos.

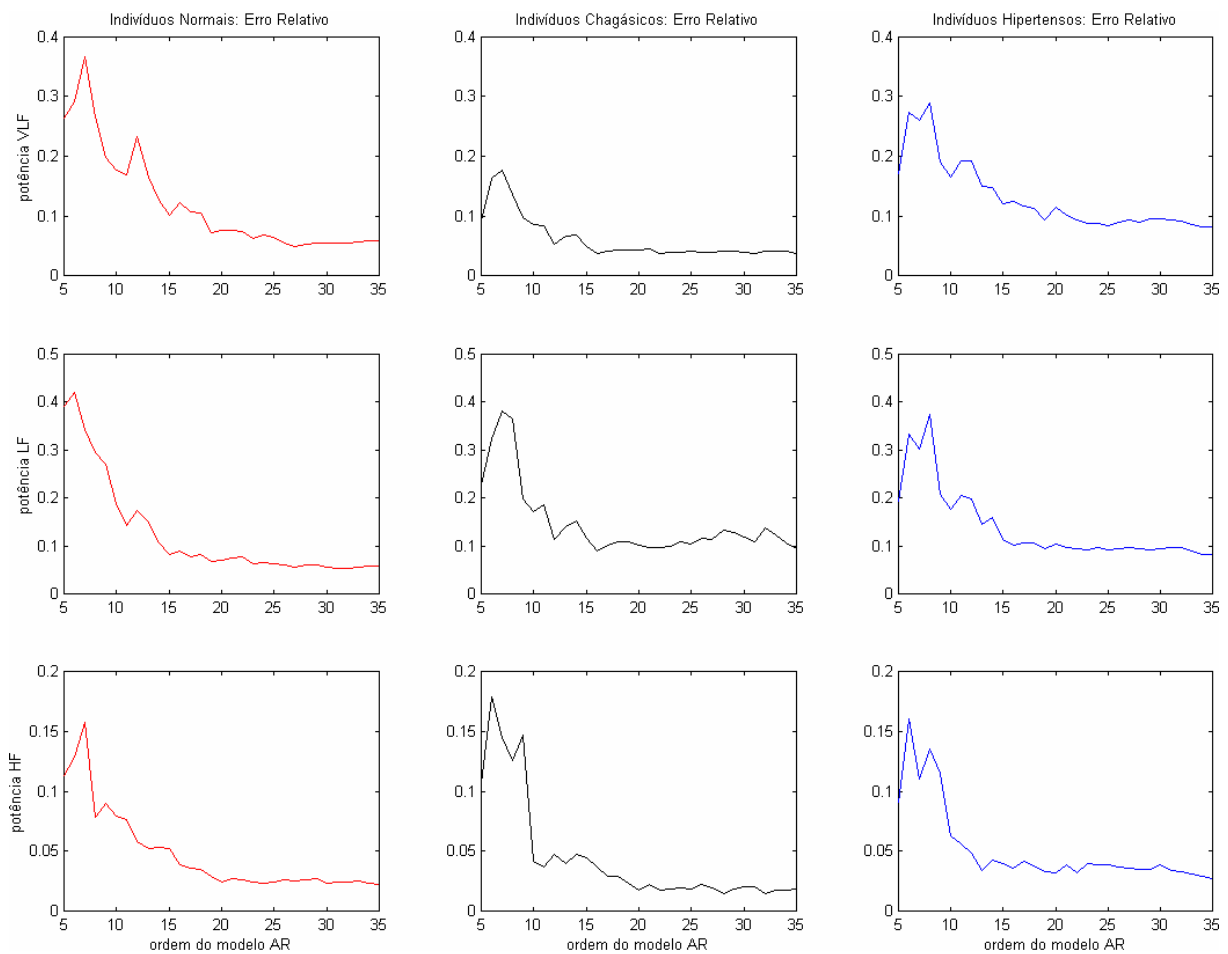


Fig. 5.1 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 300 segundos, interpolados à taxa de 4 Hz.

Analisando os gráficos da Fig. 5.1, observa-se que utilizando ordens entre 15 e 20, consegue-se um erro menor que 10%. Mas, para ordens acima de 20, o erro praticamente não

diminui. Neste caso, os resultados encontrados condizem com as estimativas de ordens ótimas obtidas com o critério BIC.

No entanto, há uma contradição. Como observado no capítulo anterior, segundo os critérios MDL e BIC, à medida que se diminui o comprimento da janela, pode-se utilizar ordens mais baixas para a modelagem auto-regressiva. Mas segundo os testes com o cálculo das potências, mesmo para janelas menores, não se deve utilizar ordens menores que 15 (Figs. 5.2, 5.3 e 5.4). Essa incoerência se deve ao fato de esses critérios usarem o número de amostras do sinal como parâmetro para o cálculo. Isso porque o sinal de HRV é relativamente estacionário, e uma janela curta do sinal tem, em geral, as mesmas características espectrais que uma janela mais longa. Por isso, não era de se esperar que a ordem devesse ser aumentada à medida que se aumenta o comprimento da janela, a não ser em casos de janelas com mais de 5 minutos.

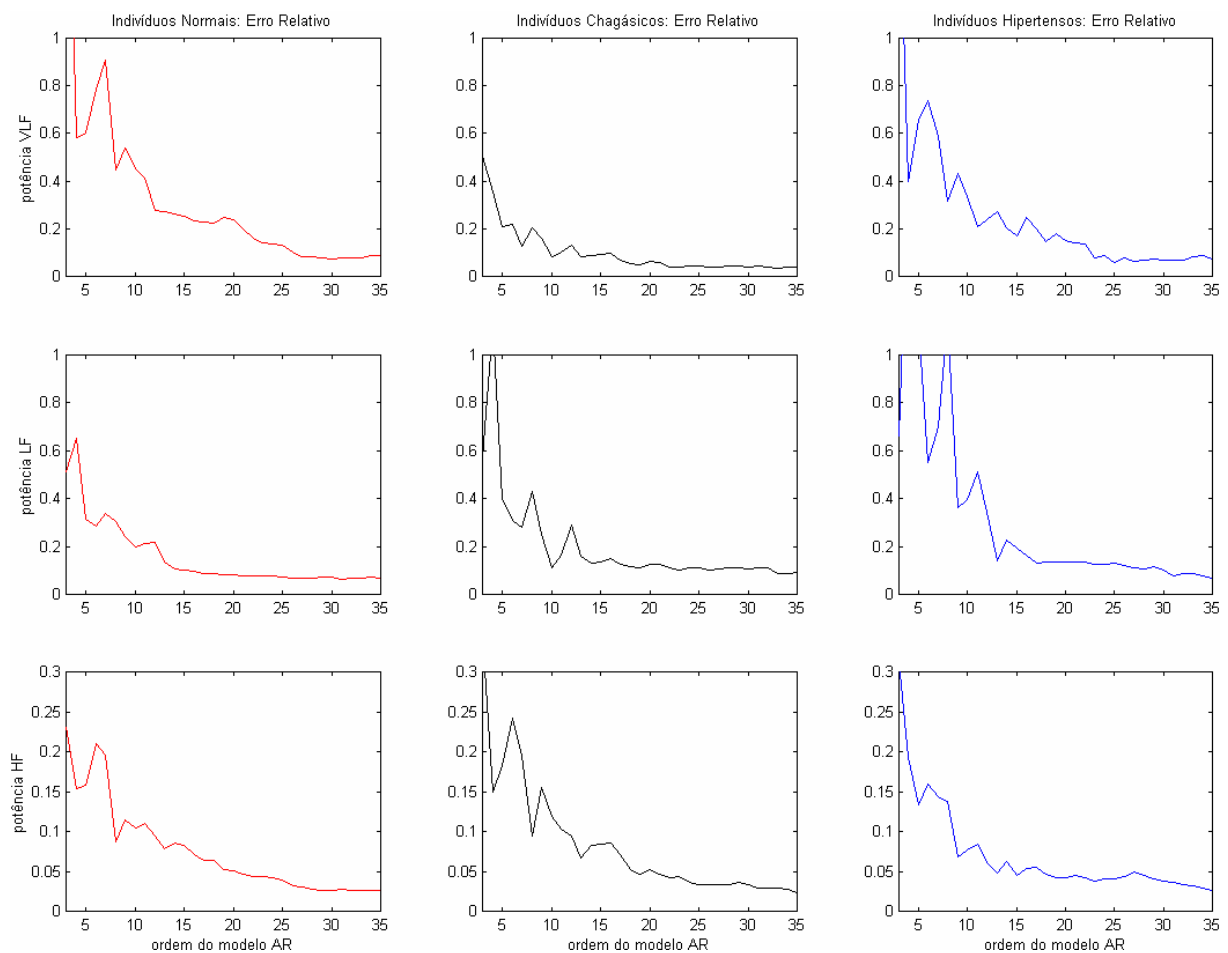


Fig. 5.2 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 60 segundos, interpolados à taxa de 4 Hz.

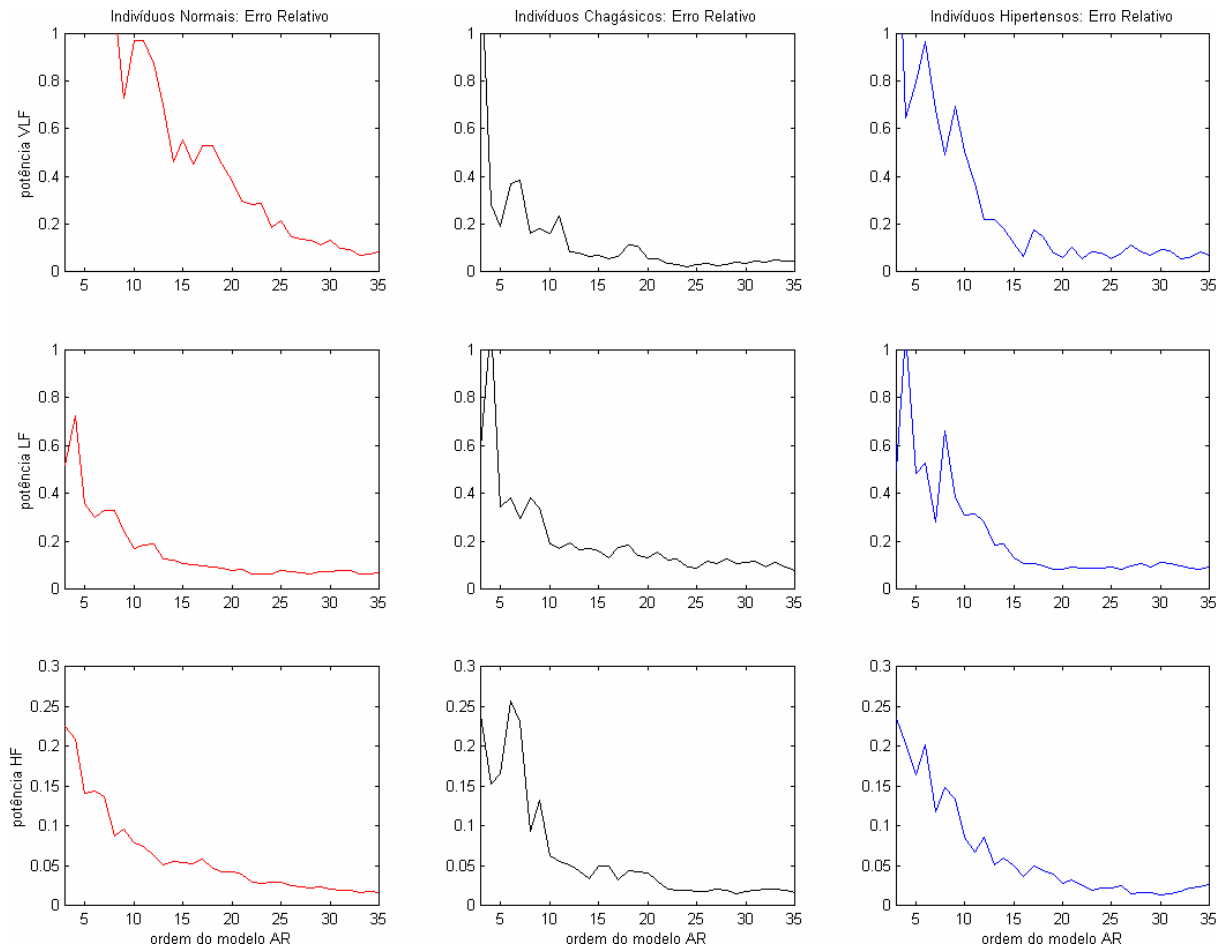


Fig. 5.3 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 30 segundos, interpolados à taxa de 4 Hz.

Portanto, baseando-se nestes resultados, conclui-se que, para a análise tempo-freqüencial de sinais de HRV interpolados a 4 Hz, deve-se utilizar ordens entre 15 e 20, não importando o comprimento da janela.

O pesquisador em HRV pode escolher uma ordem entre 15 e 20 que forneça a ele espectrogramas mais agradáveis, pois essa escolha deve afetar pouco os índices obtidos. Mas é recomendável que, para fins de comparação, utilize-se sempre a mesma ordem. Seguindo essa sugestão, pode-se ter a certeza de uma boa representação tempo-freqüencial, com a obtenção de índices coerentes.

Antes de repetir os testes para taxas de interpolação menores, julgou-se necessário confirmar se os critérios BIC e MDL realmente subestimam a ordem ótima quando se utiliza trechos curtos de um sinal estacionário. Para obter um sinal de HRV estacionário, tomou-se o modelo AR de ordem 15 de um sinal real e utilizou-se esse modelo como filtro de síntese para gerar um sinal de HRV sintetizado. Para isso, foi usada, na entrada do filtro, uma excitação com características de ruído branco e variância igual ao erro de predição calculado para o modelo AR.

A Fig. 5.5 apresenta o sinal sintetizado obtido, bem como o sinal real e seu modelo AR, ou seja, o filtro de síntese.

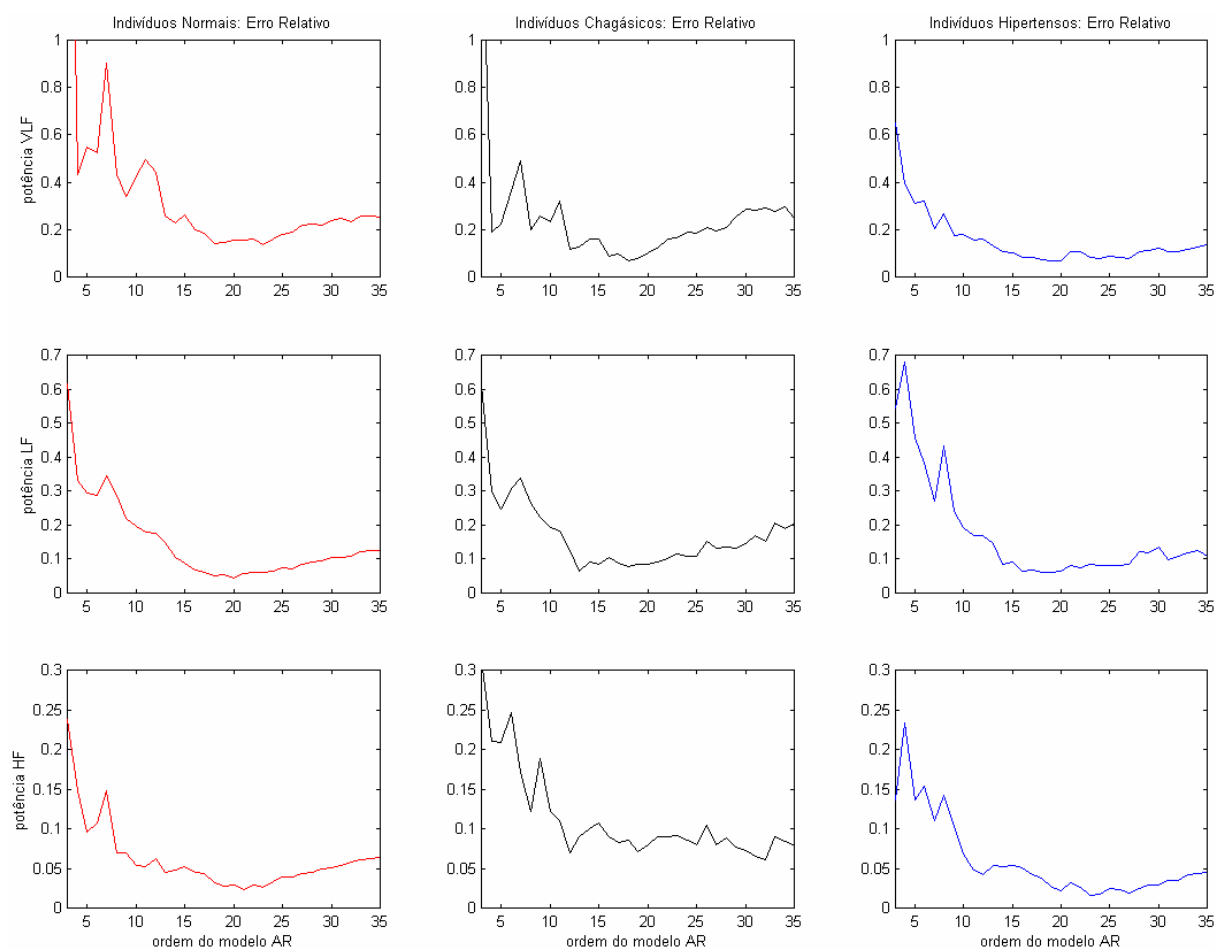


Fig. 5.4 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 15 segundos, interpolados à taxa de 4 Hz.

Então, calculou-se a ordem ótima para o sinal sintetizado utilizando os critérios MDL e BIC. Assim, ambos indicaram a ordem 14 como ótima. Então, dividiu-se o sinal sintetizado em 10 segmentos de aproximadamente 30 segundos cada, e calculou-se as ordens ótimas para cada um deles. Os resultados são apresentados na Fig. 5.6 e na Tabela 5.1.

Os resultados mostram que, mesmo para sinais estacionários, tanto o critério MDL quanto o BIC tentem a subestimar a ordem ótima quando se utiliza um segmento mais curto. Em alguns casos, observa-se que a curva sobe lentamente até as proximidades da ordem 14 (que é a ordem ótima calculada para o sinal de 5 minutos), quando começa a subir mais rápido. Isso sugere que há falha na estimativa, uma vez que esse comportamento não é observado para o sinal mais longo.

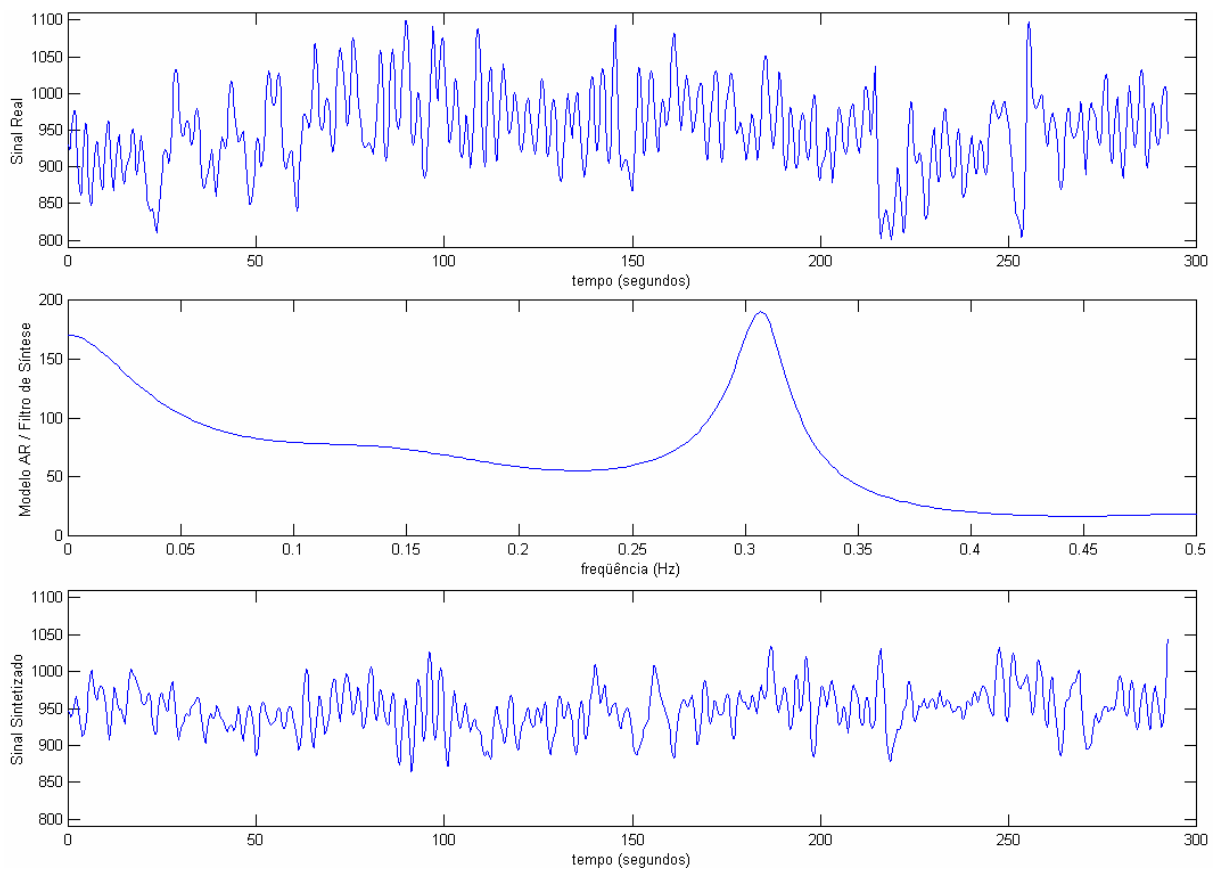


Fig. 5.5 Sinal real de HRV, seu modelo AR, e sinal sintetizado obtido usando o modelo AR como filtro de síntese.

Esclarecido esse ponto, os testes com os cálculos das potências foram repetidos para as taxas de interpolação de 2 e 1 Hz. Com amostragem à frequência de 2 Hz, os gráficos mostram que deve-se utilizar ordens entre 12 e 15, mais uma vez independentemente do comprimento da janela (Figs. 5.7, 5.8, 5.9 e 5.10). Mais uma vez, este resultado é coerente com as ordens estimadas pelo BIC para a janela de 300 segundos, mas a diminuição da ordem em função do comprimento da janela novamente não foi observada.

Para a taxa de interpolação de 1 Hz, os gráficos mostram que deve-se utilizar ordens entre 9 e 13, mais uma vez independentemente do comprimento da janela (Figs. 5.11, 5.12 e 5.13). Os resultados do BIC e do MDL desta vez não coincidiram para nenhum comprimento de janela, com ambos os métodos apontando ordens menores que 9 como ótimas. O peculiar é que, para a amostragem a 1 Hz, o MDL sugere ordens ainda menores que o BIC.

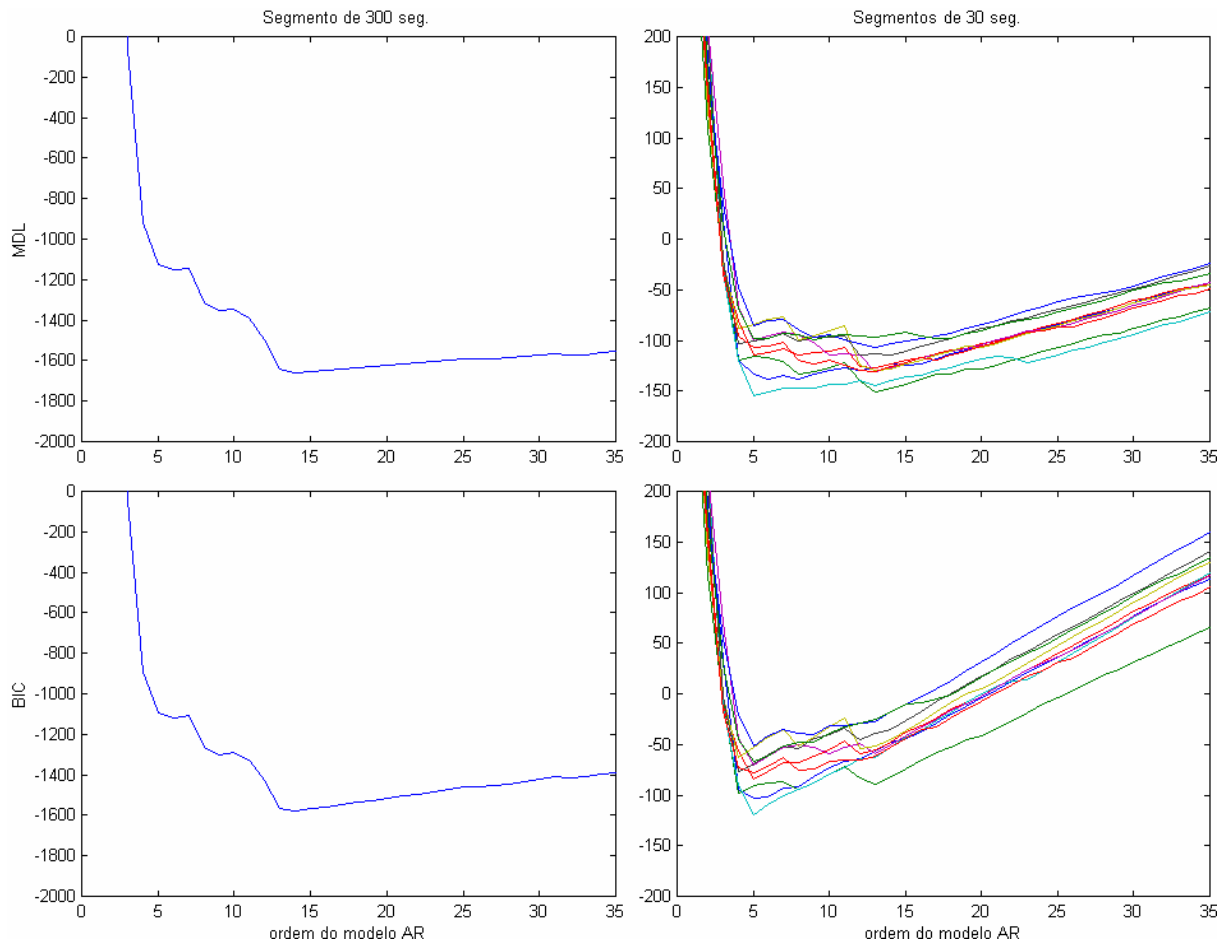


Fig. 5.6 Resultados obtidos com os critérios BIC e MDL para sinais sintetizados de 300 segundos e 30 segundos.

Tabela 5.1 Ordens calculadas para o sinal sintetizado e seus segmentos.

Sinal	Ordem Ótima MDL	Ordem Ótima BIC
Sinal de 300 segundos	14	14
Segmento 1	8	5
Segmento 2	13	4
Segmento 3	13	5
Segmento 4	5	5
Segmento 5	13	5
Segmento 6	13	4
Segmento 7	14	4
Segmento 8	13	5
Segmento 9	9	5
Segmento 10	13	5

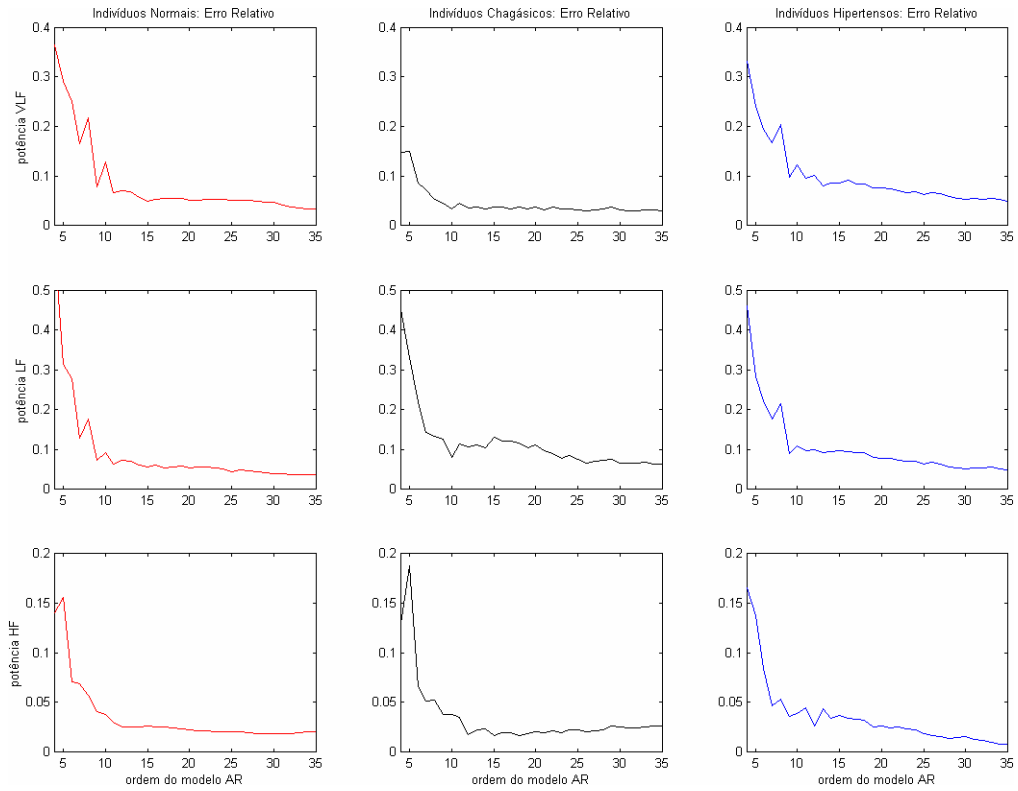


Fig. 5.7 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 300 segundos, interpolados à taxa de 2 Hz.

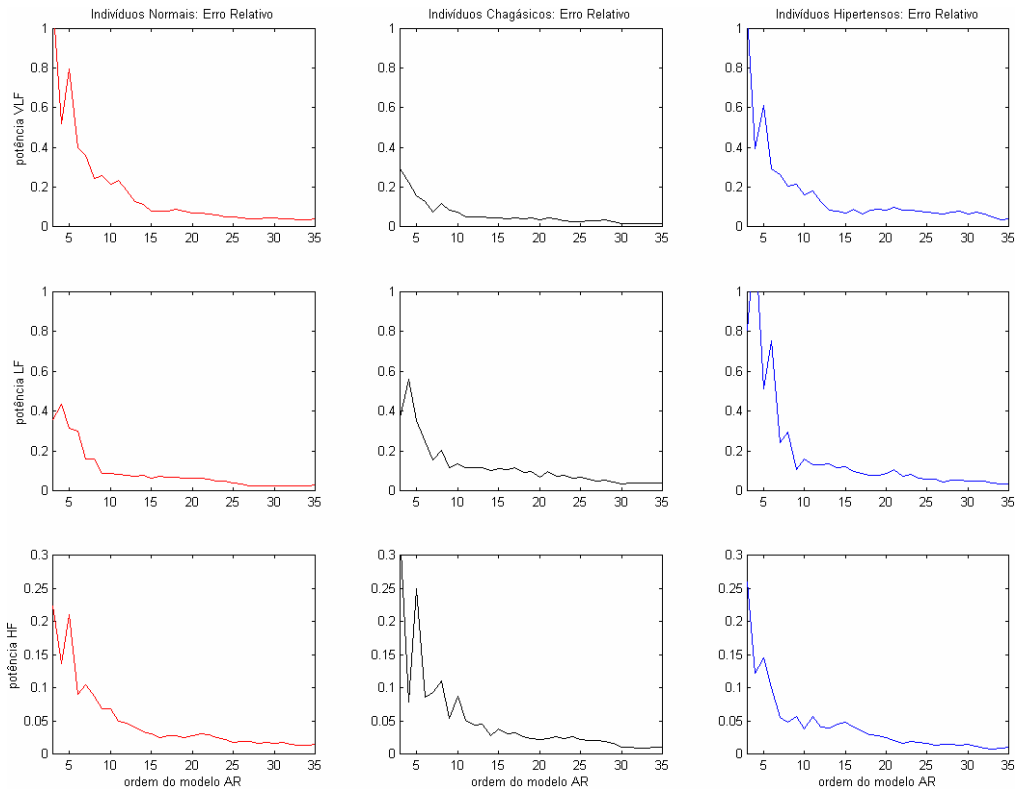


Fig. 5.8 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 60 segundos, interpolados à taxa de 2 Hz.

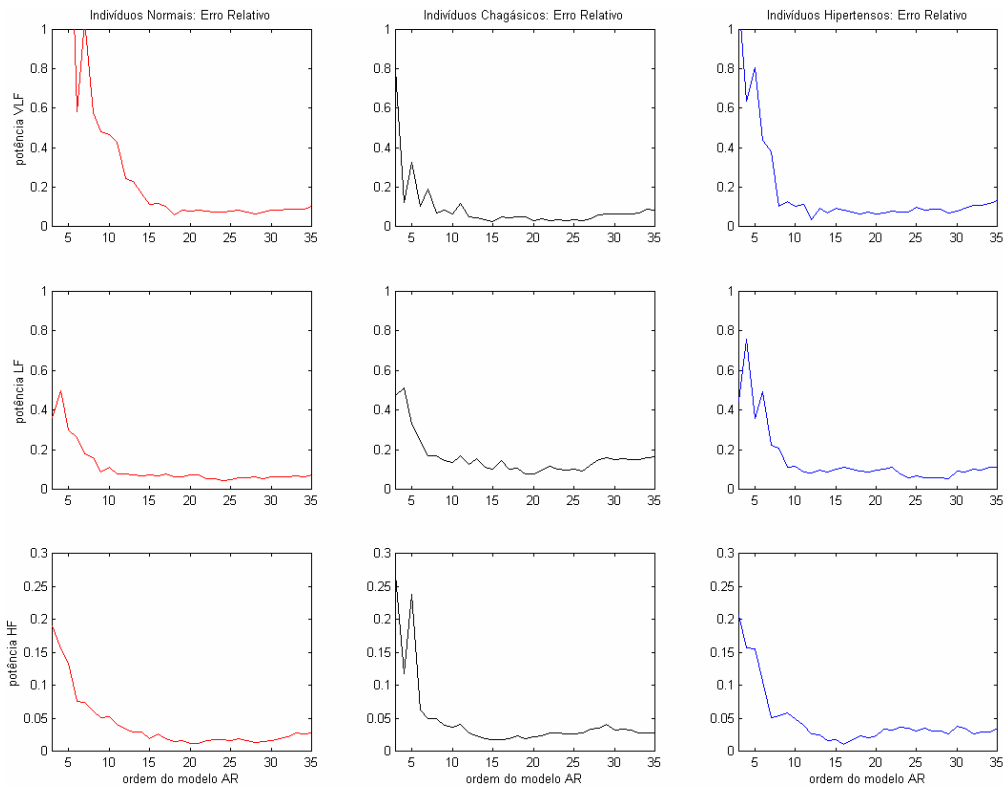


Fig. 5.9 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 30 segundos, interpolados à taxa de 2 Hz.

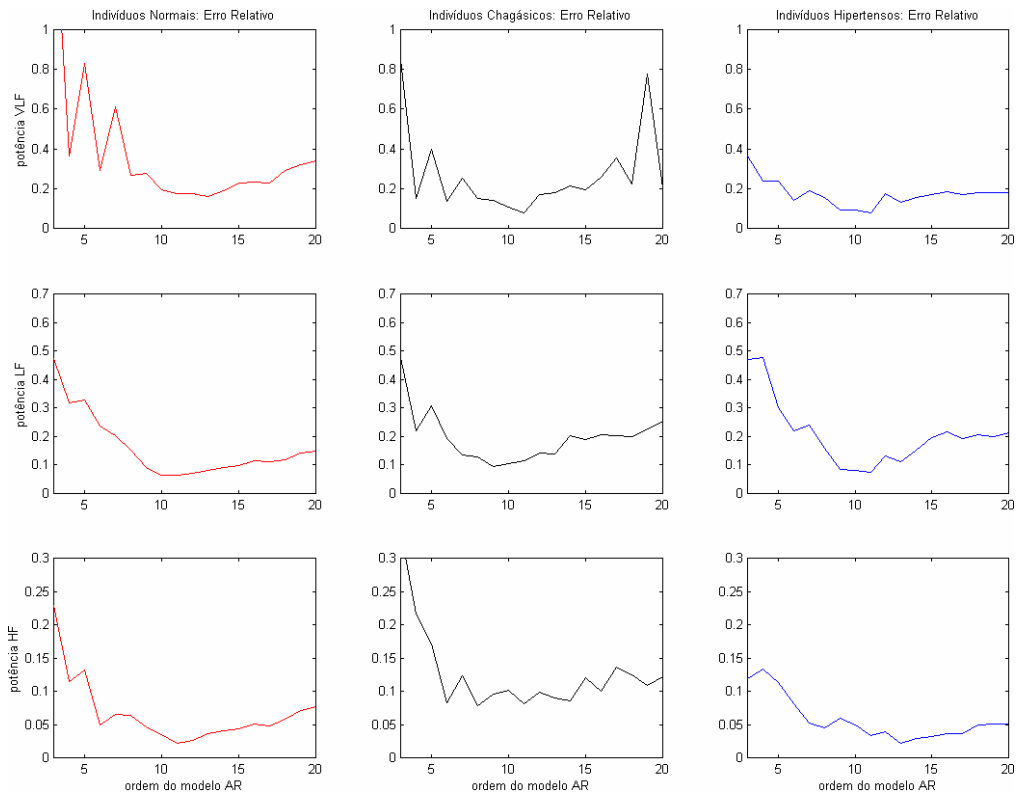


Fig. 5.10 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 15 segundos, interpolados à taxa de 2 Hz.

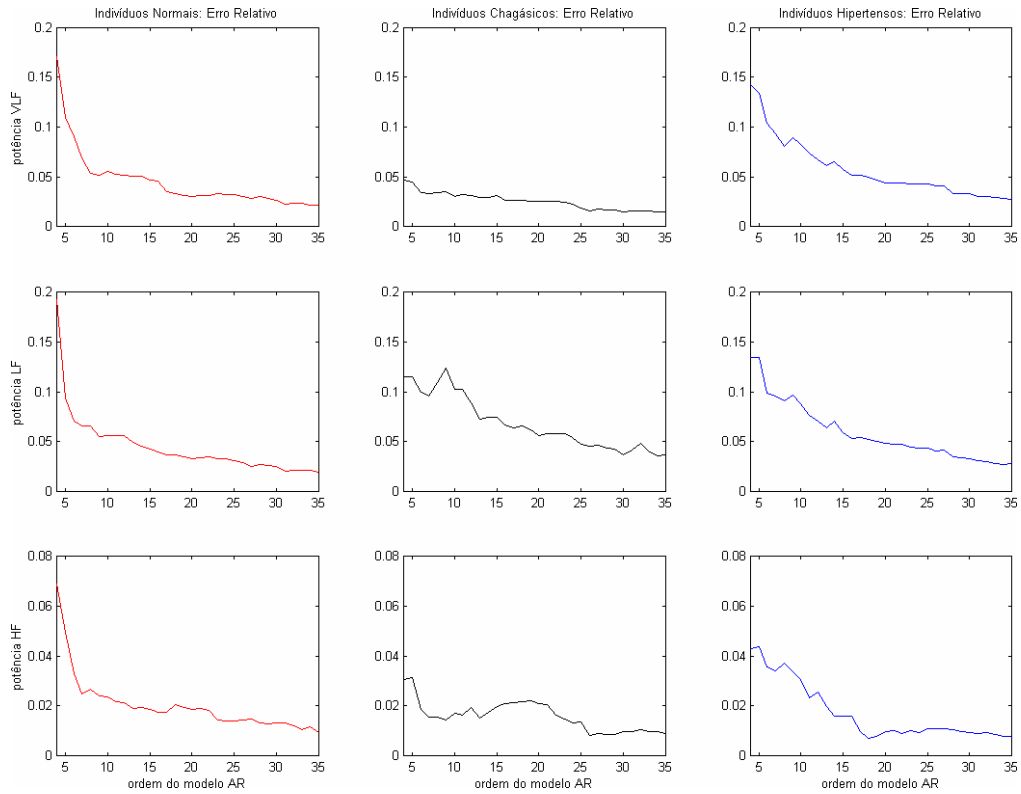


Fig. 5.11 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 300 segundos, interpolados à taxa de 1 Hz.

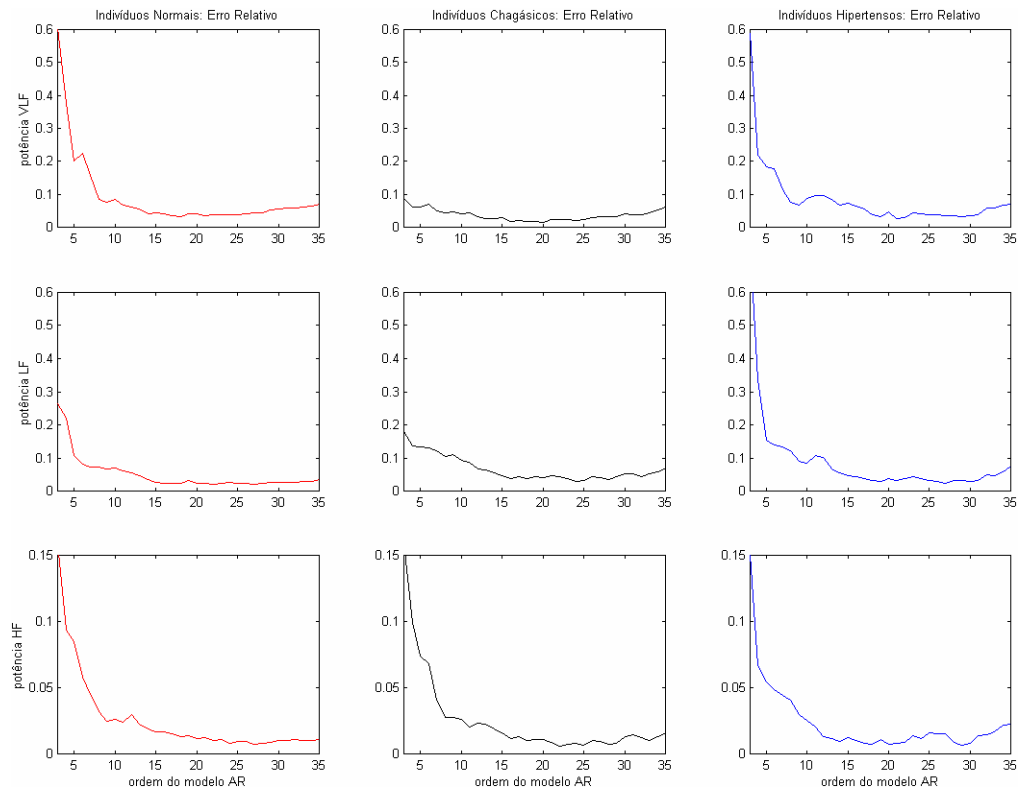


Fig. 5.12 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 60 segundos, interpolados à taxa de 1 Hz.

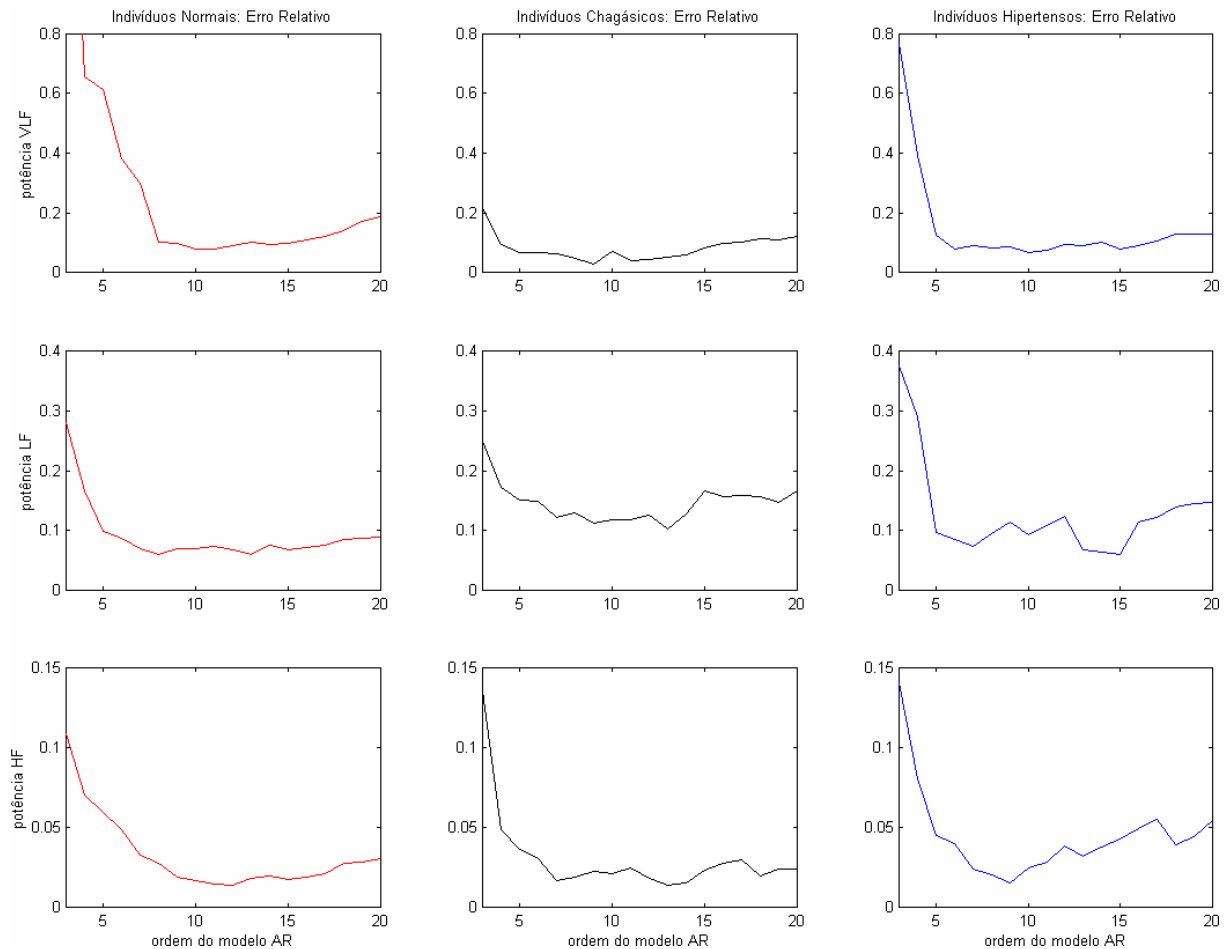


Fig. 5.13 Erro relativo no cálculo da potência nas bandas VLF, LF e HF para sinais de 30 segundos, interpolados à taxa de 1 Hz.

5.2 DEFINIÇÃO DOS PARÂMETROS DA ANÁLISE TEMPO-FREQÜENCIAL AUTO-REGRESSIVA

Com base nesta análise, foi possível definir ordens de trabalho para a análise tempo-freqüencial da HRV. Para a taxa de 4 Hz, recomenda-se ordens entre 15 e 20. Para a amostragem a 2 Hz, deve-se utilizar ordens entre 12 e 15. Para interpolação a 1 Hz, sugere-se ordens entre 9 e 13. A ordem mínima sugerida (15 para 4 Hz, 12 para 2 Hz, e 9 para 1 Hz) pode ser utilizada sem problema algum. A escolha de uma ordem maior deve ser feita somente com o objetivo de obter espectrogramas mais agradáveis ao pesquisador, uma vez que os índices espectrais serão pouco afetados.

Da mesma forma, não há ganhos reais em se utilizar a amostragem a 4 Hz. A mesma informação pode ser obtida, sem distorções, usando a freqüência de 2 Hz. Dessa forma consegue-se um cálculo mais rápido do espectrograma, pois serão processadas menos amostras, e poderão ser usadas ordens menores. No entanto, não é recomendável a interpolação à taxa de 1

Hz, uma vez que o sinal de HRV pode apresentar componentes não desprezíveis em frequências acima de 0,5 Hz.

O comprimento da janela a ser utilizada fica a critério do pesquisador, desde que este utilize sempre o mesmo comprimento para obter índices que serão comparados entre si. Para a análise de sinais de 5 minutos, uma janela de 30 segundos de comprimento fornece uma boa resolução tempo-frequencial. Mas se o objetivo for observar variações mais lentas na atuação do sistema nervoso, o pesquisador pode utilizar janelas mais longas (60 segundos, por exemplo). Para observar respostas rápidas do sistema nervoso, pode-se utilizar janelas menores que 30 segundos, o que resultará em um espectrograma mais detalhado. A Fig. 5.14 mostra espectrogramas obtidos com modelagem AR de ordem 12 e interpolação a 2 Hz, para janelas de Hanning de comprimento 60, 30 e 15 segundos.

Em relação ao tipo de janela a utilizar, recomenda-se evitar as janelas retangular e de Bartlett. Apesar de oferecerem boa resolução frequencial, essas duas janelas distorcem o espectrograma, e conseqüentemente os índices tempo-frequenciais a serem calculados. A diferença entre os resultados obtidos com as janelas de Hanning e Hamming é praticamente imperceptível, ficando a escolha entre elas a gosto do pesquisador. A janela de Blackman parece melhorar um pouco a resolução temporal, mas as componentes de frequência podem aparecer um pouco mais largas, uma vez que a janela de Blackman tem seu lóbulo principal mais largo que o da janela de Hanning. Portanto, se o objetivo for aumentar a resolução temporal, pode-se optar pela janela de Blackman. Caso contrário, recomenda-se utilizar as janelas de Hanning ou Hamming, uma vez que estas são as mais utilizadas na literatura. A Fig. 5.15 mostra o efeito do tipo de janela utilizado no espectrograma auto-regressivo.

Portanto, dentre estas sugestões, pode-se apontar uma configuração de parâmetros adequada a uma análise tempo-frequencial coerente e com baixo custo computacional:

- Interpolação do sinal RR com *splines* cúbicas à taxa de 2 Hz;
- Ordem 12 para a modelagem auto-regressiva;
- Janela de Hanning com 30 segundos de comprimento.

Estes parâmetros serão utilizados no próximo capítulo, que apresenta a ferramenta de análise tempo-frequencial implementada. Principal objetivo deste trabalho, a ferramenta fornece, além dos índices temporais e espectrais da análise clássica, o espectrograma auto-regressivo, com os quais são gerados gráficos e índices tempo-frequenciais praticamente inexplorados na literatura.

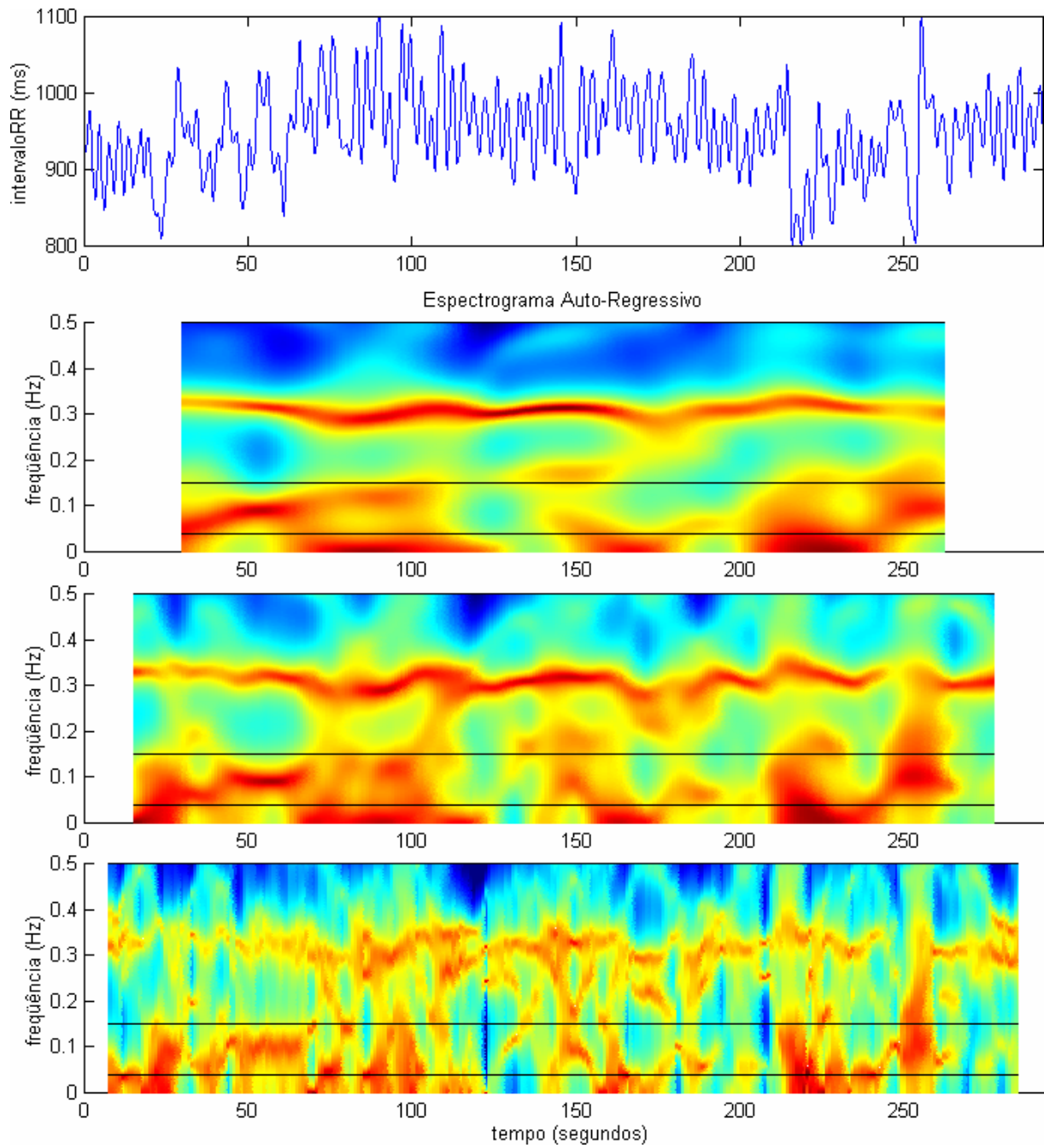


Fig. 5.14 Espectrogramas obtidos com modelagem AR de ordem 12 e interpolação a 2 Hz, para janelas de Hanning de comprimento 60, 30 e 15 segundos (de cima para baixo).

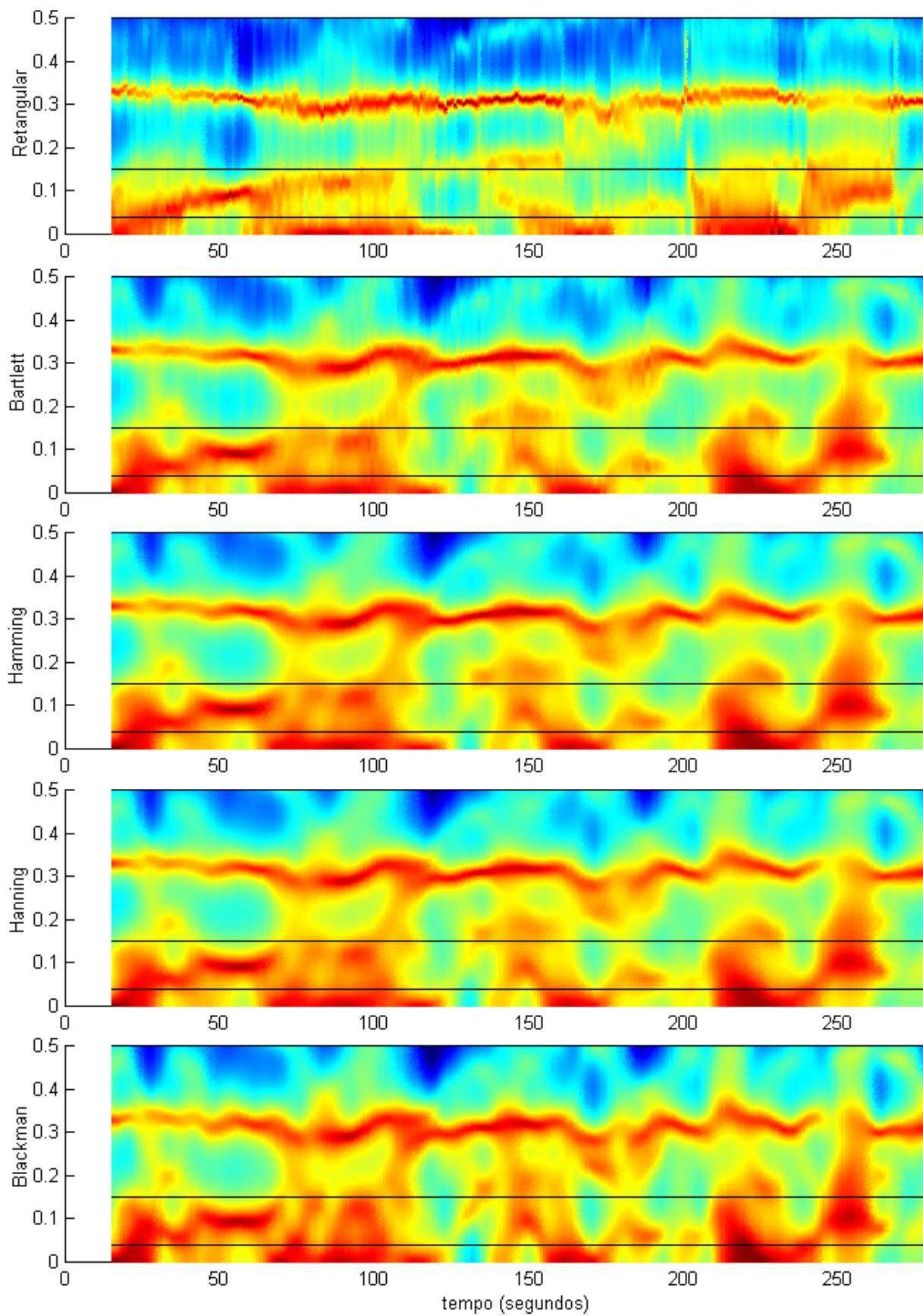


Fig. 5.15 Espectrogramas obtidos com amostragem a 2 Hz, ordem 12, e tipos diferentes de janelas, todas com comprimento de 30 segundos.

6. FERRAMENTA PARA ANÁLISE TEMPO-FREQÜENCIAL DA HRV

No capítulo anterior, foi definida uma configuração de parâmetros adequada para a análise tempo-freqüencial da HRV baseada no espectrograma auto-regressivo. Neste capítulo, será apresentada uma ferramenta, incorporada ao ECGLab, que permite ao pesquisador obter gráficos e índices tempo-freqüenciais a partir do espectrograma AR. A ferramenta permite ainda comparar os resultados com os obtidos com o espectrograma de Fourier. Será usada, como padrão, a configuração proposta no capítulo anterior, mas os parâmetros para o cálculo do espectrograma podem ser alterados facilmente utilizando a interface gráfica do módulo.

6.1 ANÁLISE TEMPO-FREQÜENCIAL DA HRV

A partir do espectrograma, vários gráficos e índices tempo-freqüenciais podem ser obtidos. Todos eles serão obtidos através do cálculo, em cada segmento de sinal (janela), da potência em cada faixa de freqüência. Assim, é possível observar como a potência absoluta varia, ao longo do tempo, nas bandas VLF, LF e HF e também em toda a faixa do espectro. A Fig. 6.1 apresenta o espectrograma de um indivíduo normal, e a variação da potência nessas bandas, e também da potência total.

Pode-se então fazer uma análise estatística desses sinais, informando ao pesquisador, para cada banda, qual a potência média, seu desvio padrão, o coeficiente de variação, a mediana, 1º e 3º quartis, além dos pontos de máximo e mínimo, e faixa dinâmica.

A partir desses mesmos sinais, pode-se obter a potência relativa em cada banda, mostrando qual a porcentagem da potência total que cada faixa de freqüência contém ao longo do tempo. A Fig. 6.2 apresenta esses gráficos. Os mesmos índices estatísticos propostos para as séries de potências absolutas podem ser obtidos para as séries de potências relativas.

Mas o gráfico mais importante que pode ser obtido com a análise tempo-freqüencial é aquele que mostra como a razão LF/HF varia ao longo do tempo. Como a potência na banda LF mensura a influência do ramo simpático do sistema nervoso, e a potência na banda HF se refere à atuação parassimpática, observando como a relação entre essas potências varia ao longo do tempo será possível observar como o equilíbrio simpático-parassimpático varia no decorrer do exame. Assim, é possível, por exemplo, observar como a influência simpática se sobressai sobre quando um atleta começa a correr na esteira, e como o equilíbrio é retomado logo a seguir.

Quando o atleta voltar a caminhar, será possível ver a atuação do ramo parassimpático diminuindo o ritmo cardíaco, até que o equilíbrio seja retomado.

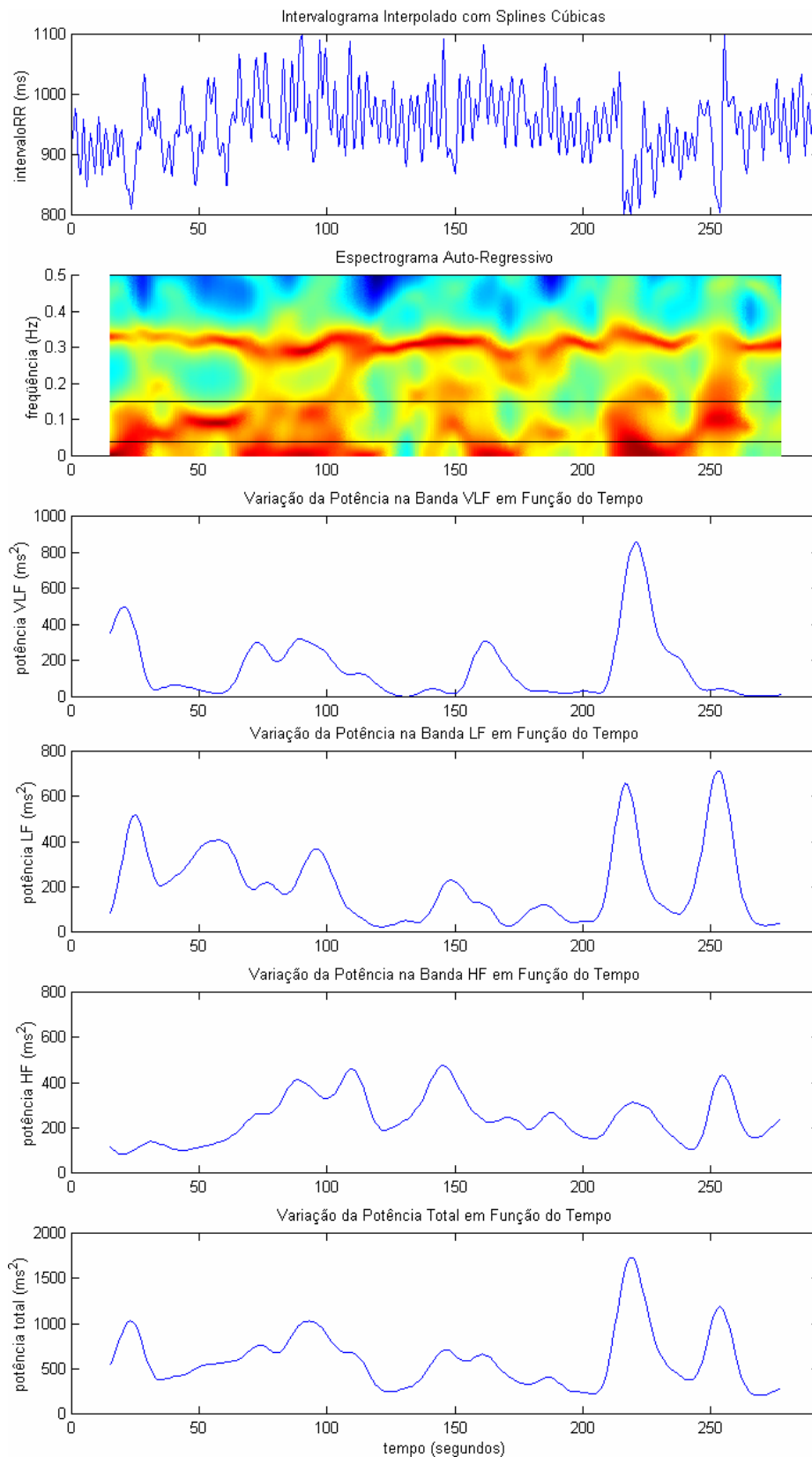


Fig. 6.1 Variação da potência absoluta em cada banda ao longo do tempo.

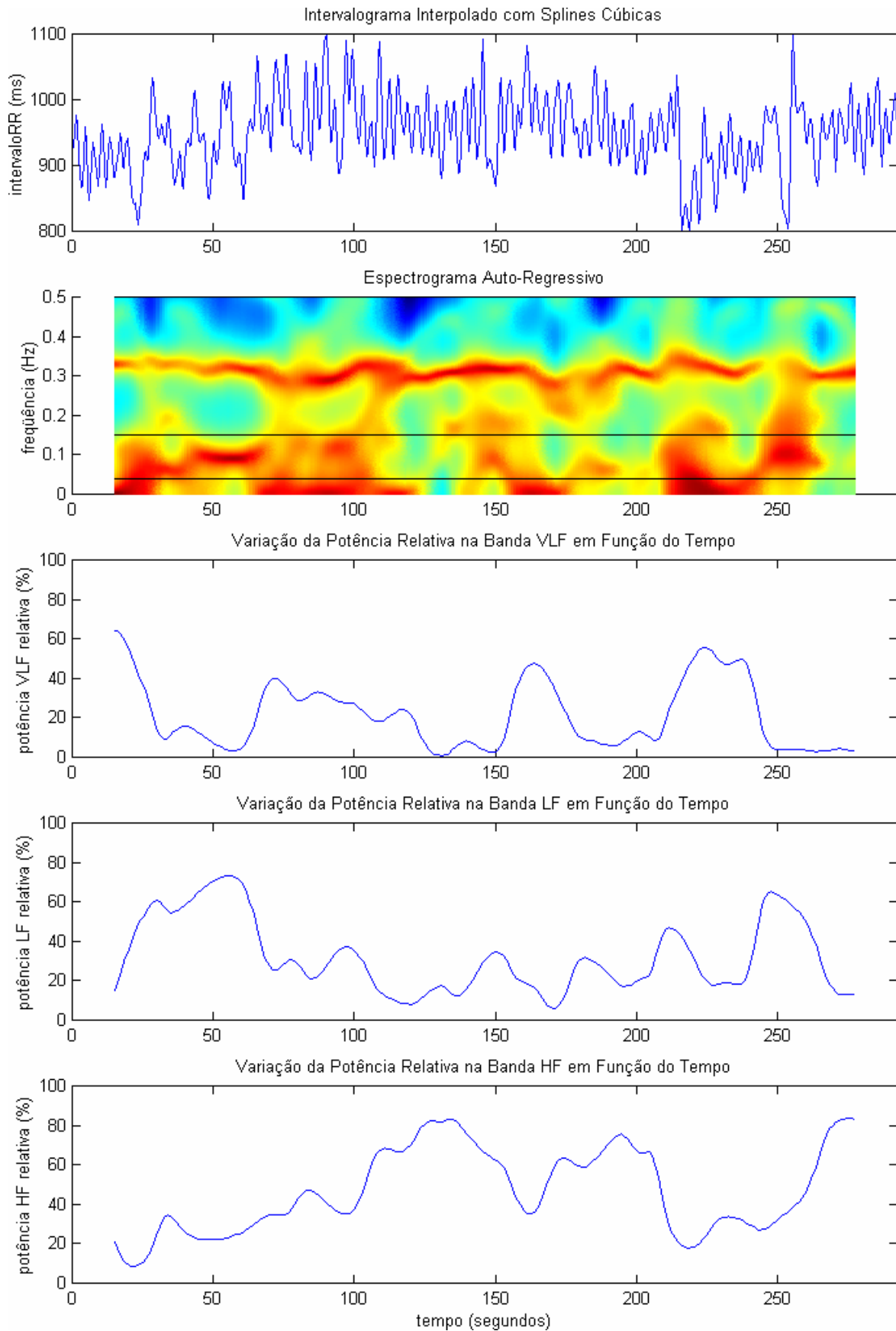


Fig. 6.2 Variação da potência relativa em cada banda ao longo do tempo, em relação à potência total.

Um gráfico da variação da razão LF/HF em função do tempo é apresentado na Fig. 6.3. Com a análise estatística desse sinal, é possível obter índices que refletem a variabilidade do equilíbrio simpático-parassimpático, o que é ainda pouco explorado. Mas esse gráfico fornece ainda um outro índice, capaz de mensurar o equilíbrio simpático-parassimpático global no exame.

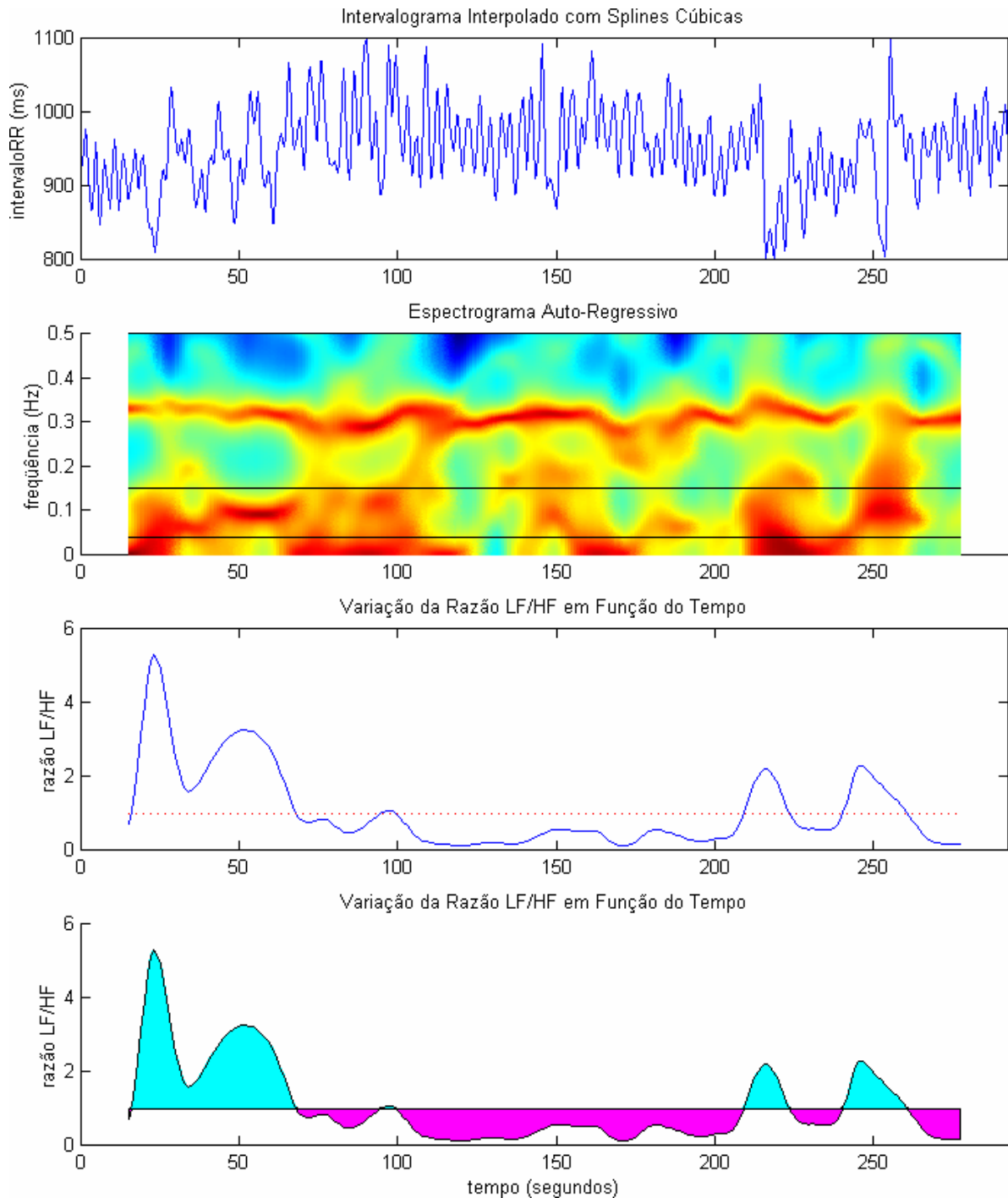


Fig. 6.3 Variação da razão LF/HF em função do tempo. No gráfico de baixo, as áreas de cor azul-claro indicam regiões de predominância simpática, e as áreas de cor rosa apontam domínio da influência parassimpática.

Ainda na Fig. 6.3, é apresentado um gráfico com a razão LF/HF em função do tempo, onde a área acima de 1 (equilíbrio) é pintada de azul claro, indicando predominância simpática, e a área abaixo de 1 é pintada de rosa, apontando domínio simpático. Assim, é possível calcular uma “área” de predominância simpática, e outra de domínio parassimpático. Calculando-se a razão entre essas áreas, têm-se um novo índice, que indica o equilíbrio global entre as influências simpática e parassimpática no sinal.

6.2 MÓDULO DE ANÁLISE TEMPO-FREQÜENCIAL: ECGLAB - ATFAR

O atfAR (“análise tempo-freqüencial baseada em modelo auto-regressivo”) é o módulo, incorporado ao sistema ECGLab, destinado à análise tempo-freqüencial da HRV. Ele implementa o espectrograma AR (ou o espectrograma de Fourier, se o usuário assim optar) e todos os gráficos e índices tempo-freqüenciais apresentados neste capítulo. Além disso, ele mostra novamente os índices temporais e estatísticos, também apresentados no módulo TemporalRR, e os índices espectrais, calculados como no módulo EspectralRR. Tudo isso implementado em único módulo, com uma interface gráfica que permite ao pesquisador configurar o espectrograma da maneira que mais o agrade.

A interface gráfica do atfAR é apresentada na Fig. 6.4, onde é mostrado o espectrograma AR de um indivíduo com hipertensão arterial. O gráfico da razão LF/HF mostra que há predominância da atuação parassimpática. Depois de abrir o arquivo com os intervalos RR, o usuário pode definir a taxa de interpolação com *splines* cúbicas, a ordem do modelo AR (se não optar pelo espectrograma de Fourier), além do comprimento e tipo de janela. Pode também definir os limites das bandas VLF, LF e HF, que serão usados nos cálculos dos índices espectrais. A divisão das bandas é mostrada com linhas pretas nos gráficos do espectrograma e do espectro de potência. O usuário tem ainda a opção de fazer anotações no prontuário do paciente, como nos módulos apresentados no capítulo 2.

A interface ainda permite ao usuário eliminar ou não os intervalos marcados, nos módulos anteriores, como associados a batimentos ectópicos. Ao remover as extrassístoles, o usuário está garantindo uma análise livre de distorções. No entanto, a análise tempo-freqüencial não é tão sensível a batimentos ectópicos quanto a análise clássica, uma vez que a distorção se limita à região no tempo na qual aparece a anomalia, como pode ser observado na Fig. 6.5. No exemplo, onde foi utilizado o espectrograma de Fourier para fins de ilustração, o gráfico da razão LF/HF praticamente não é afetado pelas arritmias.

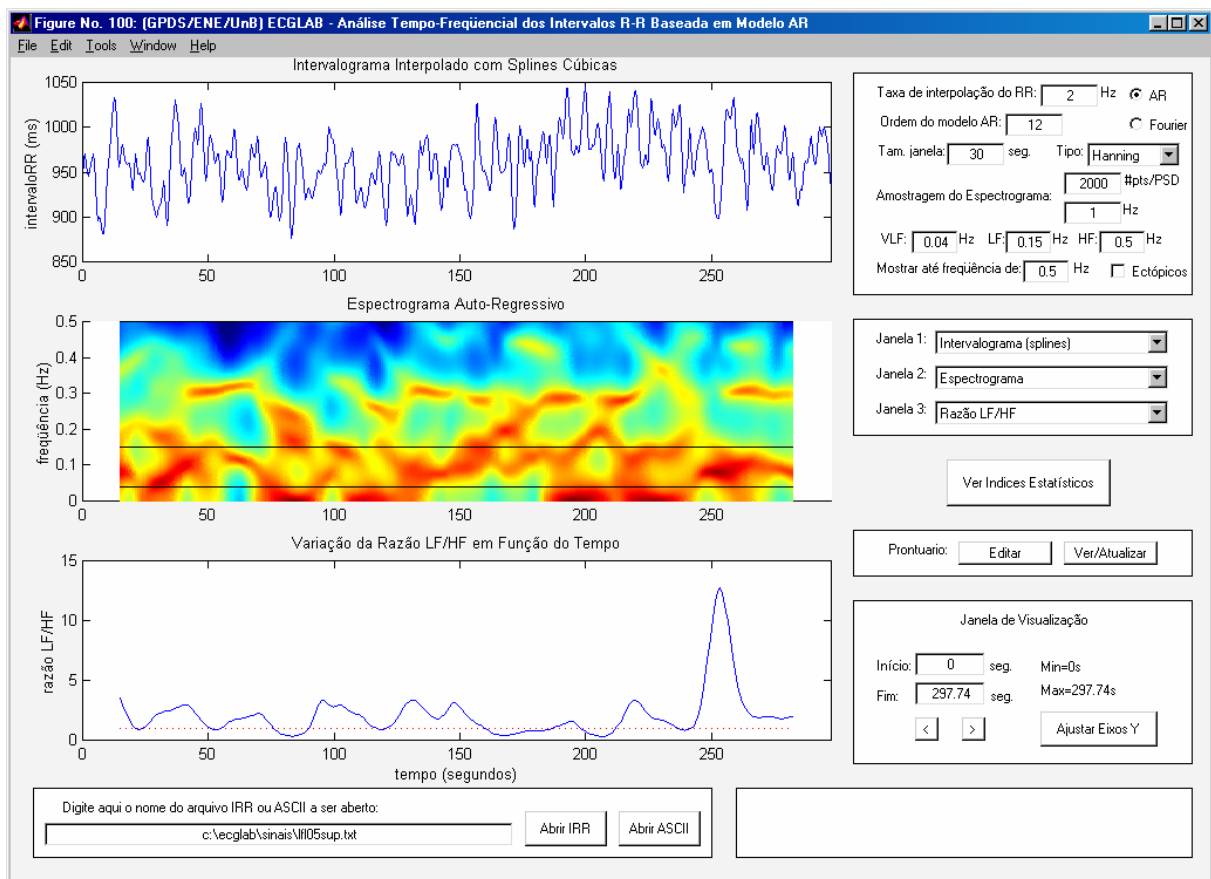


Fig. 6.4 Interface gráfica do módulo atfAR do ECGLab, usado aqui para analisar o sinal RR de um indivíduo com hipertensão arterial.

Se o processamento estiver pesado, o usuário pode diminuir a resolução do espectrograma, diminuindo o número de janelas usadas para formar o gráfico, ou o número de pontos usado para amostrar cada espectro de potência. Esses dois parâmetros pouco afetam os índices espectrais. Utilizando uma amostragem mais alta do espectrograma, obtém-se gráficos mais bonitos e suaves. Se o usuário optar por diminuir a amostragem, o tempo de processamento será menor, mas ele obterá gráficos mais quadriculados ou menos suaves. Para uma análise preliminar, recomenda-se a amostragem do espectrograma com 800 pts/PSD a 0,4 Hz. Mas para obter gráficos mais bonitos (para uma apresentação, por exemplo), recomenda-se utilizar 2000 pts/PSD a 1 Hz. Não se deve confundir amostragem do espectrograma com amostragem do sinal RR. A amostragem do sinal RR, ou seja, a taxa de interpolação por *splines* cúbicas, deve ser de 2 Hz, como proposto no capítulo anterior. Como já discutido, sua alteração influencia diretamente os índices tempo-freqüências, caso não se ajuste a ordem do modelo AR. Já a amostragem do espectrograma, como descrita aqui, pode ser ajustada com liberdade pelo usuário, a fim de obter gráficos mais bonitos ou processamento mais rápido, acarretando em pouca ou nenhuma distorção nos índices tempo-freqüenciais.

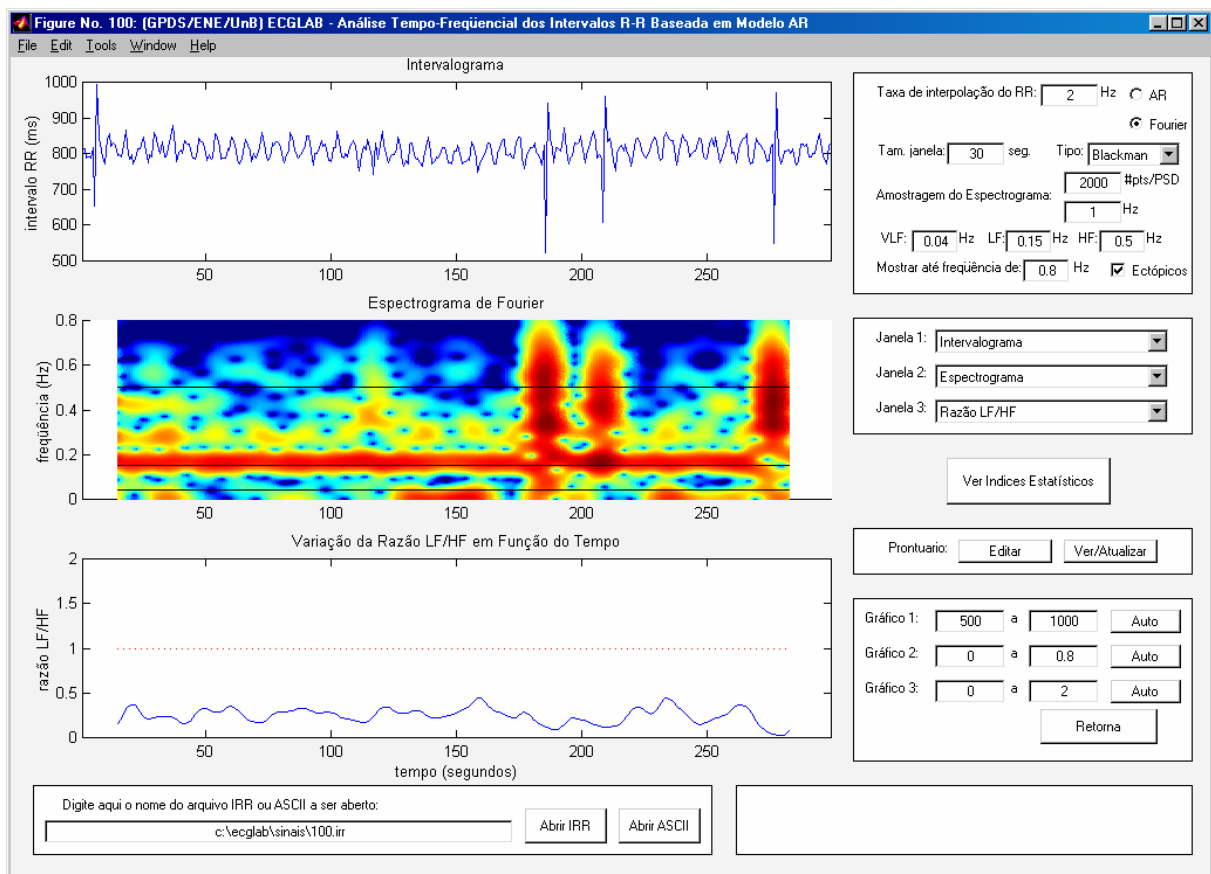


Fig. 6.5 Espectrograma de Fourier de um sinal RR com arritmias. O gráfico da razão LF/HF é pouco afetado pelas extrassístoles.

O usuário pode escolher três gráficos para observar simultaneamente, a partir de três menus. Qualquer gráfico pode ser posicionado em qualquer uma das três telas de visualização. Os seguintes gráficos estão disponíveis:

- Intervalograma (série de intervalos RR);
- Intervalograma interpolado com *splines* cúbicas;
- Espectrograma AR / Espectrograma de Fourier;
- Razão LF/HF em função do tempo;
- Razão LF/HF em função do tempo com áreas “pintadas”;
- Variação da potência absoluta na banda VLF em função do tempo;
- Variação da potência absoluta na banda LF em função do tempo;
- Variação da potência absoluta na banda HF em função do tempo;
- Variação da potência absoluta total em função do tempo;
- Variação da potência relativa na banda VLF em função do tempo;

- Variação da potência relativa na banda LF em função do tempo;
- Variação da potência relativa na banda HF em função do tempo;
- Espectro de potência AR / Espectro de potência de Fourier.

Escolhidos os gráficos, o usuário pode selecionar os limites de cada um deles para visualização. Isso permite, por exemplo, observar com mais detalhe um trecho pequeno do sinal, e ir deslocando a janela de visualização ao longo deste. Torna possível, ainda, usar as mesmas escalas de amplitude para vários sinais diferentes, para fins de comparação.

Caso deseje-se observar detalhes nas altas frequências (como na Fig. 6.5), a opção “Mostrar até frequência de” permite ver o espectrograma e o espectro de potência até a frequência máxima (metade da frequência de amostragem do RR). Da mesma forma, pode-se optar por observar somente as baixas frequências, ou mesmo só uma faixa de frequência do espectro (a banda LF, por exemplo).

Na Fig. 6.6, é apresentado novamente o espectrograma do indivíduo hipertenso. Neste exemplo, o usuário posicionou o espectrograma na tela de cima, e está analisando somente o segmento de 50 a 250 segundos, na faixa de frequência que vai de 0,02 Hz a 0,40 Hz. Na tela do meio, o usuário optou por visualizar o gráfico da variação da potência total em função do tempo. Na tela de baixo, ele escolheu observar o espectro de potência do sinal.

Mas, para o cardiologista, o mais importante na análise é a obtenção de índices numéricos, pois é a partir destes que ele poderá, por exemplo, fazer comparações entre vários indivíduos em um grupo. Os índices tempo-frequenciais são obtidos, na ferramenta, pressionando o botão “Ver Índices Estatísticos”. Os valores são atualizados sempre que se altera algum parâmetro da análise tempo-frequencial. A Fig. 6.7 apresenta os índices obtidos com o sinal RR de um indivíduo normal (o sinal da Fig. 6.1) e a Fig. 6.8 mostra os resultados para um indivíduo hipertenso (sinal da Fig. 6.4). O espectrograma e os índices de um indivíduo com doença de chagas orgânica podem ser observados nas Figs. 6.9 e 6.10, respectivamente.

Observando esses índices - em especial os referentes à razão LF/HF e à potência relativa na banda HF - nota-se que estes refletem o que já podia ser observado nos espectrogramas e nos gráficos da razão LF/HF: no indivíduo normal, as influências simpática e parassimpática estão em equilíbrio; no sujeito hipertenso há claramente uma predominância simpática; no indivíduo chagásico, não há atividade parassimpática, o que mostra que a atuação do sistema nervoso no controle da frequência cardíaca está comprometida.

Como pode ser observado nas Figs. 6.11, 6.12, 6.13, 6.14, 6.15 e 6.16, o espectrograma auto-regressivo fornece uma representação gráfica muito mais clara que a conseguida com o espectrograma de Fourier, além de uma resolução espectral consideravelmente maior. Além

disso, os gráficos da razão LF/HF em função do tempo apresentados nessas figuras mostram que os resultados obtidos com o modelo AR com a ordem recomendada (ordem 12 para interpolação a 2 Hz) são praticamente idênticos aos obtidos com a transformada de Fourier.

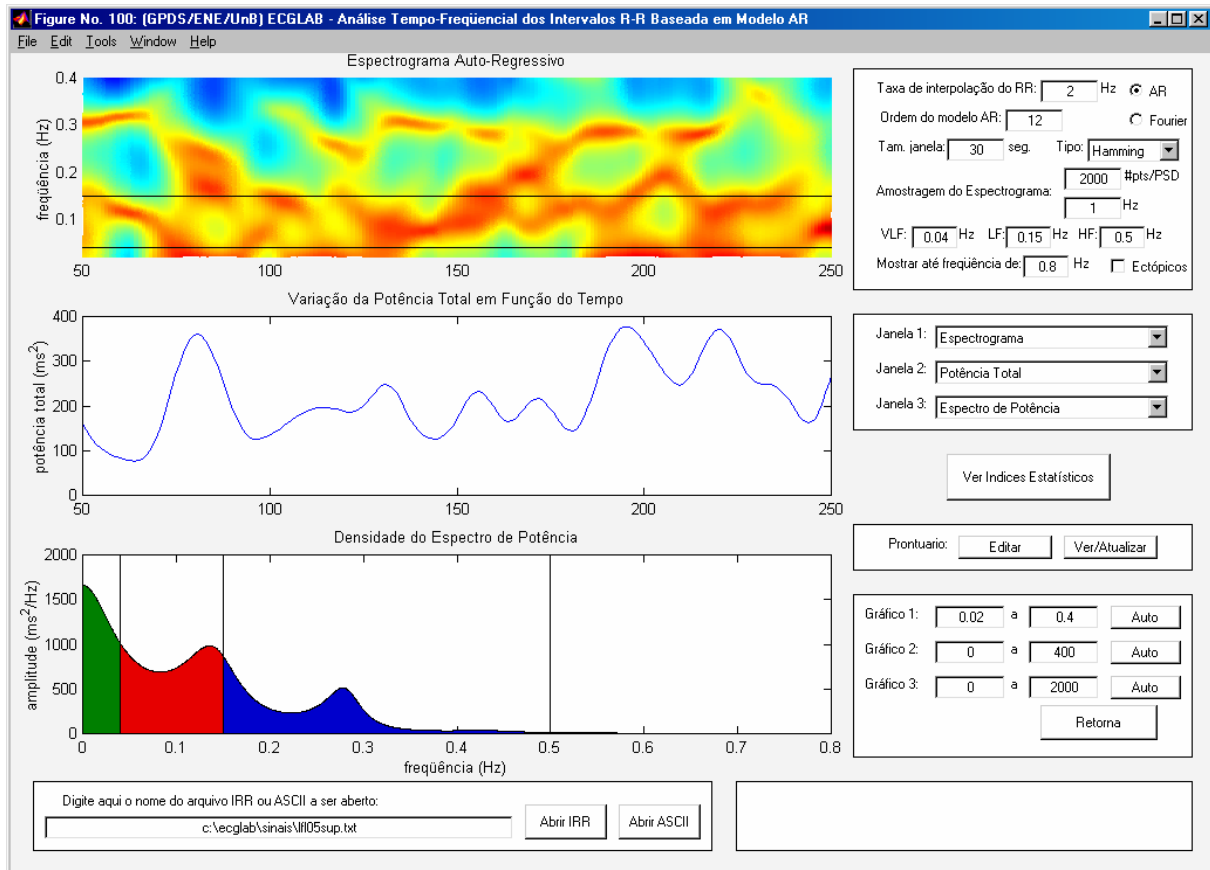


Fig. 6.6 Outros gráficos disponíveis através da interface gráfica.

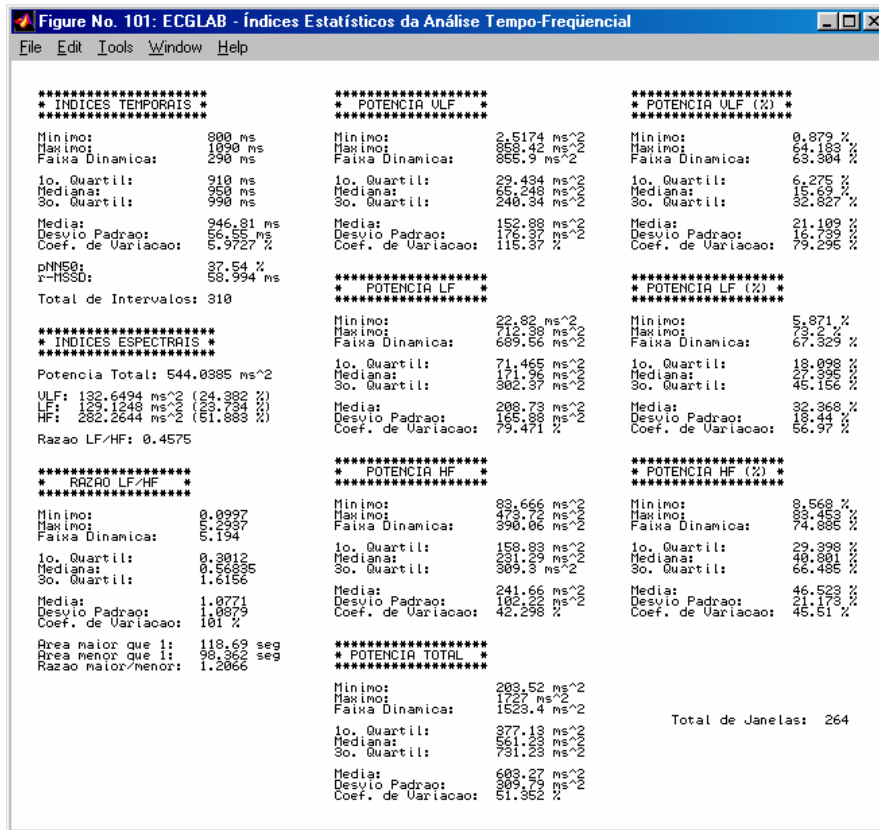


Fig. 6.7 Índices tempo-freqüenciais obtidos para um indivíduo normal.

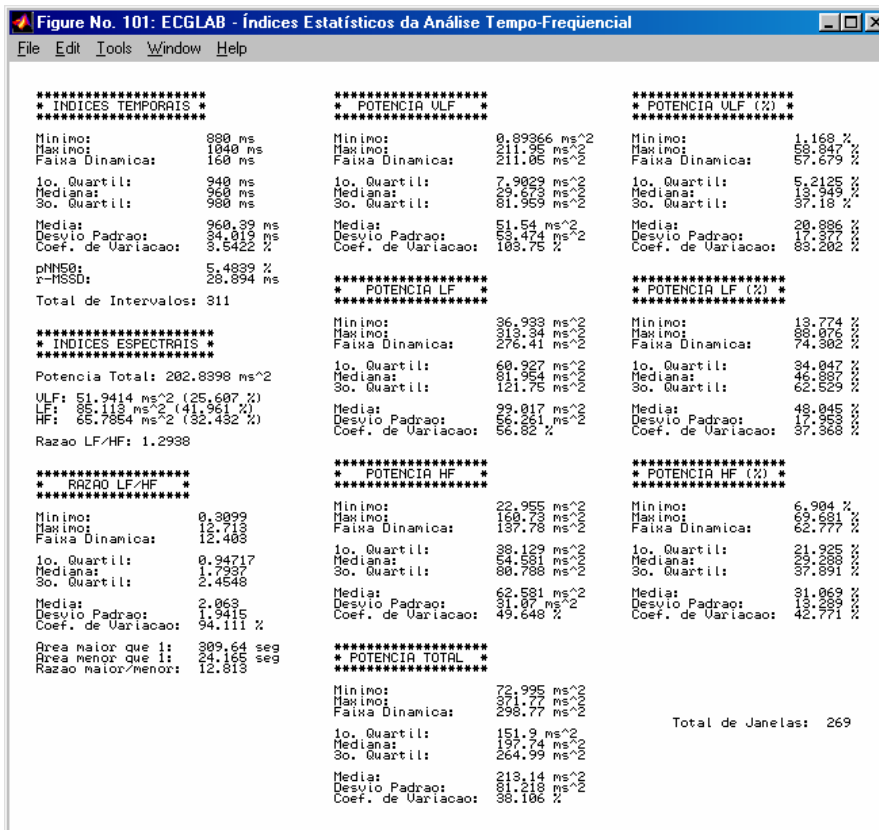


Fig. 6.8 Índices tempo-freqüenciais obtidos para um indivíduo hipertenso.

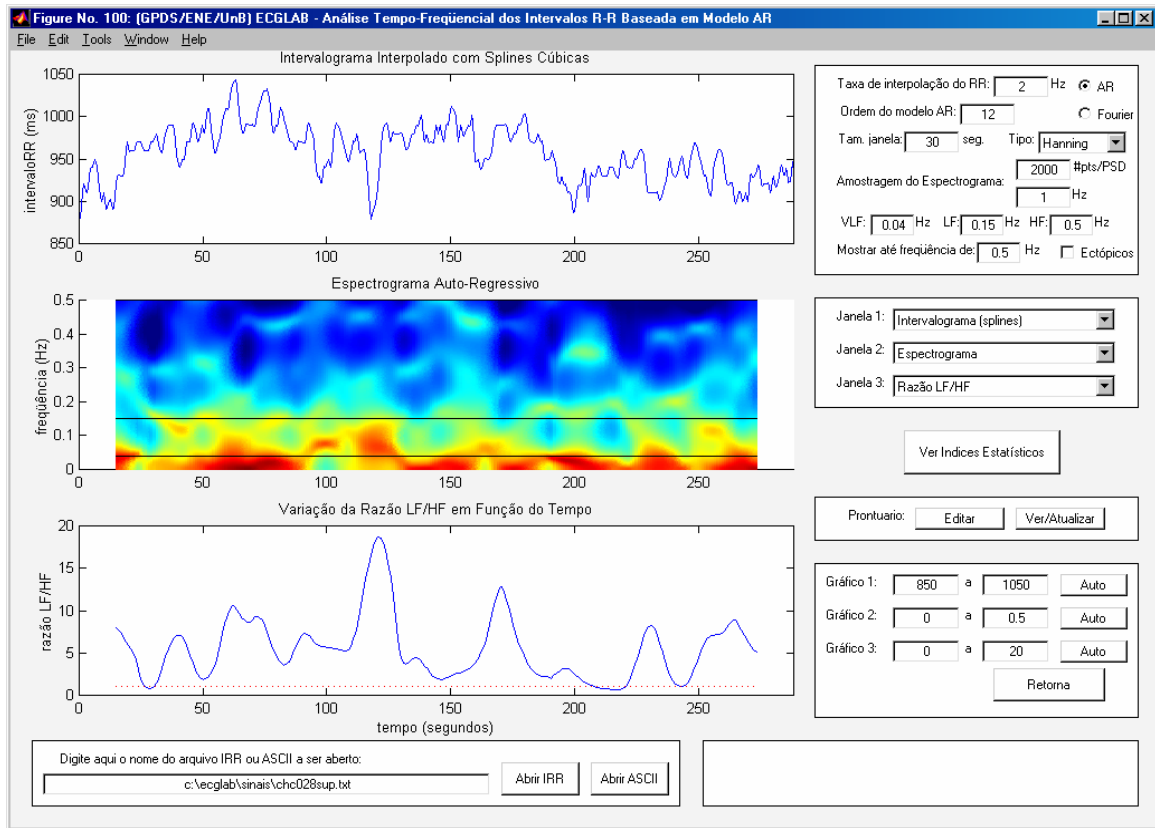


Fig. 6.9 Espectrograma auto-regressivo do sinal de HRV de um indivíduo chagásico.

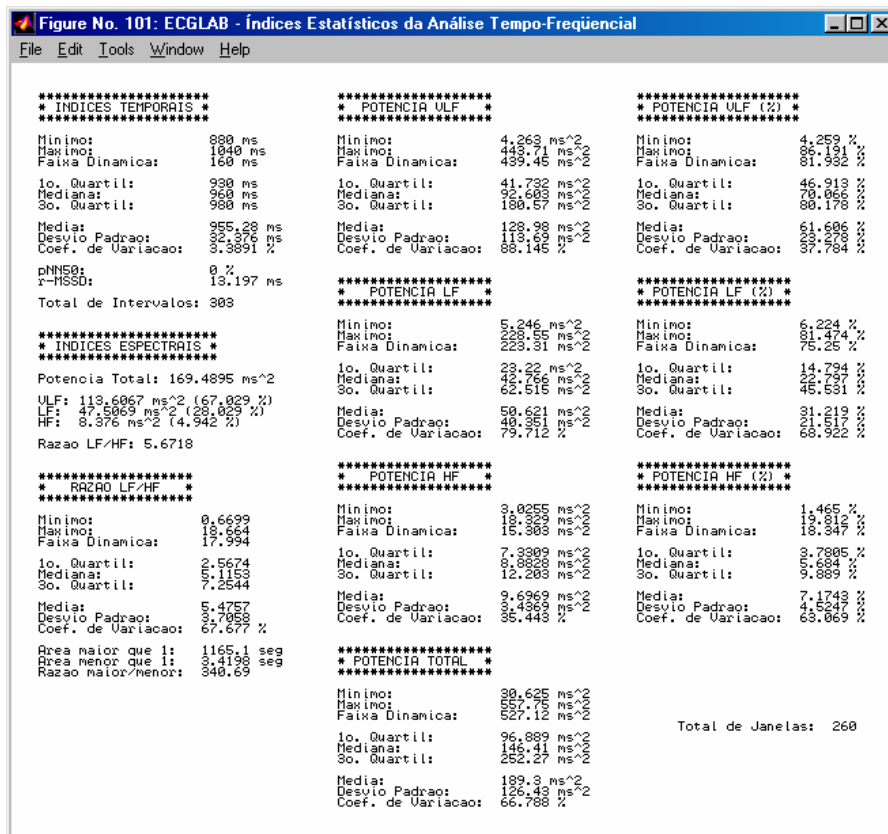


Fig. 6.10 Índices tempo-freqüenciais obtidos para um indivíduo chagásico.

Os dados da Tabela 6.1 reforçam o que foi representado com os gráficos. Utilizando-se a configuração recomendada - janela de Hanning de 30 segundos, interpolação a 2 Hz e ordem 12 para o modelo AR – os resultados numéricos obtidos com o espectrograma auto-regressivo são muito próximos aos calculados com o espectrograma de Fourier. Os testes foram realizados para um indivíduo normal, um sujeito hipertenso, e um paciente com doença de chagas orgânica.

Tabela 6.1 Comparação entre os índices tempo-freqüenciais obtidos com o espectrograma de Fourier e o espectrograma auto-regressivo.

Índices Tempo-Freqüenciais	Indivíduo Normal		Indivíduo Hipertenso		Indivíduo Chagásico	
	FFT	AR ₁₂	FFT	AR ₁₂	FFT	AR ₁₂
1º quartil	0.28	0.30	0.91	0.95	2.62	2.56
Mediana	0.60	0.57	1.72	1.79	4.90	5.09
3º quartil	1.64	1.61	2.37	2.45	6.55	7.23
Média	1.10	1.08	2.11	2.06	5.20	5.46
Desvio	1.16	1.09	2.27	1.94	3.50	3.70
Área > 1	126.6	118.4	322.3	308.7	1096.3	1160.5
Área < 1	100.1	98.5	24.86	24.28	5.92	3.46
Razão	1.265	1.20	12.96	12.72	185.32	335

Para o indivíduo chagásico, observa-se uma distorção no cálculo da razão entre as áreas acima e abaixo da linha de equilíbrio (LF/HF=1). Como praticamente não há energia referente à atividade parassimpática, essa falha acontece porque o modelo AR não é tão eficiente quanto a DFT para modelar vales, já que é uma aproximação por meio de pólos (picos). Entretanto, apesar da diferença numérica, o índice calculado com o modelo AR reflete o mesmo que o obtido com a DFT: há comprometimento do ramo parassimpático do sistema nervoso.

Estes resultados demonstram a eficiência da ferramenta desenvolvida para caracterizar estas três classes de indivíduos. É possível perceber que, no sinal do indivíduo normal, as influências simpática e parassimpática estão em razoável equilíbrio. Já no sujeito hipertenso, há claramente uma predominância simpática. Por sua vez, no sinal do indivíduo chagásico não há atividade parassimpática, o que mostra que a atuação do sistema nervoso no controle da frequência cardíaca está comprometida.

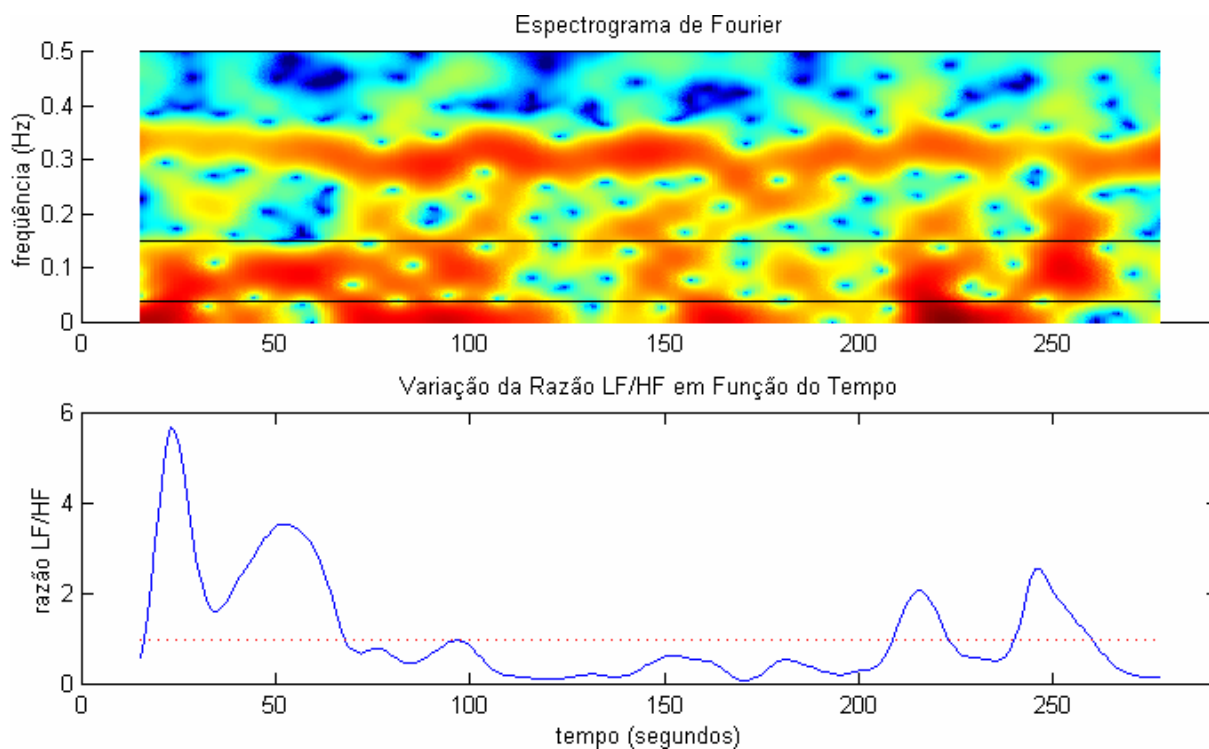


Fig. 6.11 Espectrograma e variação da razão LF/HF, obtidos com a transformada de Fourier (indivíduo normal).

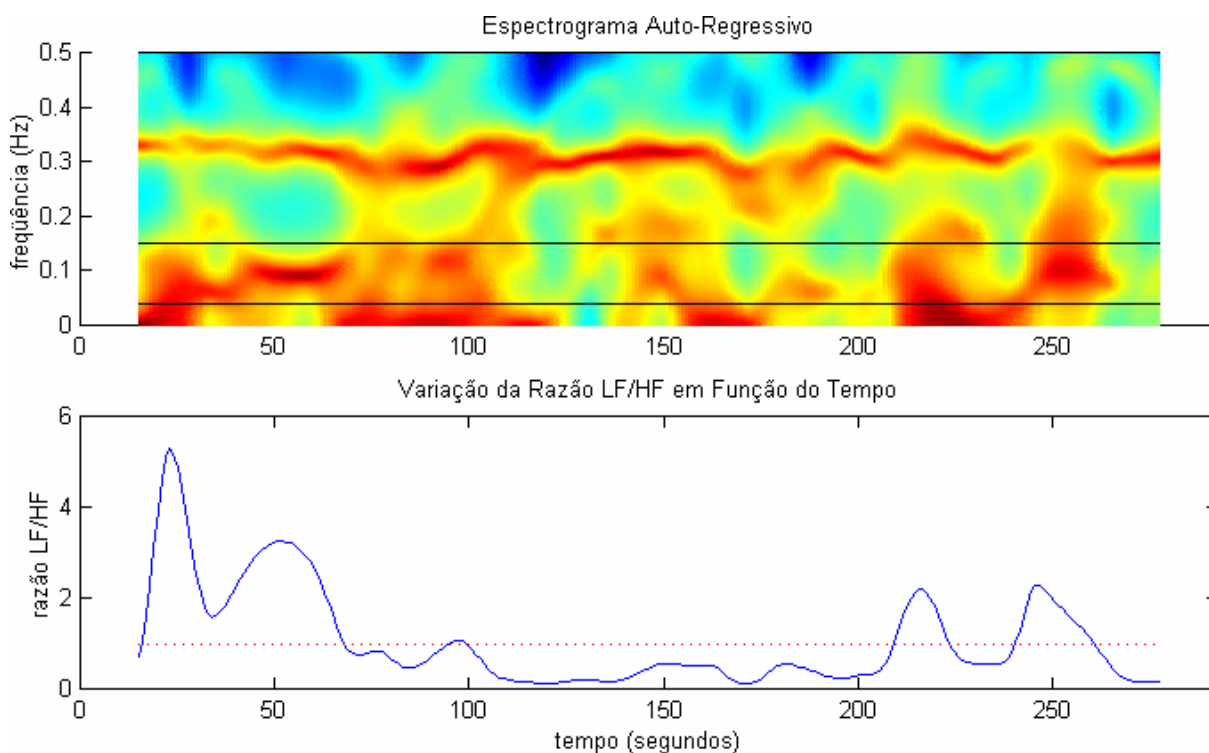


Fig. 6.12 Espectrograma e variação da razão LF/HF, obtidos com o modelo auto-regressivo (indivíduo normal).

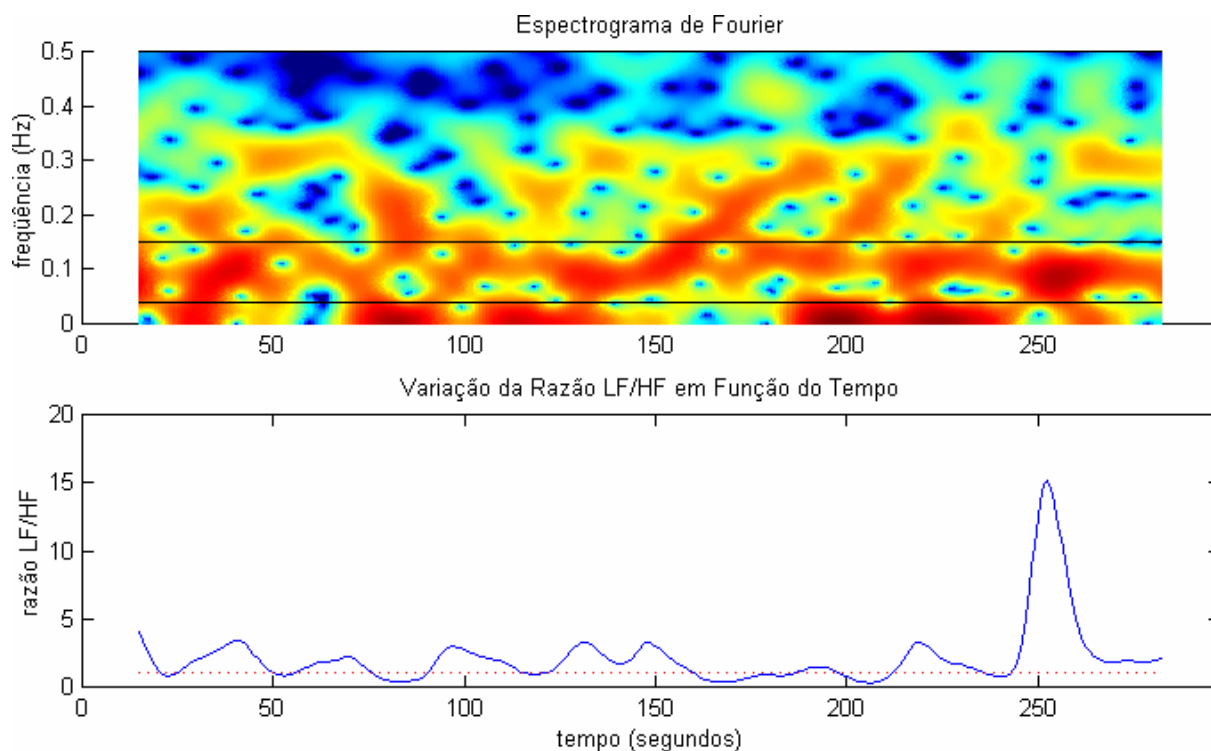


Fig. 6.13 Espectrograma e variação da razão LF/HF, obtidos com a transformada de Fourier (indivíduo hipertenso).

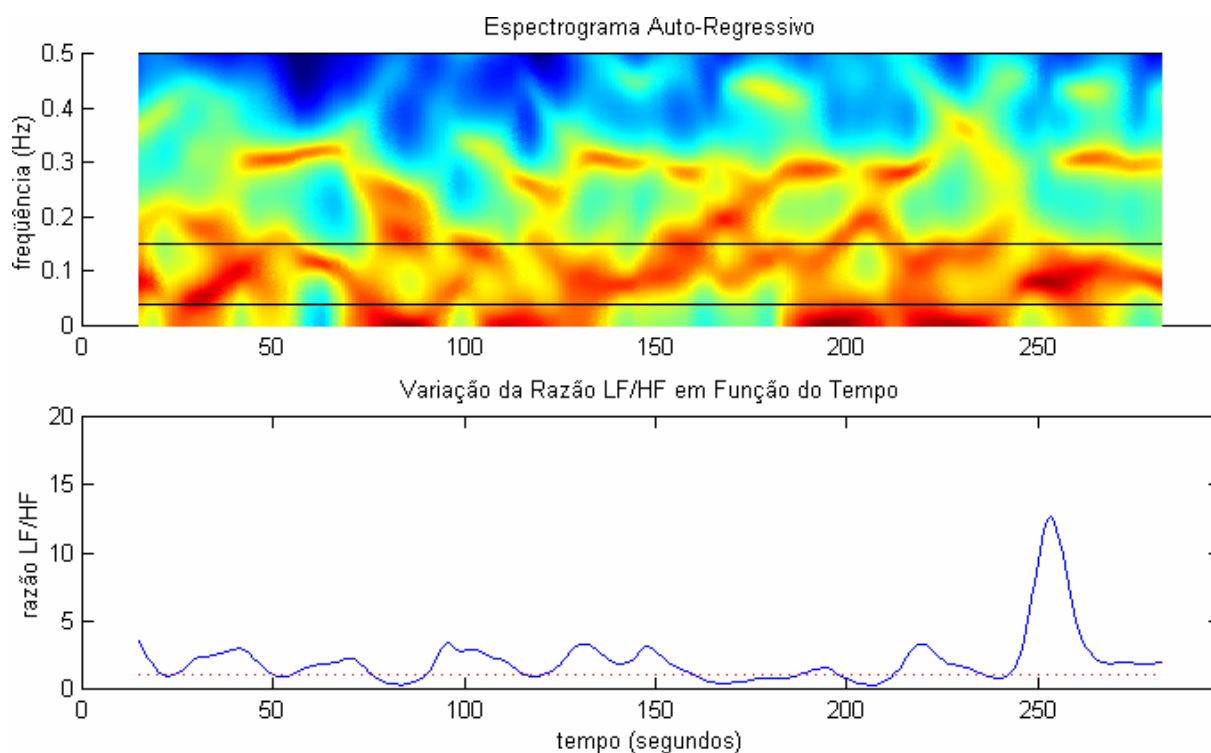


Fig. 6.14 Espectrograma e variação da razão LF/HF, obtidos com o modelo auto-regressivo (indivíduo hipertenso).

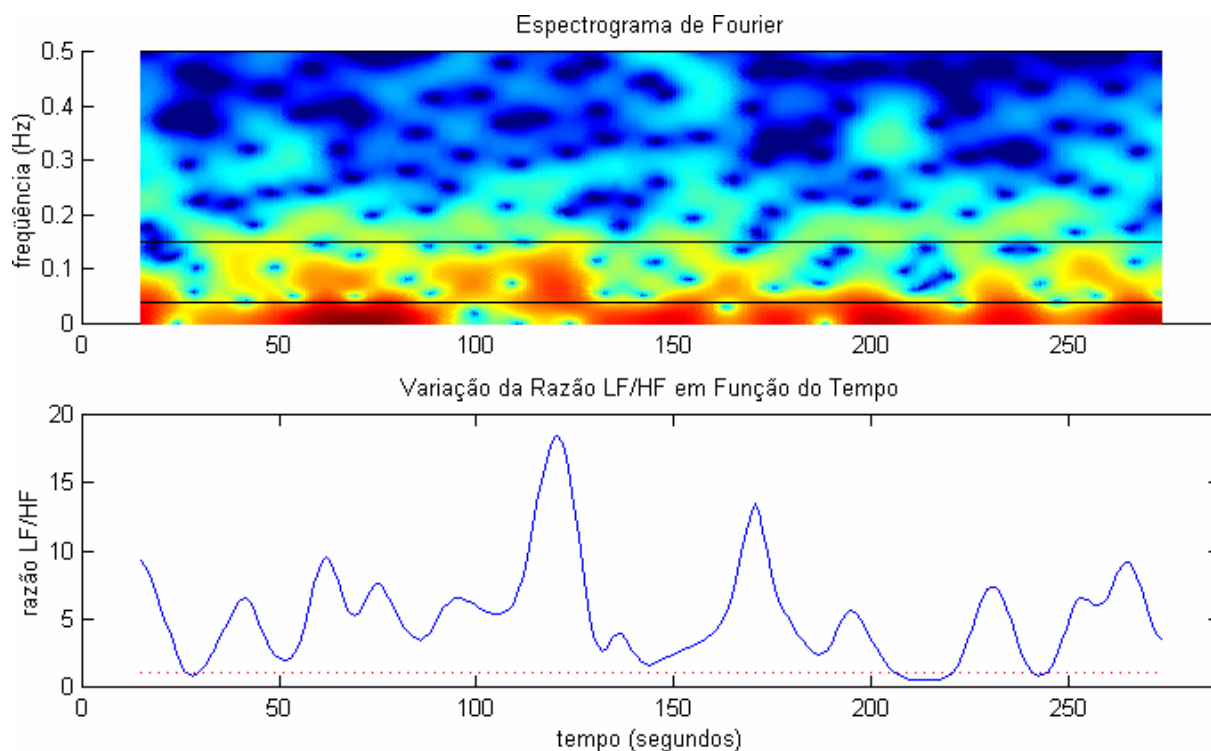


Fig. 6.15 Espectrograma e variação da razão LF/HF, obtidos com a transformada de Fourier (indivíduo chagásico).

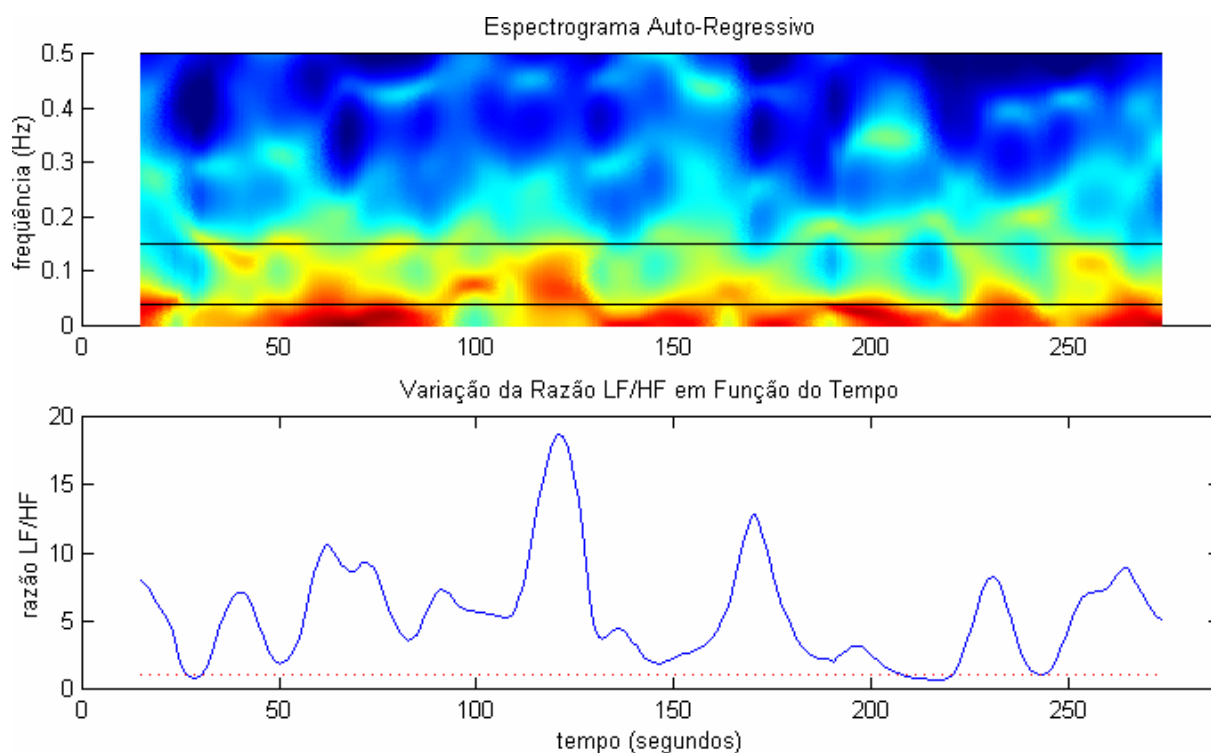


Fig. 6.16 Espectrograma e variação da razão LF/HF, obtidos com o modelo auto-regressivo (indivíduo chagásico).

Essas afirmações podem ser confirmadas observando os espectrogramas e as curvas de razão LF/HF. No espectrograma do sujeito normal, observa-se uma componente forte e sempre presente na banda referente à atividade parassimpática. O gráfico da razão LF/HF oscila sempre próxima à linha de equilíbrio. Já no espectrograma do paciente hipertenso, a componente parassimpática aparece fraca e mais ausente. Por isso, a curva LF/HF atinge valores muito mais altos que a do indivíduo normal. O espectrograma do sujeito chagásico não apresenta componente parassimpática, e também pouca atividade simpática, o que indica falha no controle da frequência cardíaca pelo sistema nervoso. O gráfico LF/HF se concentra praticamente todo acima da linha de equilíbrio, alcançando valores ainda mais altos que a curva do paciente hipertenso.

Espera-se que, com esta ferramenta, venha-se explorar outras classes de doenças que afetam a variabilidade da frequência cardíaca, para que se entenda melhor como as diferentes patologias afetam o sistema nervoso.

Outra área que pode ser beneficiada por esta ferramenta é a Educação Física, uma vez que é possível tomar o sinal de ECG de um atleta (ou de alguém que está iniciando uma atividade física) durante toda a avaliação, e depois observar como as influências simpática e parassimpática se alternam durante o teste. Dessa forma, seria possível corrigir falhas, propor novos exercícios, e conseguir um melhor condicionamento físico para o indivíduo.

7. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou uma ferramenta para análise tempo-freqüencial da variabilidade da freqüência cardíaca, baseada em modelagem auto-regressiva variante no tempo, e também no espectrograma de Fourier. O módulo desenvolvido foi incorporado ao ECGLab, um sistema desenvolvido em ambiente Matlab que integra diversas técnicas de análise do sinal de HRV, além de módulos destinados à construção desse sinal.

O novo módulo será útil em pesquisas onde se deseja avaliar como o equilíbrio entre as influências simpática e parassimpática do sistema nervoso autônomo varia no decorrer de um exame, como resposta, por exemplo, a estímulos externos. Também pode ser útil para avaliar o condicionamento físico de atletas ou de pessoas que desejam iniciar uma atividade física.

Durante o trabalho, foi mostrado que com o espectrograma auto-regressivo, as componentes simpática e parassimpática aparecem mais bem definidas (mais estreitas) que com o espectrograma de Fourier. Apesar disso, as duas ferramentas têm a mesma resolução temporal, que é definida pelo comprimento da janela utilizada. Também foi mostrado que o espectrograma wavelet, ou escalograma, tem algumas limitações quando aplicado a este tipo de estudo, uma vez que o gráfico obtido com a CWT não tem muita clareza, tornando o escalograma uma ferramenta difícil de ser utilizada por leigos. No entanto, o escalograma pode ser útil quando se deseja estudar exclusivamente (ou com ênfase) a atividade simpática, devido a sua boa resolução espectral nas baixas freqüências.

Com o objetivo de definir os melhores parâmetros para o espectrograma auto-regressivo, avaliou-se como a escolha do tipo e comprimento da janela e da taxa de interpolação influencia a determinação da ordem ótima para o modelo auto-regressivo. Este teste foi realizado primeiramente com base em critérios para determinação da ordem do modelo AR. A seguir, o experimento foi repetido, tomando como referência a influência da escolha da ordem no cálculo dos índices espectrais.

Com isso, concluiu-se que os critérios estudados não são apropriados para a determinação da ordem ótima para a análise tempo-freqüencial da HRV. Os critérios FPE, AIC e CAT se mostraram pouco eficientes para sinais com um número grande de amostras, indicando ordens muito altas. Já os critérios MDL e BIC funcionaram satisfatoriamente bem para sinais de 5 minutos, mas quando se reduziu o comprimento do sinal, os testes indicaram que a ordem deveria ser diminuída à medida que se encurta a janela de análise. Essa hipótese foi contestada, uma vez que o sinal de HRV é relativamente estacionário, o que sugere que, mesmo para janelas menores, a ordem ótima deve ser a mesma que em sinais de 5 minutos. Essa inconsistência foi

comprovada com um teste utilizando um sinal de HRV sintetizado, no qual os critérios novamente indicaram que a ordem ótima é diretamente influenciada pelo comprimento da janela, apesar da estacionariedade do sinal utilizado.

Os testes com os índices espectrais mostraram que para a taxa de interpolação de 4 Hz, deve-se utilizar ordens entre 15 e 20. Para a amostragem a 2 Hz (recomendada), deve-se utilizar ordens entre 12 e 15. Apesar de não ser recomendada, a interpolação a 1 Hz sugere ordens entre 9 e 13.

Os testes mostraram ainda que a janela de Hanning de 30 segundos fornece uma boa resolução tempo-freqüencial. A janela de Hamming, por sua vez, provê resultados quase idênticos aos calculados com a janela de Hanning, podendo ser utilizada pelo pesquisador se o espectrograma obtido com a janela de Hamming lhe agradar mais, visualmente. A janela de Blackman também pode ser utilizada, e aparentemente fornece uma melhor resolução temporal. Mas, nesse caso, as componentes de freqüência podem aparecer um pouco mais largas, uma vez que a janela de Blackman tem seu lóbulo principal mais largo que o da janela de Hanning. As janelas retangular e triangular (Bartlett) não são recomendadas, pois resultam em gráficos e índices distorcidos.

O espectrograma auto-regressivo fornece uma representação gráfica muito mais clara que a conseguida com o espectrograma de Fourier, além de uma resolução espectral consideravelmente maior. Além disso, os parâmetros tempo-freqüenciais obtidos com o modelo AR com a ordem recomendada (ordem 12 para interpolação a 2 Hz) são praticamente idênticos aos obtidos com a transformada de Fourier.

A ferramenta desenvolvida se mostrou capaz de mostrar distinção clara entre as características espectrais dos sinais de indivíduos chagásicos e hipertensos, com relação aos de indivíduos normais. Mas além de facilitar o estudo da hipertensão arterial e da doença chagas, esta ferramenta pode ser utilizada na pesquisa de outras doenças que afetam a variabilidade da freqüência cardíaca. Assim, será possível entender melhor como as diferentes patologias afetam o sistema nervoso.

Mas a principal vantagem da análise tempo-freqüencial está na possibilidade de se obter gráficos que mostram como o equilíbrio simpático-parassimpático varia ao longo do tempo. Na análise tradicional, estudos desta natureza são realizados analisando-se duas séries de intervalos RR distintas: uma obtida antes do estímulo, e outra após o estímulo. Com a análise tempo-freqüencial não há essa necessidade, podendo o cardiologista analisar um sinal mais longo, e assim observar não só que mudança ocorreu na atuação do sistema nervoso, mas também de que forma esta aconteceu.

A pesquisa em Educação Física também pode ser beneficiada por esta ferramenta, uma vez que é possível tomar o sinal de ECG de um atleta (ou de alguém que está iniciando uma atividade física) durante toda a avaliação, e depois observar como as influências simpática e parassimpática se alternam durante o teste. Dessa forma, seria possível corrigir falhas, propor novos exercícios, e conseguir um melhor condicionamento físico para o indivíduo.

Como continuação deste trabalho, poderiam ser desenvolvidas outras ferramentas para análise tempo-freqüencial da HRV, baseadas em técnicas diferentes das incluídas no módulo desenvolvido. Uma ferramenta baseada no escalograma, por exemplo, seria útil para pesquisas com ênfase na atividade simpática do sistema nervoso, devido à boa resolução espectral da transformada wavelet nas baixas freqüências. Poderia também se explorar a distribuição de Wigner-Ville que, segundo [34], apresenta alta resolução temporal e espectral.

Quanto à modelagem auto-regressiva, uma pesquisa relevante poderia ser realizada no intuito de se desenvolver um critério para cálculo da ordem ótima que fosse menos influenciado pelo número de amostras, quando se avalia sinais estacionários. Esse estudo seria útil não somente para a pesquisa em HRV, mas para diversas áreas referentes à análise estatística de séries e ao processamento digital de sinais.

Desenvolvendo-se sistemas mais avançados, com maior precisão e mais recursos, torna-se mais rápida a pesquisa em variabilidade da freqüência cardíaca. Ao fornecer aos cardiologistas ferramentas dessa natureza, espera-se estar facilitando a agregação de conhecimento sobre o funcionamento do sistema nervoso e sobre as patologias relacionadas a ele. Assim, a tecnologia estará contribuindo para a evolução de uma área importante da ciência da saúde humana.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Carvalho, J.L.A., Rocha, A.F., Nascimento, F.A.O., Souza Neto, J., Junqueira Jr., L.F. (2002), “Development of a Matlab Software for Analysis of Heart Rate Variability”, *6th International Conference on Signal Processing: Proceedings*, vol. 2, pp. 1488-1491.
- [2] Carvalho, J.L.A., Rocha, A.F., Nascimento, F.A.O., Souza Neto, J., Junqueira Jr., L.F. (2002), “Desenvolvimento de um Sistema para Análise da Variabilidade da Frequência Cardíaca”, *XVIII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*, vol. 5, pp. 337-341.
- [3] Carvalho, J.L.A. (2002), “Sistema para Análise da Variabilidade da Frequência”, Relatório de Projeto Final de Graduação, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília.
- [4] Burton, A.C. (1977), *Fisiologia e Biofísica da Circulação*, Segunda Edição, Rio de Janeiro, RJ: Guanabara Koogan.
- [5] Rocha, R. (1988), *Grande Enciclopédia Larousse Cultural*, vol. 12, São Paulo, SP: Universo Ltda.
- [6] Spacelabs, Inc. (1992), *Biophysical Measurement Series: Advanced Electrocardiography*, Redmond, WA: SpaceLabs, Inc.
- [7] Tompkins, W.J. (1993), *Biomedical Digital Signal Processing*, New Jersey: Prentice-Hall.
- [8] Shin, K.S., Minamitani, H., Onishin, S., Yamazaki, H., Lee, M.H. (1994), “The Direct Power Spectral Estimation of Unevenly Sampled Cardiac Event Series”, *Engineering in Medicine and Biology Society. Engineering Advances: New Opportunities for Biomedical Engineers. Proceedings of the 16th Annual International Conference of the IEEE*, vol. 2, pp. 1254-1255.
- [9] Nogueira, O.S.A. (2001). “Avaliação de Métodos de Interpolação do Sinal de Variabilidade da Frequência Cardíaca”, Dissertação de Mestrado, Publicação 132/01, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília.
- [10] Mateo, J., Laguna, P. (2000), “Extension of the Heart Timing Signal to the HRV Analysis in the Presence of Ectopic Beats”, *IEEE Computers in Cardiology*, pp. 813-816, vol. 27.
- [11] Fraga, A.G., Martins, H.O. (1997), “Ferramenta Computacional para Análise da Variabilidade Cardíaca usando Transformada de Fourier e Modelo Autoregressivo”, Relatório de Projeto Final de Graduação, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília.
- [12] Malik, M., Camm, A.J. (1995), *Heart Rate Variability*, Armonk, NY: Futura Publishing Company Inc.
- [13] Otzenberger, H., Gronfier, C., Simon C., Charloux, A., Ehrhart, J., Piquard, F., Brandenberger, G. (1998), “Dynamic heart rate variability: a tool for exploring the sympathovagal balance continuously during sleep in men”, *Am J Physiol*, 275:H946-H950.
- [14] Huikuri, H.V. (1997), “Heart Rate Dynamics and Vulnerability to Ventricular Tachyarrhythmias”, *Annals of Medicine*, vol. 29, pp. 321-325.

- [15] Schechtman, V.L., Raetz, S.L., Harper, R.K., Garfinkel, A., Wilson, A.J., Southall, D.P., Harper, R.M. (1992), “Dynamic Analysis of Cardiac R-R Intervals in Normal Infants and in Infants Who Subsequently Succumbed to the Sudden Infant Death Syndrome”, *Pediatric Research*, vol. 31, n° 6.
- [16] Oppenheim, A.V., Schaffer, R.W., Buck, J.R. (1999), *Discrete-Time Signal Processing*, New Jersey: Prentice-Hall.
- [17] Souza Neto, J., Carvalho, J.L.A., Nascimento, F.A.O., Rocha, A.F., Junqueira Jr., L.F. (2002), “Trajectories of Spectral Clusters of HRV Related to Myocardial Ischemic Episodes”, *XVIII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*, vol. 5, pp. 365-370.
- [18] Marple, S.L. (1987), *Digital Spectral Analysis with Applications*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- [19] Bianchi, A.M., Mainardi, L.T., Petrucci, E., Singnorini, M.G., Mainardi, M., Cerutti, S. (1993), “Time-Variant Power Spectrum Analysis for the Detection of Transient Episodes in HRV Signal”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 40, no. 2, pp. 136-144.
- [20] Mainardi, L.T., Bianchi, A.M., Baselli, G., Cerutti, S. (1995), “Pole-Tracking Algorithms for the Extraction of Time Variant Heart Rate Variability Spectral Parameters”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 42, no. 3, pp. 250-259.
- [21] Mateo, J., Laguna, P. (2000), “Improved Heart Rate Variability Signal from the Beat Occurrence Times According to the IPFM Model”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, pp. 985-996, vol. 47, n° 8.
- [22] Akaike, H. (1969), “Power Spectrum Estimation through Autoregression Model Fitting”, *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, v. 21, pp. 407-419.
- [23] Akaike, H. (1974), “A New Look at the Statistical Model Identification”, *IEEE Trans. Autom. Control*, v. AC-19, n. 6, pp. 716-723.
- [24] Kashyap, R.L. (1980), “Inconsistency of the AIC Rule for Estimating the Order of Autoregressive Models”, *IEEE Trans. Autom. Control*, v. AC-25, n. 6, pp. 996-998.
- [25] Rissanen, J.A. (1983), “Universal Prior for the Integers and Estimation by Minimum Description Length”, *Ann. Stat.*, vol. 11, pp. 417-431.
- [26] Parzen, E. (1974), “Some Recent Advances in Time Series Modeling”, *IEEE Trans. Autom. Control*, vol. AC-19, pp. 723-730.
- [27] Akaike, H. (1977), “On Entropy Maximization Principle”, *Applications of Statistics: Proceedings*, pp. 27-41.
- [28] Akaike, H. (1978), “A Bayesian Analysis of the Minimum AIC Procedure”, *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, v. 30, part A, pp. 9-14.
- [29] Schwartz, G. (1978), “Estimating the Dimension of a Model”, *The Annals of Statistics*, v. 6, n. 2, pp. 461-464.

- [30] Itiki, C. (2002), “Comparação entre Critérios de Seleção da Ordem de Modelos Auto-Regressivos para Sinais Eletromiográficos de Agulha”, *XVIII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*, vol. 5, pp. 347-351.
- [31] Jesus, P.C. (1996), “Considerações Metodológicas e Caracterização de Procedimentos Implicados nas Análises Temporal e Espectral da Variabilidade da Frequência Cardíaca para Avaliação Clínica da Função Autonômica Cardíaca”, Dissertação de Mestrado, Faculdade de Saúde, Universidade de Brasília.
- [32] Correia Filho, D. (2000), “Avaliação Clínico-Funcional, Bioquímica e Imunológica do Sistema Nervoso Autônomo em Residentes em Área Endêmica da Doença de Chagas”, Tese de Doutorado, Universidade Federal de Minas Gerais.
- [33] Junqueira Jr L.F., Oliveira L.C., Pereira F., Jesus P.C., Carvalho H. (2001), “Depressed Sympathetic and Enhanced Parasympathetic Reflex Responses of Heart Rate in Arterial Hypertension”, *Rev. Fed. Arg. Cardiol*, vol. 30, pp. 357-358.
- [34] Emdin, M., Macerata, A., Varanini, M., Pola, S., Neto, J.A.M., Taddei, A., Carpeggiani, C., Gallo Jr., L., L’Abbate, A., Marchesi, C. (1992), “Characterization of the cardiovascular autonomic influence through time frequency spectrum analysis”, *Computers in Cardiology: Proceedings*, p. 319-322.

A. MANUAL DO MÓDULO ATFAR DO ECGLAB

ECGLAB – Módulo atfAR

Projeto de Mestrado de João Luiz Azevedo de Carvalho (Eng. Elétrica), orientado pelos Profs. Adson Ferreira da Rocha (Eng. Elétrica) e Luiz Fernando Junqueira Jr. (Medicina).
Universidade de Brasília, 2003.

A.1 SOBRE O ECGLAB - ATFAR

O módulo atfAR é o ambiente do sistema ECGLAB destinado a análise tempo-frequencial de sinais de HRV, representados como séries de intervalos RR. Ele deve ser usado como uma toolbox para o MATLAB 5.3, da MathWorks, requerindo que as seguintes toolboxes estejam instaladas: Signal Processing, Splines, System Identification e Statistics. Seu vídeo deve estar configurado em resolução 1024x768, no mínimo.

A.2 INICIANDO O MÓDULO ATFAR

Para iniciar o atfAR, abra o MATLAB 5.3 e digite o diretório onde o ECGLab está instalado. Exemplo: **cd c:\ecglab**

A seguir, digite o comando **atfar**.

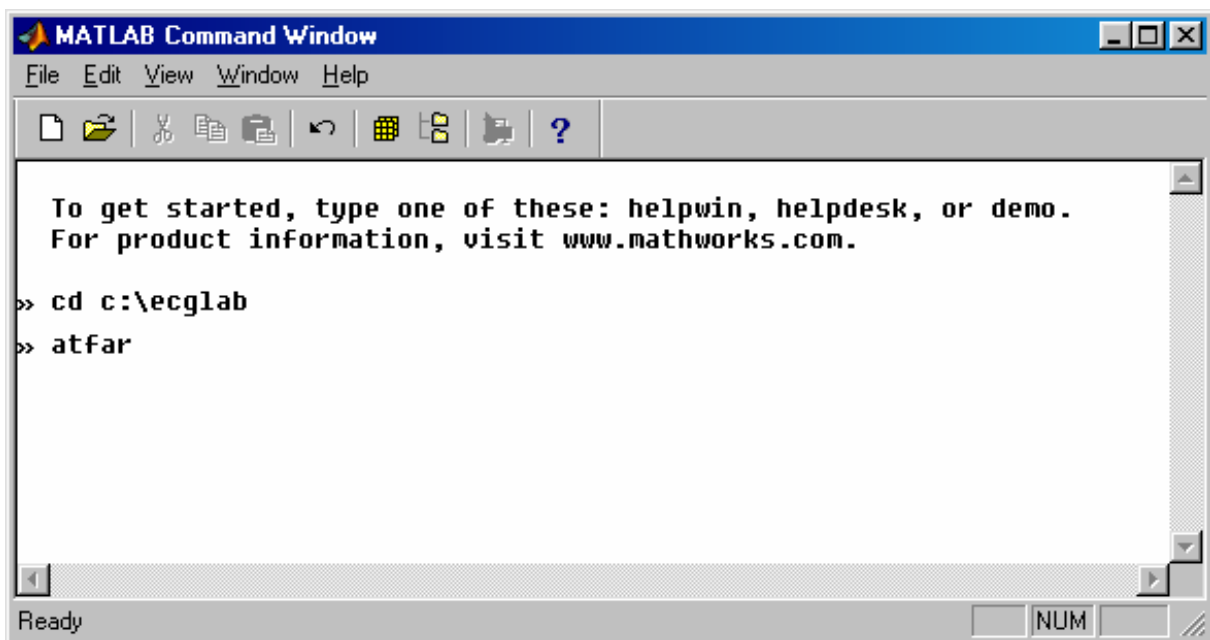


Fig. A.1 Comandos para iniciar o ECGLab – atfAR.

Para abrir um sinal no formato IRR, digite, no campo indicado, o caminho e nome do arquivo '.IRR' que se deseja abrir. Clique então no botão "Abrir IRR". Se aparecer uma mensagem de erro, verifique se o diretório, o nome do arquivo e a extensão estão corretos e tente novamente.

Aqui se pode também importar uma série de intervalos RR em arquivo texto (ASCII), sendo o procedimento o mesmo que nos demais módulos. Porém é reforçada a sugestão de que não se importe sinais em arquivo texto direto nos módulos de análise. Ao invés disso, procure fazer a importação no módulo OutliersRR. Uma vez analisada e validada a série de intervalos, salve a marcação naquele módulo e, neste módulo, utilize a opção "Abrir IRR", uma vez que a

marcação feita no módulo OutliersRR é salva também em formato IRR. Dessa forma se poupa tempo, além de se garantir que a série analisada não contém batimentos ectópicos.

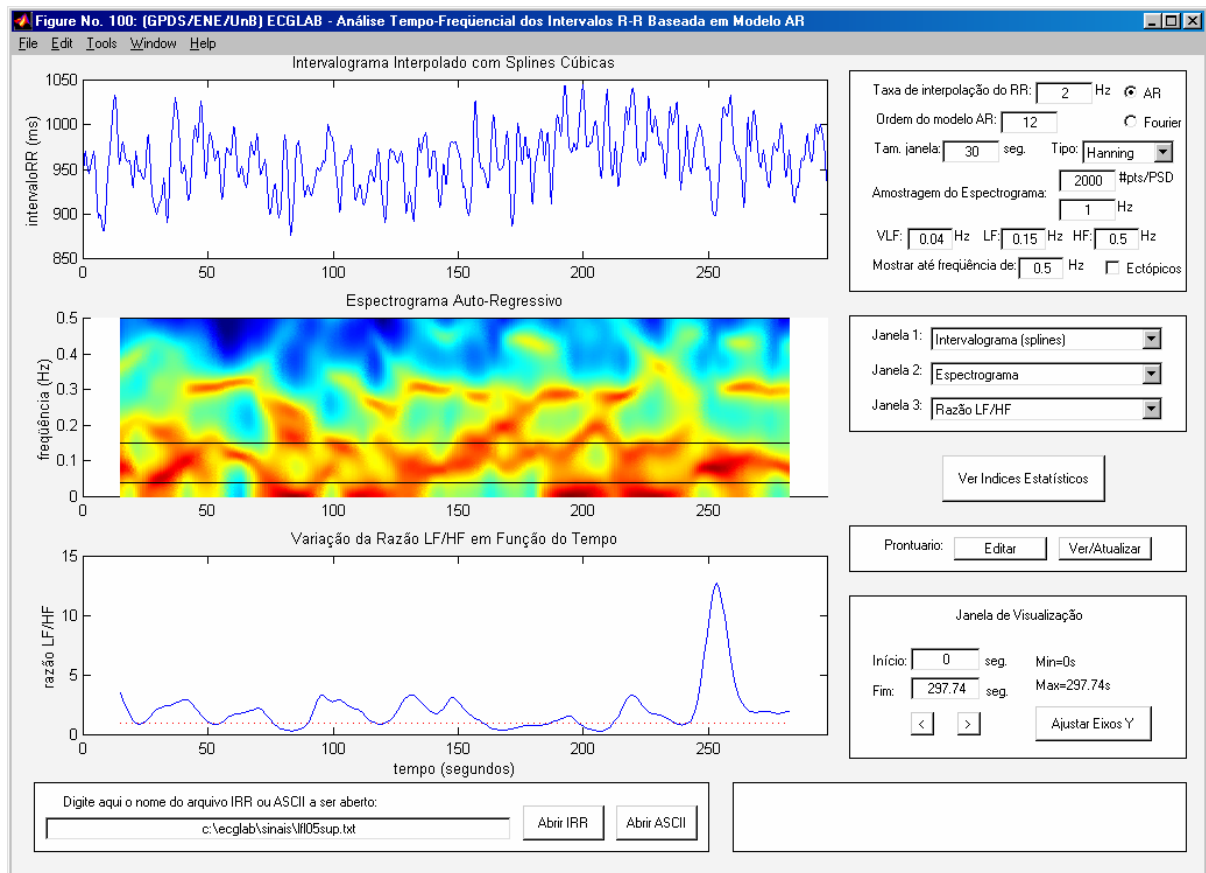


Fig. A.2 Tela de análise tempo-freqüencial do sinal RR.

A.3 AJUSTANDO OS GRÁFICOS PARA VISUALIZAÇÃO

Uma vez aberto o sinal, três janelas com gráficos aparecerão. O usuário pode escolher que gráfico quer visualizar em cada janela, através dos menus localizados à direita dos gráficos. Qualquer gráfico pode ser posicionado em qualquer uma das três telas de visualização. Os seguintes gráficos estão disponíveis:

- Intervalograma (série de intervalos RR);
- Intervalograma interpolado com *splines* cúbicas;
- Espectrograma AR / Espectrograma de Fourier;
- Razão LF/HF em função do tempo;
- Razão LF/HF em função do tempo com áreas “pintadas”;
- Variação da potência absoluta na banda VLF em função do tempo;
- Variação da potência absoluta na banda LF em função do tempo;
- Variação da potência absoluta na banda HF em função do tempo;
- Variação da potência absoluta total em função do tempo;
- Variação da potência relativa na banda VLF em função do tempo;
- Variação da potência relativa na banda LF em função do tempo;
- Variação da potência relativa na banda HF em função do tempo;
- Espectro de potência AR / Espectro de potência de Fourier.

Escolhidos os gráficos, o usuário pode selecionar que trecho do sinal RR e dos gráficos tempo-freqüenciais deseja visualizar. Isso é feito no campo “Janela de Visualização” e permite, por exemplo, observar com mais detalhe um trecho pequeno do sinal, e ir deslocando a janela de visualização ao longo deste, com os botões ‘<’ e ‘>’. Apertando o botão “Ajustar Eixos Y”, é possível ajustar as escalas de amplitude de cada gráfico. Os limites podem ser definidos manualmente, ou automaticamente, através dos botões “Auto”. O botão “Retorna” traz de volta os campos para ajuste do eixo X (tempo).

Caso deseje-se observar detalhes nas altas freqüências, a opção “Mostrar até freqüência de” permite ver o espectrograma e o espectro de potência até a freqüência máxima (metade da freqüência de amostragem do RR). Da mesma forma, pode-se optar por observar somente as baixas freqüências, ou mesmo só uma faixa de freqüência do espectro (a banda LF, por exemplo).

Na figura a seguir, o usuário posicionou o espectrograma na tela de cima, e está analisando somente o segmento de 50 a 250 segundos, na faixa de freqüência que vai de 0,02 Hz a 0,40 Hz. Na tela do meio, o usuário optou por visualizar o gráfico da variação da potência total em função do tempo. Na tela de baixo, ele escolheu observar o espectro de potência do sinal.

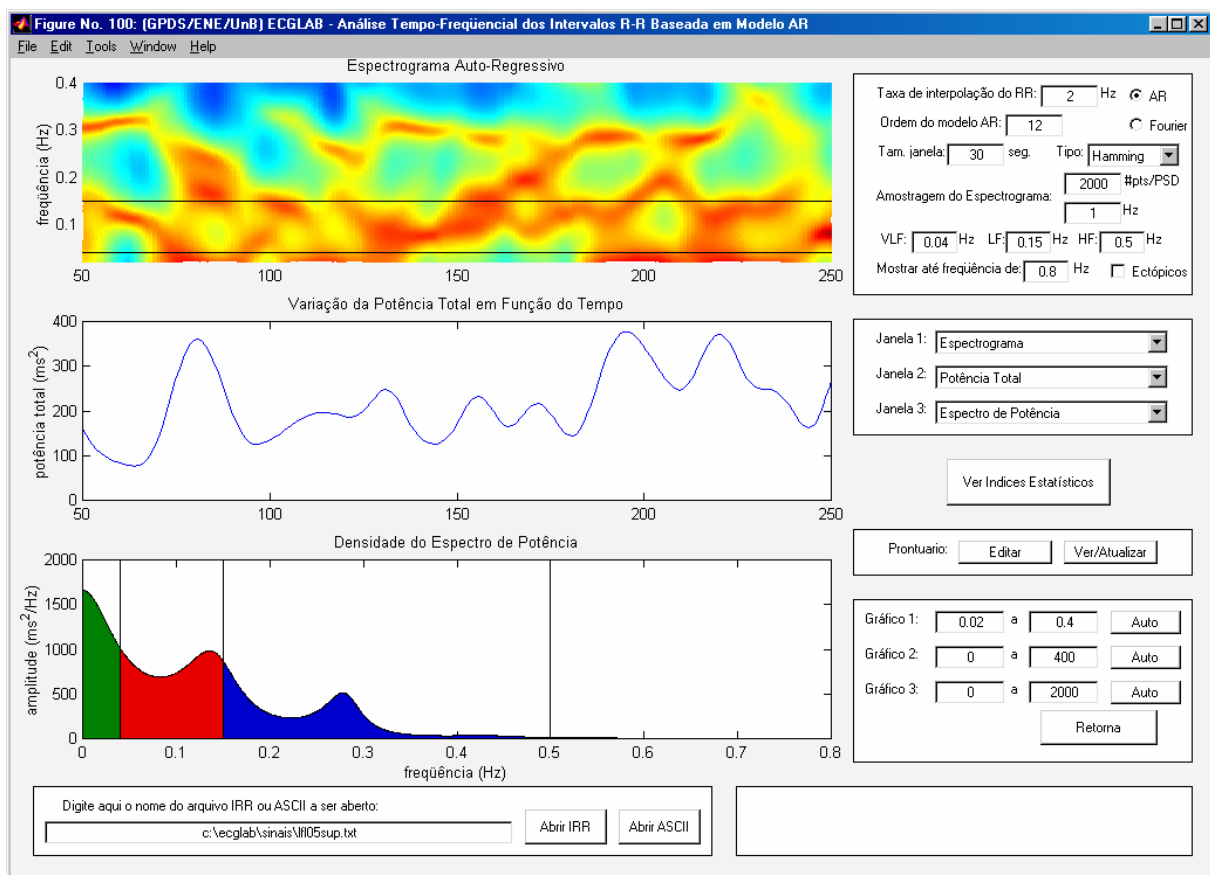


Fig. A.3 Utilizando a interface para visualizar detalhes dos gráficos.

A.4 DEFININDO PARÂMETROS PARA A ANÁLISE TEMPO-FREQÜENCIAL

Os parâmetros da análise tempo-freqüencial podem ser definidos no campo acima dos menus de escolha de gráficos. A configuração de parâmetros recomendada para uma análise tempo-freqüencial coerente e com baixo custo computacional é a seguinte:

- Interpolação do sinal RR com *splines* cúbicas à taxa de 2 Hz;
- Modelagem auto-regressiva com ordem 12;
- Janela de Hanning com 30 segundos de comprimento.

Se o usuário optar pela amostragem a 4 Hz, recomenda-se utilizar ordens entre 15 e 20. Para a amostragem a 2 Hz, deve-se utilizar ordens entre 12 e 15. Para interpolação a 1 Hz, sugere-se ordens entre 9 e 13. A ordem mínima sugerida (15 para 4 Hz, 12 para 2 Hz, e 9 para 1 Hz) pode ser utilizada sem problema algum. A escolha de uma ordem maior deve ser feita somente com o objetivo de obter espectrogramas mais agradáveis ao usuário, uma vez que os índices espectrais serão pouco afetados.

Da mesma forma, não há ganhos reais em se utilizar a amostragem a 4 Hz. A mesma informação pode ser obtida, sem distorções, usando a frequência de 2 Hz. Dessa forma consegue-se um cálculo mais rápido do espectrograma, pois serão processadas menos amostras, e poderão ser usadas ordens menores. No entanto, não é recomendável a interpolação à taxa de 1 Hz.

O comprimento da janela a ser utilizada fica a critério do usuário, desde que este utilize sempre o mesmo comprimento para obter índices que serão comparados entre si. Para a análise de sinais de 5 minutos, uma janela de 30 segundos de comprimento fornece uma boa resolução tempo-freqüencial. Mas se o objetivo for observar variações mais lentas na atuação do sistema nervoso, o usuário pode utilizar janelas mais longas (60 segundos, por exemplo). Para observar respostas rápidas do sistema nervoso, pode-se utilizar janelas menores que 30 segundos, o que resultará em um espectrograma mais detalhado.

Em relação ao tipo de janela a utilizar, recomenda-se evitar as janelas retangular e de Bartlett. Apesar de oferecem boa resolução freqüencial, essas duas janelas distorcem o espectrograma, e conseqüentemente os índices tempo-freqüenciais a serem calculados. A diferença entre os resultados obtidos com as janelas de Hanning e Hamming é praticamente imperceptível, ficando a escolha entre elas a gosto do usuário. A janela de Blackman parece melhorar um pouco a resolução temporal, mas piora a resolução espectral. Portanto, se o objetivo for aumentar a resolução temporal, pode-se optar pela janela de Blackman. Caso contrário, recomenda-se utilizar as janelas de Hanning ou Hamming.

O usuário pode também definir os limites das bandas VLF, LF e HF, que serão usados nos cálculos dos índices espectrais. A divisão das bandas é mostrada com linhas pretas nos gráficos do espectrograma e do espectro de potência. O usuário tem ainda a opção de fazer anotações no prontuário do paciente, da mesma forma que nos outros módulos.

A interface ainda permite ao usuário eliminar ou não os intervalos marcados, nos módulos anteriores, como associados a batimentos ectópicos. Ao remover as extrassístoles, o usuário está garantindo uma análise livre de distorções. No entanto, a análise tempo-freqüencial não é tão sensível a batimentos ectópicos quanto a análise clássica, uma vez que a distorção se limita à região no tempo na qual aparece a anomalia.

Se o usuário preferir, pode utilizar o espectrograma de Fourier ao invés do espectrograma AR. Mas a diferença nos índices obtidas é mínima, e o gráfico do espectrograma auto-regressivo é mais claro e objetivo.

A.5 DEFININDO A AMOSTRAGEM DO ESPECTROGRAMA

Se o processamento estiver pesado, o usuário pode diminuir a resolução do espectrograma, diminuindo o número de janelas usadas para formar o gráfico, ou o número de pontos usado para amostrar cada espectro de potência. Esses dois parâmetros pouco afetam os índices espectrais. Utilizando uma amostragem mais alta do espectrograma, obtêm-se gráficos mais bonitos e suaves. Se o usuário optar por diminuir a amostragem, o tempo de processamento será menor, mas ele obterá gráficos mais quadriculados ou menos suaves.

Para uma análise preliminar, recomenda-se a amostragem do espectrograma com 800 pts/PSD a 0,4 Hz. Mas para obter gráficos mais bonitos (para uma apresentação, por exemplo), recomenda-se utilizar 2000 pts/PSD a 1 Hz.

Não se deve confundir amostragem do espectrograma com amostragem do sinal RR. A amostragem do sinal RR, ou seja, a taxa de interpolação por *splines* cúbicas, deve ser de 2 Hz, como proposto anteriormente. Como já discutido, sua alteração influencia diretamente os índices tempo-freqüências, caso não se ajuste a ordem do modelo AR. Já a amostragem do espectrograma, como descrita aqui, pode ser ajustada com liberdade pelo usuário, a fim de obter gráficos mais bonitos ou processamento mais rápido, acarretando em pouca ou nenhuma distorção nos índices tempo-freqüenciais.

A.6 VISUALIZANDO OS ÍNDICES ESTATÍSTICOS

Os índices tempo-freqüenciais são obtidos, na ferramenta, pressionando o botão “Ver Índices Estatísticos”. Os valores são atualizados sempre que se altera algum parâmetro da análise tempo-freqüencial.

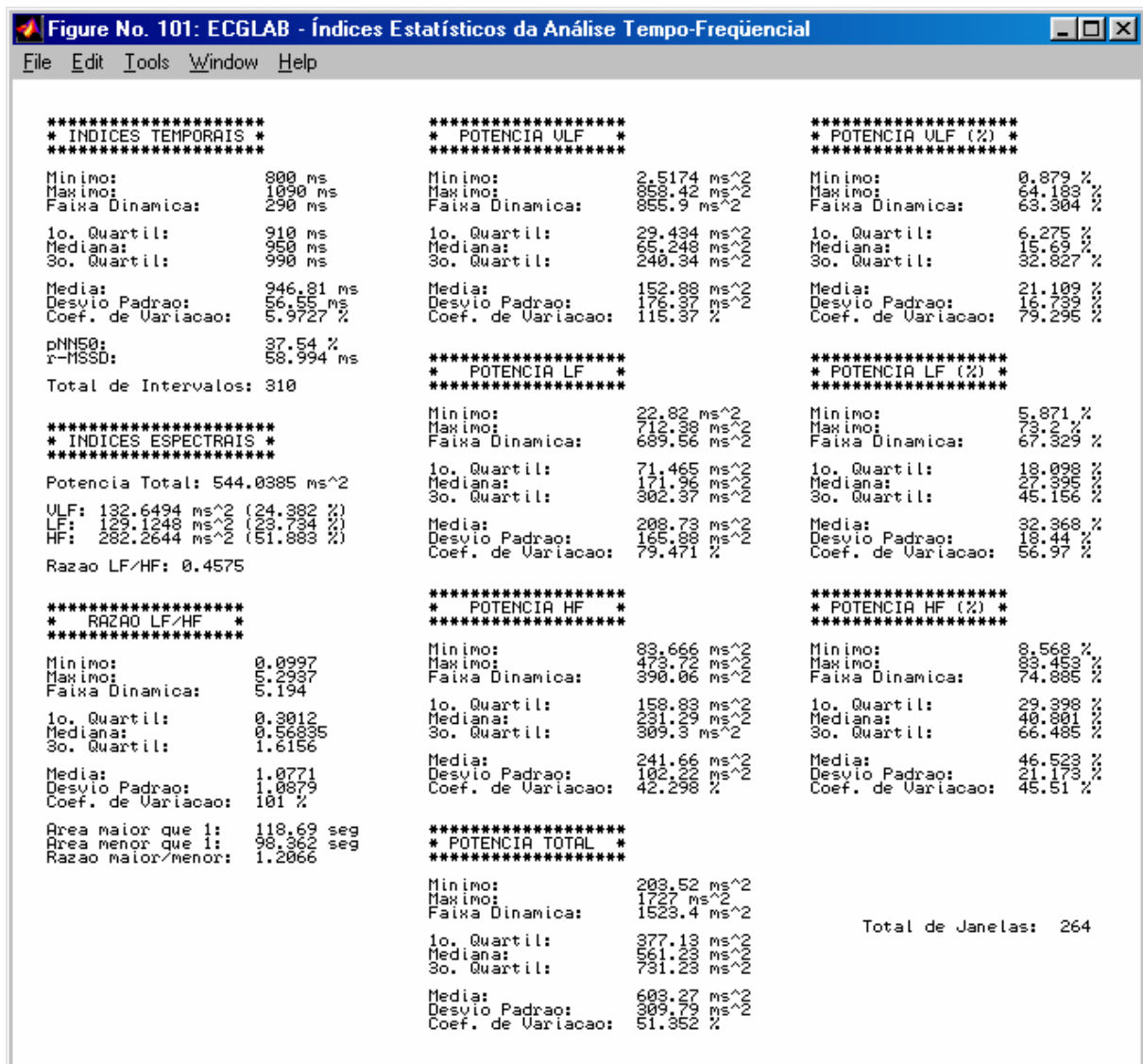


Fig. A.4 Tela de visualização dos índices tempo-freqüenciais.

B. CÓDIGO FONTE DO MÓDULO AT FAR DO ECGLAB

B.1 CÁLCULO DO ESPECTROGRAMA

```
function csastruct=atfar_calcula_csa(tempoRR, intervaloRR, normais, params)

if(params.rmvect==1),
    tk=tempoRR(normais);
    RR=intervaloRR(normais);
else,
    tk=tempoRR;
    RR=intervaloRR;
end;

%tira parametros da estrutura
fs = params.fsRR;
ordemAR = params.ordemAR;
winlen = params.winlen;
wintype = params.wintype;
Npts = params.Npts;
fsAR = params.fsAR;
vlf = params.vlf;
lf = params.lf;
hf = params.hf;
maxfreq = params.maxfreq;

%interpola com splines e tira o DC
Ts = 1/fs;
time = (tk(1):Ts:tk(end))';
hrv = spline(tk,RR,time);
csastruct.RRsplines = hrv;
csastruct.tksplines = time;
hrv = hrv-mean(hrv);

%numero de pontos no hrv, em cada PSD, nas janelas e tamanho do passo.
hrvlen = length(hrv);
PSDend = round(Npts/ ((fs/2)/maxfreq));
winlen = round(winlen*fs);
step = round(1/fsAR*fs);

switch params.wintype,
    case 1,
        wintvar = boxcar(winlen);
        winpsd = boxcar(hrvlen);
    case 2,
        wintvar = bartlett(winlen);
        winpsd = bartlett(hrvlen);
    case 3,
        wintvar = hamming(winlen);
        winpsd = hamming(hrvlen);
    case 4,
        wintvar = hanning(winlen);
        winpsd = hanning(hrvlen);
    case 5,
        wintvar = blackman(winlen);
        winpsd = blackman(hrvlen);
end

%calcula os PSDs e os indices espectrais de cada um deles.
TVAR=[]; timefreqindexes=[];
for i=1:step:(hrvlen-winlen+1),
    segmento=hrv(i:i+winlen-1).*wintvar;

    if params.alg=='ar',
        %espectrograma auto-regressivo
        [A, variancia] = arburg(segmento,ordemAR);
        [H,F] = freqz(1,A,Npts,fs);
        PSD=(abs(H).^2)*variancia*1/fs; %malik, p.67
    else,
        %espectrograma de fourier
        PSD=(abs(fft(segmento,2*Npts)).^2)/length(segmento)/fs;
        F=(0:fs/(2*Npts):fs-fs/(2*Npts))';
    end;

    TVAR=[TVAR,PSD(1:PSDend)];
    [aavlf,aalf,aahf,aatotal,avlf,alf,ahf,rlfhh,anlf,anhf]=spectralRR_calcula_areas(PSD,F,vlf,lf,hf);
    timefreqindexes=[timefreqindexes;aavlf,aalf,aahf,aatotal,avlf,alf,ahf,rlfhh,anlf,anhf];
end

[a,b]=size(TVAR);
timelength = time(end)-time(1);
steplength = (step /length(hrv)*timelength);
winlength = (winlen /length(hrv)*timelength);
T=((0:b-1)') * steplength +winlength/2 ;

%calcula do PSD total
segmento=hrv.*winpsd;

if params.alg=='ar',
    [A, variancia] = arburg(segmento,ordemAR);
    [H,F] = freqz(1,A,Npts,fs);
    psdtotal=(abs(H).^2)*variancia*1/fs; %malik, p.67
else,
    psdtotal=(abs(fft(segmento,2*Npts)).^2)/length(segmento)/fs;
    F=(0:fs/(2*Npts):fs-fs/(2*Npts))';
end;
```

```

end;
psdtotal=psdtotal(1:PSDend);
F=F(1:PSDend);

[aavlf,aalf,aahf,aatotal,avlf,alf,ahf,rlfhf,anlf,anhf]=espectralRR_calcula_areas(psdtotal,F,vlf,lf,hf);

%areas de razao maior e menor que 1
deltaT=T(2)-T(1);
gt1=find(timefreqindexes(:,8)>1);
lt1=find(timefreqindexes(:,8)<1);
agtl = sum( deltaT * (timefreqindexes(gt1,8)-1) );
alt1 = sum( deltaT * abs(1-timefreqindexes(lt1,8)) );
ragt1alt1 = agtl/alt1;

csastruct.tk = tempoRR ;
csastruct.RR = intervaloRR ;
csastruct.normais = normais ;
csastruct.T = T;
csastruct.F = F;
csastruct.TVAR = TVAR;
csastruct.aavlf = timefreqindexes(:,1);
csastruct.aalf = timefreqindexes(:,2);
csastruct.aahf = timefreqindexes(:,3);
csastruct.aatotal = timefreqindexes(:,4);
csastruct.avlf = timefreqindexes(:,5);
csastruct.alf = timefreqindexes(:,6);
csastruct.ahf = timefreqindexes(:,7);
csastruct.rlfhf = timefreqindexes(:,8);
csastruct.anlf = timefreqindexes(:,9);
csastruct.anhf = timefreqindexes(:,10);
csastruct.psd = psdtotal;
csastruct.psd_aavlf = aavlf;
csastruct.psd_aalf = aalf;
csastruct.psd_aahf = aahf;
csastruct.psd_aatotal = aatotal;
csastruct.psd_avlf = avlf;
csastruct.psd_alf = alf;
csastruct.psd_ahf = ahf;
csastruct.psd_rlfhf = rlfhf;
csastruct.psd_anlf = anlf;
csastruct.psd_anhf = anhf;
csastruct.agtl = agtl; %area com razao maior que 1
csastruct.alt1 = alt1; %area com razao menor que 1
csastruct.ragt1alt1 = ragt1alt1; %razao entre as areas agtl/alt1

```

B.2 PLOTAGEM DOS GRÁFICOS

```

function handle=atfar_plotar( janela,handle,csastruct,params)

switch janela,
case 1,
    janela_plotagem=[62 528 640 154];
    opcao = params.janelal;
case 2,
    janela_plotagem=[62 324 640 154];
    opcao = params.janela2;
case 3,
    janela_plotagem=[62 120 640 154];
    opcao = params.janela3;
end

%cria uma espaco para plotagem na janela
if handle==-1, delete(handle); end
handle=axes('Units','pixels','Position',janela_plotagem);

switch opcao,
case 1,
    if(params.rmvect==1),
        plot(csastruct.tk,csastruct.normais,csastruct.RR(csastruct.normais));
    else,
        plot(csastruct.tk,csastruct.RR);
    end;
    ylabel('intervalo RR (ms)'),title('Intervalograma')
    ytick = get(handle,'YTick');
    axis([params.janela_inicio params.janela_fim ytick(1) ytick(end)])
case 2,
    plot(csastruct.tksplines,csastruct.RRsplines)
    ylabel('intervaloRR (ms)'),title('Intervalograma Interpolado com Splines Cúbicas')
    ytick = get(handle,'YTick');
    axis([params.janela_inicio params.janela_fim ytick(1) ytick(end)])
case 3,
    logtvar = log10(csastruct.TVAR);
    logtvar(find(logtvar<0))=0; %para destacar os picos, nao dando visibilidade desnecessaria aos vales.
    imagesc(csastruct.T,csastruct.F,logtvar);
    set(gca,'YDir','normal')
    colormap(jet)
    ylabel('frequência (Hz)'),
    if(params.alg=='ar'), title('Espectrograma Auto-Regressivo');
    else, title('Espectrograma de Fourier');
    end;
    x=[csastruct.T(1):csastruct.T(end)];x=[x,x,x];
    y=[params.vlf,params.lf,params.hf];y=[y;y];
    z=[max(logtvar(:))];z=[z,z,z,z,z];
    set(line(x,y,z),'color',[0 0 0]);
    ztick = get(handle,'ZTick');
    axis([params.janela_inicio params.janela_fim 0 params.maxfreq ztick(1) ztick(end)]);
    view(0,90);

```

```

case 4,
plot(csastruct.T,csastruct.rlfhf)
ylabel('razão LF/HF'),title('Variação da Razão LF/HF em Função do Tempo')
ytick = get(handle,'YTick');
if ytick(end) < 2,
    ytick(end) = 2;
end;
axis([params.janela_inicio params.janela_fim 0 ytick(end)])
x=[csastruct.T(1):csastruct.T(end)];
y=[1,1];
set(line(x,y),'color',[1 0 0],'linestyle',':');

case 5,
gtl=((csastruct.rlfhf>1).*csastruct.rlfhf);
gtl(find(gtl==0))=1;
ltl=((csastruct.rlfhf<1).*csastruct.rlfhf);
ltl(find(ltl==0))=1;
hold on
fill([csastruct.T(1):csastruct.T;csastruct.T(end)],[1:gtl;1],'c')
fill([csastruct.T(1):csastruct.T;csastruct.T(end)],[1:ltl;1],'m')
hold off
ylabel('razão LF/HF'),title('Variação da Razão LF/HF em Função do Tempo')
ytick = get(handle,'YTick');
if ytick(end) < 2,
    ytick(end) = 2;
end;
axis([params.janela_inicio params.janela_fim 0 ytick(end)])

case 6,
plot(csastruct.T,csastruct.aavlf)
ylabel('potência VLF (ms^2)'),title('Variação da Potência na Banda VLF em Função do Tempo')
ytick = get(handle,'YTick');
axis([params.janela_inicio params.janela_fim ytick(1) ytick(end)])

case 7,
plot(csastruct.T,csastruct.aalf)
ylabel('potência LF (ms^2)'),title('Variação da Potência na Banda LF em Função do Tempo')
ytick = get(handle,'YTick');
axis([params.janela_inicio params.janela_fim ytick(1) ytick(end)])

case 8,
plot(csastruct.T,csastruct.aahf)
ylabel('potência HF (ms^2)'),title('Variação da Potência na Banda HF em Função do Tempo')
ytick = get(handle,'YTick');
axis([params.janela_inicio params.janela_fim ytick(1) ytick(end)])

case 9,
plot(csastruct.T,csastruct.aatotal)
ylabel('potência total (ms^2)'),title('Variação da Potência Total em Função do Tempo')
ytick = get(handle,'YTick');
axis([params.janela_inicio params.janela_fim ytick(1) ytick(end)])

case 10,
plot(csastruct.T,csastruct.avlf)
ylabel('potência VLF relativa (%)'),title('Variação da Potência Relativa na Banda VLF em Função do Tempo')
ytick = get(handle,'YTick');
axis([params.janela_inicio params.janela_fim ytick(1) ytick(end)])

case 11,
plot(csastruct.T,csastruct.alf)
ylabel('potência LF relativa (%)'),title('Variação da Potência Relativa na Banda LF em Função do Tempo')
ytick = get(handle,'YTick');
axis([params.janela_inicio params.janela_fim ytick(1) ytick(end)])

case 12,
plot(csastruct.T,csastruct.ahf)
ylabel('potência HF relativa (%)'),title('Variação da Potência Relativa na Banda HF em Função do Tempo')
ytick = get(handle,'YTick');
axis([params.janela_inicio params.janela_fim ytick(1) ytick(end)])

case 13,
%calcula o ponto de limite de cada banda
indice_vlf=round(params.vlf*length(csastruct.F)/(csastruct.F(length(csastruct.F))+csastruct.F(2))+1);
indice_lf=round(params.lf*length(csastruct.F)/(csastruct.F(length(csastruct.F))+csastruct.F(2))+1);
indice_hf=round(params.hf*length(csastruct.F)/(csastruct.F(length(csastruct.F))+csastruct.F(2))+1);
if indice_hf>length(csastruct.F),indice_hf=length(csastruct.F);end;

%plota o AR e pinta as bandas
plot(csastruct.F,csastruct.psd)
patch([csastruct.F(1),csastruct.F(1:indice_vlf)],csastruct.F(indice_vlf)),[0,csastruct.psd(1:indice_vlf)',0],[0 .5 0])
patch([csastruct.F(indice_vlf),csastruct.F(indice_vlf:indice_lf)],csastruct.F(indice_lf)),...
0,csastruct.psd(indice_vlf:indice_lf)',0],[.9 0 0])
patch([csastruct.F(indice_lf),csastruct.F(indice_lf:indice_hf)],csastruct.F(indice_hf)),...
0,csastruct.psd(indice_lf:indice_hf)',0],[0 0 .8])
patch([csastruct.F(indice_hf),csastruct.F(indice_hf:length(csastruct.F))],csastruct.F(length(csastruct.F))),...
0,csastruct.psd(indice_hf:length(csastruct.F))',0],[0.4 0.4 0.4])
ylabel('amplitude (ms^2/Hz)'),title('Densidade do Espectro de Potência')

%desenha as linhas que dividem as bandas
ytick = get(handle,'YTick');
y=[0;300000];y=[y,y,y];
x=[params.vlf,params.lf,params.hf];x=[x;x];
set(line(x,y),'color',[0 0 0]);
axis([0 params.maxfreq ytick(1) ytick(end)])
end

if (janela==3),
if(opcao == 13),
    xlabel('frequência (Hz)');
else,
    xlabel('tempo (segundos)');
end;
end;

if params.eixoyauto == 0,
set(handle,'YLim',[params.eixoymin(opcao) params.eixoymax(opcao)]);
end;

```

B.3 CÁLCULO DOS ÍNDICES ESTATÍSTICOS E MONTAGEM DA TABELA

```
function poincareRR_tabelapct(main_window,Y)

h=figure(main_window+1);
clf,

%janela=[590 390 435 320];
janela=[150 140 650 570];

set(h,'position',janela,'name','EGLAB - Índices Estatísticos da Análise Tempo-Freqüencial','color',[1 1 1]);

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% ANALISE TEMPORAL
%
[totaldeamostras,media,mediana,desviopadrao,minimo,...
maximo,quartil1,quartil3,pnn50,rmsd,coefvar,faixadinamica]=temporalRR_calcula_stats(Y.RR(Y.normais));
%
texto1=sprintf(['...
*****\n',...
'* INDICES TEMPORAIS *\n',...
*****\n\n',...
'Minimo:          %0.5g ms\n',...
'Maximo:          %0.5g ms\n',...
'Faixa Dinamica:  %0.5g ms\n\n',...
'1o. Quartil:    %0.5g ms\n',...
'Mediana:        %0.5g ms\n',...
'3o. Quartil:    %0.5g ms\n\n',...
'Media:          %0.5g ms\n',...
'Desvio Padrao:  %0.5g ms\n',...
'Coef. de Variacao: %0.5g %\n\n',...
'pNN50:          %0.5g %\n',...
'r-MSSD:         %0.5g ms\n\n',...
'Total de Intervalos: %0.5g\n\n',...
],...
minimo,maximo,faixadinamica,quartil1,mediana,quartil3,media,desviopadrao,...
coefvar,pnn50,rmsd,totaldeamostras);
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% ANALISE ESPECTRAL
%
texto1=[texto1,espectralRR_sareas4(Y)];
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% ESTATISTICA DA RAZAO LF/HF
%
[totaldeamostras,media,mediana,desviopadrao,minimo,...
maximo,quartil1,quartil3,pnn50,rmsd,coefvar,faixadinamica]=temporalRR_calcula_stats(Y.rlfhf);
%
texto1=[texto1,sprintf(['...
*****\n',...
'* RAZAO LF/HF *\n',...
*****\n\n',...
'Minimo:          %0.5g\n',...
'Maximo:          %0.5g\n',...
'Faixa Dinamica:  %0.5g\n\n',...
'1o. Quartil:    %0.5g\n',...
'Mediana:        %0.5g\n',...
'3o. Quartil:    %0.5g\n\n',...
'Media:          %0.5g\n',...
'Desvio Padrao:  %0.5g\n',...
'Coef. de Variacao: %0.5g %\n\n',...
'Area maior que 1: %0.5g seg\n',...
'Area menor que 1: %0.5g seg\n',...
'Razao maior/menor: %0.5g',...
],...
minimo,maximo,faixadinamica,quartil1,mediana,quartil3,media,desviopadrao,coefvar,Y.agt1,Y.alt1,Y.ragt1alt1)];
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% ESTATISTICA DA POTENCIA VLF
%
[totaldeamostras,media,mediana,desviopadrao,minimo,...
maximo,quartil1,quartil3,pnn50,rmsd,coefvar,faixadinamica]=temporalRR_calcula_stats(Y.aav1f);
%
texto2=sprintf(['...
*****\n',...
'* POTENCIA VLF *\n',...
*****\n\n',...
'Minimo:          %0.5g ms^2\n',...
'Maximo:          %0.5g ms^2\n',...
'Faixa Dinamica:  %0.5g ms^2\n\n',...
'1o. Quartil:    %0.5g ms^2\n',...
'Mediana:        %0.5g ms^2\n',...
'3o. Quartil:    %0.5g ms^2\n\n',...
'Media:          %0.5g ms^2\n',...
'Desvio Padrao:  %0.5g ms^2\n',...
'Coef. de Variacao: %0.5g %\n\n',...
],...
minimo,maximo,faixadinamica,quartil1,mediana,quartil3,media,desviopadrao,coefvar);
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% ESTATISTICA DA POTENCIA LF
```