MÉTODOS LINEARES E NÃO-LINEARES DE ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS E SUA APLICAÇÃO NO ESTUDO DA VARIABILIDADE DA FREQUÊNCIA CARDÍACA DE JOVENS SAUDÁVEIS

Maria Teodora Ferreira

Dissertação apresentada ao Instituto de Biociências de Botucatu - IBB/UNESP - para a obtenção do título de Mestre em Biometria.

BOTUCATU
São Paulo - Brasil
Fevereiro - 2010

MÉTODOS LINEARES E NÃO-LINEARES DE ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS E SUA APLICAÇÃO NO ESTUDO DA VARIABILIDADE DA FREQUÊNCIA CARDÍACA DE JOVENS SAUDÁVEIS

Maria Teodora Ferreira

Orientador: Prof. Dr. **Marcelo Messias**

Dissertação apresentada ao Instituto de Biociências de Botucatu - IBB/UNESP - para a obtenção do título de Mestre em Biometria.

BOTUCATU
São Paulo - Brasil
Fevereiro - 2010

Dedicatória

À minha família, em especial a minha mãe Maria de Lourdes Bazzo Ferreira e ao meu pai Bernardino Ferreira por me proporcionarem a vida; por toda a paciência que tiveram comigo, por entenderem a minha ausência em suas vidas, pelo incentivo aos estudos e por todo tipo de apoio recebido.

Aos professores que passaram por minha vida.

Aos meus colegas de estudos.

Aos meus companheiros do Laboratório Isaac Newton da Faculdade de Ciências e Tecnologia - FCT/UNESP.

Finalmente, a todas aquelas pessoas que, desde o primeiro dia que me tornei estudante, acreditaram no meu potencial e no meu amor pelos estudos e direta ou indiretamente me ajudaram a conquistar meus objetivos e a seguir meus sonhos.

Agradecimentos

A Deus por todos os objetivos que já alcancei em minha vida e por todos que ainda alcançarei; pelos sonhos realizados; por me conceder o dom da sabedoria e por me dar a inteligência necessária para prosseguir meus estudos; por me abençoar e caminhar ao meu lado todos os dias da minha vida.

À minha família, em especial aos meus pais por entenderem a minha ausência em suas vidas.

Ao meu orientador Prof. Dr. Marcelo Messias, pela paciência, pela motivação e acima de tudo por acreditar no meu potencial científico.

Aos professores doutores Luiz Carlos Marques Vanderlei, Carlos Marcelo Pastre e Moacir F. de Godoy, por terem fornecido os dados aqui estudados.

Ao Prof. Dr. Luiz Carlos Marques Vanderlei pelas discussões bastante produtivas sobre o sistema cardíaco e a variabilidade da frequência cardíaca e pela importante contribuição na análise dos dados.

A amiga Andriana S. L. O. Campanharo pelo apoio dado nas discussões e no uso de softwares.

Aos professores de graduação e mestrado por todo conhecimento científico compartilhado.

Aos meus colegas de graduação e de mestrado.

A minha professora Suraya Elias Caram e ao meu amigo Celso Francisco pelo apoio financeiro.

Ao Instituto de Biociências de Botucatu - IBB/UNESP, pela oportunidade dada para prosseguir à meus estudos e por todos os recursos concedidos para a realização desta pesquisa.

Ao Departamento de Matemática, Estatística e Computação - DMEC da Faculdade de Ciências e Tecnologia - FCT/UNESP, pelo apoio dado no ano de 2009.

À Fundação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES, pela bolsa de estudo fornecida.

À banca de qualificação, constituída pelos professores Dr. Messias Meneguette Junior e Dr. Paulo Fernando de Arruda Mancera, pelas sugestões, críticas e correções feitas, a qual permitiu o aperfeiçoamento deste trabalho de mestrado.

A todos aqueles que me ajudaram direta ou indiretamente, financeira ou psicologicamente, com seu tempo físico ou conhecimento científico, com suas críticas ou sugestões, com suas discussões filosóficas ou preces religiosas, para que este trabalho de pesquisa de mestrado fosse realizado e concluído com êxito.

Sumário

Página

LISTA DE FIGURAS **vii**

LISTA DE TABELAS **x**

RESUMO **xiii**

SUMMARY **xvi**

1 INTRODUÇÃO **1**

2 SISTEMAS CAÓTICOS **9**

2.1 Comportamento Caótico em Sistemas Dinâmicos 9

2.2 Atratores Estranhos e Estrutura Fractal 12

3 CASUÍSTICA E METODOLOGIA DE COLETA DE DADOS **16**

3.1 Introdução ao Sistema Cardiovascular 16

3.2 Análise da Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC) 20

3.3 População Amostral 22

3.4 Critérios adotados para a análise da VFC 23

4 MÉTODOS DE ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS EXPERIMENTAIS **27**

4.1 Métodos Lineares 27

4.2 Métodos Não-Lineares 28

4.2.1 Função de Autocorrelação - FA 29

4.2.2 Gráfico de Poincaré 31
4.2.3 Detrended Fluctuation Analysis - DFA 33
4.2.4 Reconstrução do Espaço de Fase - REF 36
4.2.5 Plot de Recorrência - PR 45
4.2.6 Dimensão de Correlação - DC 48
4.2.7 Expoente de Lyapunov - EL 51
4.2.8 Conjectura de Kaplan-Yorke - Conj. KY 57
4.2.9 Entropia Aproximada - ApEn 58
4.2.10 Entropia da Amostra - SampEn 59
4.2.11 Entropia de Shannon - ES 60

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO 62

5.1 Jovens Saudáveis 63
5.2 Feminino versus Masculino 67
5.3 Idade 70
5.4 Nível de atividade física - IPAQ 73
5.5 Jovens Saudáveis versus Doentes 75
5.6 Expoente de Lyapunov 82
5.7 Considerações Finais 87

6 CONCLUSÃO 89

ANEXOS 91

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 97

APÊNDICES 107

Lista de Figuras

Página

1 Atratores estranhos: no item **(a)** o atrator estranho encontrado no modelo de Lorenz (figura extraída de (Campanharo, 2006)) que é um sistema dinâmico contínuo e, no item **(b)** o atrator estranho encontrado no mapa de Hénon (figura extraída de (Mullin, 1993)), que é um sistema dinâmico discreto. . . . 14

2 Intervalo RR utilizado para o estudo da Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC). 17

3 (**a**) Série temporal da frequência cardíaca de um jovem saudável, (**b**) série temporal da frequência cardíaca de um doente com insuficiência renal crônica e (**c**) série temporal da frequência cardíaca de um doente com diabetes mellitus. Nestes gráficos, no eixo x está representado o tempo (em unidades) e no eixo y o valor de cada intervalo RR; estas séries temporais são compostas de 1000 pontos (ou 1000 valores de intervalos RR consecutivos). 19

4 Função de autocorrelação obtida da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos; no item **(a)** de um jovem saudável e no item **(b)** de um doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. Nestes gráficos calculamos 500 coeficientes de autocorrelação. 30

5 Gráfico de Poincaré obtido da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos; no item (**a**) de um jovem saudável e no item (**b**) de um doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. No eixo x temos o intervalo RR_n e no eixo y o intervalo RR_{n+1}. 32

6 Gráfico DFA obtido da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um jovem saudável tomado como exemplo dentre os 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional estudada. No eixo x temos $\log(n)$ e no eixo y temos $\log(F(n))$ expressos em batimentos cardíacos. 36

7 Informação Mútua Média obtida da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um (**a**) jovem saudável e (**b**) doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. No eixo x temos o tempo de atraso p (em unidades) e no eixo y temos a Informação Mútua Média dada por $I(p)$ (em bits). 42

8 Falsos Vizinhos obtidos da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um (**a**) jovem saudável e (**b**) doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. No eixo x temos a dimensão de imersão m (em unidades) e no eixo y temos o número de falsos vizinhos. 45

9 Plot de recorrência obtido da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um (**a**) jovem saudável e (**b**) doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. 47

10 Dimensão de correlação obtida da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um (**a**) jovem saudável e (**b**) doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. No eixo x temos a dimensão de imersão e no eixo y a dimensão de correlação. 51

11 Ilustração do método descrito por Wolf utilizado para o cálculo do expoente de Lyapunov. Figura retirada de (Ferrara & Prado, 1994). 53

12 Caracterização da Função de Autocorrelação das séries temporais da frequência cardíaca compostas de 1000 pontos dos 86 jovens saudáveis estudados. 64

13 Atrator característico, reconstruído no espaço de fase de dimensão 3, relativo às séries temporais da frequência cardíaca compostas de 1000 pontos dos 86 jovens saudáveis estudados. 65
14 Caracterização do gráfico de Poincaré relativo às séries temporais da frequência cardíaca compostas de 1000 pontos dos 86 jovens saudáveis estudados. 66
15 Função de Autocorrelação obtida da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos: (**a**) padrão para jovens saudáveis; (**b**) $doente_1$; e (**c**) $doente_2$. 77
16 Reconstrução do espaço de fase obtido da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos: (**a**) padrão para jovens saudáveis; (**b**) $doente_1$; e (**c**) $doente_2$. 78
17 Gráfico de Poincaré obtido da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos: (**a**) padrão para jovens saudáveis; (**b**) $doente_1$; e (**c**) $doente_2$. 79
18 Tela do software VRA e as opções para a construção do plot de recorrência. . 114
19 Tela inicial do software Minitab. 115
20 Menu Stat do software Minitab. 116
21 Caminho a ser seguido no software Minitab para o cálculo do teste de normalidade. 117
22 Caixa de diálogo do software Minitab para o cálculo do teste de normalidade. 118
23 Resultado exibido pelo software Minitab para o cálculo do teste de normalidade do índice linear LF de uma amostra. 119

Lista de Tabelas

Página

1 Classificação para os valores do coeficiente α obtidos pelo método DFA. . . . 35

2 Média seguida do respectivo desvio padrão da idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e da frequência cardíaca (em bpm) dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional estudada nesta pesquisa. 63

3 Índices lineares e não-lineares obtidos por meio da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, compostas por 1000 pontos, dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional total estudada. 67

4 Valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, da idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e frequência cardíaca (em bpm) dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional total estudada nesta pesquisa, quando agrupados de acordo com o sexo. 68

5 Valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, e valores de p dos índices lineares e não-lineares obtidos por meio da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, compostas por 1000 pontos, dos 86 jovens saudáveis agrupados por sexo. * Diferença estatística significativa entre os sexos. 69

6 Valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, da idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e frequência cardíaca (em bpm) dos 86 jovens saudáveis, agrupados por faixas etárias. 71

7 Valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, e valores de p dos índices lineares e não-lineares obtidos por meio da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, compostas por 1000 pontos, dos 86 jovens saudáveis agrupados de acordo com os grupos de faixa etária. 72

8 Valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, da idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e frequência cardíaca (em bpm) dos 86 jovens saudáveis, agrupados de acordo com o nível de atividade física obtido com o IPAQ. 73

9 Valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, e valores de p dos índices lineares e não-lineares obtidos por meio da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, compostas por 1000 pontos, dos 86 jovens saudáveis agrupados de acordo com o nível de atividade física obtido com o IPAQ. 74

10 Idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e frequência cardíaca (em bpm) dos dois doentes que compõem a amostra populacional estudada nesta pesquisa. 75

11 Índices lineares e não-lineares obtidos por meio da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, compostas de 1000 pontos, dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional total estudada nesta pesquisa juntamente com o valor obtido dos índices lineares e não-lineares calculados das duas doentes. 80

12 Médias e respectivos desvios padrões dos índices lineares e não-lineares calculados para os 18 jovens saudáveis que apresentam séries temporais experimentais compostas por 1000 pontos, para as quais obtivemos expoentes de Lyapunov positivos. 84

13 Médias e respectivos desvios padrões dos índices lineares e não-lineares calculados para os 57 jovens saudáveis que apresentam séries temporais experimentais compostas por 2000, para as quais obtivemos expoentes de Lyapunov positivos. 85

14 Médias e respectivos desvios padrões, dos índices lineares e não-lineares calculados para os 14 jovens saudáveis que apresentam séries temporais experimentais compostas por 1000 e 2000 pontos, com expoente de Lyapunov positivo. . . . 86

15 Índices não-lineares que foram calculados utilizando o software HRV Analysis. 109

16 Opções utilizadas para o comando *corr* do software TISEAN na análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da amostra populacional total estudada nesta pesquisa. 110

17 Opções utilizadas para o comando *delay* do software TISEAN na análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da amostra populacional total estudada nesta pesquisa. 111

18 Opções utilizadas para o comando *mutual* do software TISEAN na análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da amostra populacional total estudada nesta pesquisa. 111

19 Opções utilizadas para o comando *false-nearest* do software TISEAN na análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da amostra populacional total estudada nesta pesquisa. 112

20 Opções utilizadas para o comando *lyap-spec* do software TISEAN na análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da amostra populacional total estudada nesta pesquisa. 113

MÉTODOS LINEARES E NÃO-LINEARES DE ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS E SUA APLICAÇÃO NO ESTUDO DA VARIABILIDADE DA FREQUÊNCIA CARDÍACA DE JOVENS SAUDÁVEIS

Autora: MARIA TEODORA FERREIRA
Orientador: Prof. Dr. MARCELO MESSIAS

RESUMO

Neste trabalho fazemos um estudo de métodos lineares e não-lineares utilizados na análise de séries temporais experimentais e aplicamos tais métodos na análise da Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC) de jovens saudáveis. Os métodos lineares são baseados na análise estatística, enquanto os não-lineares estão relacionados à teoria dos sistemas dinâmicos determinísticos, da qual a teoria do caos é parte integrante. Chamamos de VFC o estudo das variações dos intervalos existentes entre os batimentos cardíacos, medidos sempre entre os intervalos RR do sinal cardíaco, pois estes apresentam maior potencial para serem captados. As séries temporais obtidas destas medidas são chamadas séries de intervalos RR (ou simplesmente séries RR).

Com base nos métodos estudados, fazemos uma análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca (séries RR) de 88 voluntários sendo que 86 não apresentam nenhuma patologia clínica diagnosticada e são tomados como jovens saudáveis e dois são jovens que apresentam alguma patologia clínica diagnosticada e são tomados como doentes, todos os voluntários na faixa etária de 18 a 25 anos. As séries temporais experimentais da frequência cardíaca foram obtidas por meio de um cardiofrequencímetro Polar S810i, no Laboratório de Fisiologia do Estresse da FCT/UNESP. Os índices calculados para estas séries foram: medidas lineares LF e HF; medidas não-lineares SD1 e SD2, coeficientes α_1 e α_2 relativos ao método DFA, REC e DET, dimensão de correlação, expoente de Lyapunov, conjetura de Kaplan-Yorke, entropia aproximada, entropia da amostra e entropia de Shannon. Os principais gráficos construídos foram: função de autocorrelação, gráfico de Poincaré, plot de recorrência e a reconstrução do espaço de fase, segundo o método proposto por Takens. Cada um destes índices é explicado detalhadamente no decorrer do texto.

Os objetivos deste trabalho são: estudar alguns dos principais métodos lineares e não-lineares utilizados na análise de séries temporais experimentais; obter uma possível padronização das séries temporais experimentais da frequência cardíaca de jovens saudáveis; comparar o padrão obtido para jovens saudáveis com séries temporais de jovens que apresentam alguma patologia clínica diagnosticada; e, por fim, obter resultados que indiquem um possível comportamento caótico na VFC de jovens saudáveis, principalmente por meio do cálculo do expoente de Lyapunov das séries RR destes indivíduos.

A caracterização do padrão da VFC de indivíduos saudáveis é importante, pois permite a comparação deste padrão com condições que modificam a fisiologia normal do indivíduo, como por exemplo exercício físico e estresse, e, principalmente, possibilita a sua aplicabilidade clínica, seja no diagnóstico, prognóstico ou estratificação de risco de sujeitos doentes. Como exemplo, é possível distinguir indivíduos saudáveis dos doentes pela análise da VFC e assim encaminhá-los a um diagnóstico mais preciso, caso necessário.

Os resultados obtidos permitem-nos concluir que é possível obter uma possível padronização, tanto numérica quanto graficamente, das séries temporais experimentais da frequência cardíaca de jovens saudáveis, bem como distinguir as séries temporais de jovens saudáveis das séries de doentes. Apresentamos também um estudo das séries RR dos jovens saudáveis, quando agrupadas de acordo com o sexo, faixa etária e nível de prática habitual de atividade física, obtido por meio do IPAQ (International Physical Activity Questionnarie).

Quanto ao estudo sobre o comportamento caótico das séries estudadas, observamos que o cálculo dos expoentes de Lyapunov, por meio do método de Sano & Sawada, depende diretamente do tamanho da série temporal considerada. Para séries RR de 2000 pontos, disponíveis para 61 dentre os 86 jovens estudados, obtivemos expoentes de Lyapunov positivos para a grande maioria (57 dentre os 61), o que sugere indícios de um possível comportamento caótico da VFC de jovens saudáveis.

LINEAR AND NONLINEAR METHODS OF TIME SERIES ANALYSIS AND ITS APPLICATION IN THE STUDY OF HEART RATE VARIABILITY OF YOUNG HEALTHY PEOPLE

Author: MARIA TEODORA FERREIRA
Adviser: Prof. Dr. MARCELO MESSIAS

SUMMARY

In this work we study methods linear and nonlinear used in the analysis of experimental time series apply such methods in the analysis of Heart Rate Variability (HRV) of healthy young people. The linear methods are based on statistical analysis, while the nonlinear methods are related to deterministic dynamical systems, including the chaos theory. The HRV is known as the study of variation in the intervals between the heart beats, measured as the RR intervals of the cardiac signal, because they have greater potential to be captured. Time series obtained from these measurements are called series of RR intervals (or simply RR series).

Based on the methods studied, we performed HRV analysis of 88 volunteers with 86 present no clinical disease diagnosed and are taken a healthy young people and two are young people who have some clinical pathology diagnosed and

are taken as patients, all volunteers age range from 18 to 25 years. The heart rate experimental times series were obtained through a Polar S810i heart rate monitor at the Laboratory of Stress Physiology based in FCT/UNESP. The indices calculated for these series were: linear measurements LF and HF; nonlinear measures SD1 and SD2, coefficients α_1 and α_2 for the DFA method, REC and DET, correlation dimension, Lyapunov exponent, Kaplan-Yorke conjecture, approximate entropy, sample entropy and Shannon entropy. Graphically, the main plotting were autocorrelation function, Poincaré plot, plot of recurrence and the reconstruction of phase space, according to the method proposed by Takens. Each of these indices is explained in detail through the text.

The objectives of this study is to study some of the key methods linear and nonlinear used in the analysis of experimental time series, obtain possible pattern standardization of the experimental RR time series of heart rate of healthy young people, comparing the pattern obtained from RR time series of young people with the same type of series obtained from people who have any clinical disease diagnosed, and, finally, getting results that indicate the possible chaotic behavior of healthy young people HRV, mainly by calculating the Lyapunov exponent of the RR series.

The characterization of the pattern of HRV in healthy individuals is important because it allows for the comparison of standard conditions with altered physiological conditions, such as exercise and stress, and, especially, enables its clinical application is the diagnosis, prognosis or risk stratification of diseases. As an example, it is possible to distinguish patients by HRV analysis and thus indicate them to a more precise diagnosis, if required.

The results obtained allow us to conclude that it is possible to obtain an possible standardization, numerically and graphically, the RR series of healthy young people, and distinguish of this series from the ones obtained from young people which have disease. We also present a study of the RR series of young people when grouped according to gender, age and level of practice of physical activity, obtained through the IPAQ (International Physical Activity Questionnaire).

Finally, we show that the study of chaotic behavior of the time series studied, made trough the calculation of Lyapunov exponents with the Sano and Sawada method, depends directly on the size of the time series considered. For RR series with 2000 points, available for 61 among the 86 people studied, we have obtained positive Lyapunov exponents for the majority (57 out of 61), suggesting evidence of a possible the occurrence of chaotic behavior in HRV of young healthy people.

1 INTRODUÇÃO

A teoria do caos iniciou-se no final do século XIX com os estudos em mecânica celeste do matemático Poincaré e posteriormente teve uma grande contribuição com o trabalho do meteorologista Lorenz em seu artigo clássico (Lorenz, 1963), que foi um dos primeiros trabalhos a descrever sobre caos em um sistema dinâmico determinístico.

Os sistemas caóticos, que são sistemas dinâmicos determinísticos não-lineares que apresentam comportamento caótico (Alligood et al., 1994; Guzzetti et al., 1996), são caracterizados basicamente pelas seguintes propriedades (Kernick, 2006):

- *Não-linearidade:* Se o comportamento de um sistema dinâmico for linear, esse sistema não pode ser caótico.

- *Sensibilidade com relação às condições iniciais:* Pequenas alterações nas condições iniciais podem levar a comportamentos radicalmente diferentes do sistema em seu estado final. É o chamado "efeito borboleta".

- *Determinismo:* Existem regras subjacentes determinísticas (não probabilísticas) que todo estado futuro do sistema deve obedecer.

- *Manutenção da irregularidade no comportamento do sistema:* Há uma ordem oculta que inclui um número grande ou mesmo infinito de configurações periódicas subjacentes à estrutura desses sistemas, ou seja, há uma "ordem na desordem".

- *Impossibilidade de previsão em longo prazo:* Em decorrência da sensibilidade às condições iniciais, a previsão do comportamento dos sistemas caóticos em

longo prazo é impossível, visto que as condições iniciais são sempre conhecidas apenas com precisão finita.

Inicialmente relacionado apenas a fenômenos físicos, os sistemas caóticos mostraram, ao longo da História, abranger desde fatos corriqueiros simples, como o cair de uma folha ou o movimento de uma bandeira ao vento, até processos muito mais complexos, como as variações climáticas, o batimento cardíaco e outros processos fisiológicos ou mesmo o próprio curso de uma vida (Argyris et al., 1994; Glass & Mackey, 1943; Guzzetti et al., 1996; Kernick, 2006).

Historicamente Poincaré é considerado um dos fundadores do estudo moderno dos sistemas dinâmicos e das propriedades essenciais do caos; além disso, Poincaré compreendera a característica central da teoria do caos, que hoje chamamos de *sensibilidade às condições iniciais*, conforme descrito em (Prigogine, 1996; Savi, 2005).

Lorenz assinalou um momento decisivo na história do estudo sobre o caos, apesar de seu artigo essencial (Lorenz, 1963), em que é apresentado o famoso sistema de equações que modela a evolução dos movimentos atmosféricos e no qual o atrator estranho é traçado e o efeito da sensibilidade às condições iniciais observado, tenha permanecido por cerca de dez anos desconhecido da comunidade científica.

Entre o fim dos anos 60 e o começo dos anos 70, aparecem vários outros trabalhos essenciais sobre o caos. Dentre eles, podemos citar o de Ruelle e Takens (Ruelle & Takens, 1971), que teve rapidamente um grande impacto na comunidade científica. Este artigo foi o ponto de partida de uma corrida para tentar descobrir a existência de comportamento caótico em dados experimentais, provenientes da observação e mensuração de fenômenos físicos. Neste mesmo trabalho surge pela primeira vez o termo *atrator estranho*, utilizado para designar os objetos geométricos que aparecem em sistemas caóticos, como o atrator do sistema de Lorenz.

Uma vasta literatura pode ser encontrada sobre a teoria do caos e suas aplicações no estudo de fenômenos naturais, por meio dos programas de busca na internet. Neste trabalho estamos particularmente interessados em como esta teo-

ria surge no estudo de processos fisiológicos, mais especificamente no estudo da frequência cardíaca.

De fato, devido ao crescente interesse em assuntos relacionados a teoria do caos e ao grande potencial computacional atualmente existente, diversas áreas do conhecimento, incluindo a Medicina, vem experimentando transformações na forma de como pesquisadores aplicam métodos de outras áreas, como os métodos matemáticos, para analisar dados provenientes de fenômenos naturais, tais como os dados provenientes de processos fisiológicos.

Os processos fisiológicos são definidos como um conjunto de funções dos organismos vivos, incluindo tanto os fatores físicos e químicos como os processos que permitem a vida de organismos uni ou multicelulares desde sua origem e ao longo da vida. Tais processos, por estarem relacionados com a interação de grande quantidade de fatores, comportam-se como parte de um sistema dinâmico determinístico não-linear e, recentemente, estão sendo estudados do ponto de vista da teoria do caos. Associado a estes processos, o termo caos pode ter uma conotação positiva, refletindo uma situação de saúde, na qual o organismo mostra-se preparado para responder favoravelmente às mudanças abruptas do meio no qual está inserido. Por outro lado, a perda da complexidade do sistema (ou a ausência do caos) pode ter uma conotação negativa, refletindo uma situação de doença, na qual o organismo perde a sua complexidade vital (Godoy, 2009).

No século passado, Bernard enunciou o princípio de homeostase: os órgãos dos seres vivos respondem às flutuações externas tentando reconduzir seu comportamento às condições de estabilidade e de estacionaridade. Era por assim dizer, uma "teoria de ponto fixo". Nos anos 50, os biólogos se convenceram da presença de periodicidades nas atividades fisiológicas. Assim, primeiro acreditaram que esta periodicidade era sinônima de saúde e de juventude e que, inversamente, os comportamentos complexos (ou caóticos) estavam ligados a estados patológicos e à velhice. Porém estudos recentes mostraram que não é bem assim. No caso de certos ritmos, como o do coração, a variabilidade é maior em pessoas jovens do que em pessoas

doentes ou idosas. Por outro lado, comportamentos estritamente periódicos podem ser fatores indicativos ou ocorrer durante alguns tipos de doenças (Goldberger, 1996; Goldberger et al., 2002b; Lipsitz, 2002).

A não-estacionaridade, a não-linearidade e a complexidade presente nos sinais gerados por processos fisiológicos desafiam os mecanismos tradicionais e as técnicas de análise de sinais, baseados na homeostase e nas metodologias convencionais da bioestatística. Assim, tanto a noção de homeostase quanto a de métodos de análise baseadas em estatística descritiva parecem não ser suficientes ou até mesmo adequadas no estudo de sistemas dinâmicos não-lineares (Goldberger et al., 2002a; Kalinichenko et al., 2008; Lombardi, 2000).

No organismo humano já foram detectados vários processos fisiológicos com comportamento caótico, alguns destes relacionados com algum tipo de estado clínico possivelmente saudável, enquanto alguns estados clínicos patológicos geralmente se associam com comportamento linear ou então totalmente aleatório (Babloyantz & Destexhe, 1988; Godoy, 2009; Savi, 2005; Siliceo & Mendicoa, 2003; Wagner & Persson, 1998).

A aceitação da aplicação da teoria do caos no estudo de processos fisiológicos permite prever algumas implicações futuras, como descrito em (Godoy, 2009):

- Novas linhas de pesquisa, altamente produtivas, deverão ser desenvolvidas procurando extrair desse terreno ainda muito pouco explorado, conhecimentos que venham auxiliar no entendimento do organismo humano em toda a sua complexidade.

- As habilidades no terreno da matemática, o conhecimento do comportamento dos sistemas dinâmicos e das funções não-lineares e a aplicação de técnicas no domínio do caos, entre outras, deverão ser estimulados em vista da necessidade de se entender mais completamente a fisiologia dos sistemas orgânicos.

- Do ponto de vista clínico, em face da ação da dinâmica não-linear será impru-

dente atribuir uma causa específica a um determinado efeito, sabendo-se que nos sistemas dinâmicos determinísticos não-lineares, as influências são sempre multifatoriais.

- Medicamentos, dispositivos e equipamentos deverão sofrer um processo de reengenharia visando a adaptá-los ao comportamento caótico. Drogas com absorção ou distribuição não-linear permitindo concentrações variáveis ao invés de níveis fixos, respiradores ou aparelhos de marca-passo atendendo às leis do caos, entre outros seriam algumas das consequências previsíveis.

Os sinais provenientes de vários processos fisiológicos, tais como o sinal proveniente da atividade elétrica cardíaca, podem ser estudados através da análise da série temporal formada por este sinal. Assim, uma alternativa para tratar sistemas dinâmicos sem conhecer os detalhes de sua dinâmica é a análise de séries temporais experimentais que podem ser obtidas diretamente a partir de um experimento.

A análise de séries temporais experimentais considera uma série temporal unidimensional, usualmente associada com uma aquisição experimental, para entender o comportamento do sistema dinâmico ou do fenômeno a ela associado.

Uma série temporal experimental (ST) é um conjunto discreto numerável de valores de uma variável de estado de um sistema dinâmico e pode ser definida como um conjunto de observações em função do tempo, isto é,

$$X_t, \quad t = 1, 2, 3, ..., N, \tag{1}$$

em que t representa a variação temporal da ST e N, o comprimento da série.

Um ponto essencial na análise de séries temporais experimentais é que a mesma pode conter informações sobre variáveis não observáveis ou não medidas do sistema dinâmico, que podem ser recuperadas por meio da reconstrução do espaço de fase e analisadas através de métodos lineares e não-lineares como veremos mais adiante.

Algumas das dificuldades encontradas no estudo da dinâmica associada às séries temporais experimentais estão ligadas ao não conhecimento das equações do

sistema dinâmico que define a série temporal. Com efeito, quando se estuda uma série temporal a tarefa com a qual se depara o experimentador é tentar determinar que tipo de sistema dinâmico a produziu. Devido a complexidade das séries temporais experimentais provenientes de processos fisiológicos, o uso de apenas um método para sua análise não possibilita caracterizar completamente a série e nem afirmar com fidelidade que a série apresenta (ou não) comportamento caótico. Assim, é necessário o uso de vários métodos, tal como os métodos que serão apresentados no Capítulo 4 desta dissertação, e o conjunto dos resultados de todos permite inferir algumas propriedades sobre o comportamento dinâmico da série (Roach & Sheldon, 1998).

A teoria dos sistemas dinâmicos determinísticos, incluindo a teoria do caos, tem fornecido novas ferramentas para a análise de séries temporais experimentais e diversos algoritmos computacionais foram e ainda estão sendo criados para aperfeiçoar estas análises.

Veremos, no decorrer desta dissertação, que um teorema elaborado por Takens (Takens, 1980) permite reconstruir a dinâmica de um sistema desconhecido, em um espaço m-dimensional, a partir de sua série temporal unidimensional, obtida da aquisição experimental. Além disso, apresentaremos várias medidas ou índices que podem ser calculados a partir de uma série temporal experimental, possibilitando a caracterização e classificação destas séries temporais.

De modo geral, o objetivo principal deste trabalho é o estudo de alguns dos principais métodos lineares e não-lineares utilizados na análise de séries temporais experimentais. Do estudo destes métodos apresentamos a aplicação dos mesmos na análise de séries temporais experimentais provenientes da frequência cardíaca de jovens saudáveis, bem como comparamos as séries temporais experimentais da frequência cardíaca de indivíduos saudáveis com séries temporais de indivíduos que apresentam alguma patologia clínica diagnosticada; e, por fim, fazemos um breve estudo sobre a eficácia do cálculo do expoente de Lyapunov.

Trata-se de um tema atual e relevante, que tem despertado a atenção

de pesquisadores do mundo todo. De fato, em junho de 2008, os editores da revista *Caos*, do American Institute of Physics, decidiram instituir uma nova série de artigos endereçada a tópicos pontuais e controversos ligados à ciência não-linear, bem como assuntos relacionados a possibilidade da existência de comportamento caótico em séries temporais experimentais. O primeiro número desta série foi exatamente sobre a possível existência de comportamento caótico nas séries temporais experimentais provenientes da frequência cardíaca (Baillie et al., 2009; Buchner et al., 2009; Freitas et al., 2009; Glass, 2009; Hu et al., 2009; Ramirez et al., 2009).

Buscando dar uma contribuição a este estudo, neste trabalho, estudamos alguns dos principais métodos lineares e não-lineares utilizados na análise de séries temporais experimentais e aplicamos estes métodos na análise da variabilidade da frequência cardíaca de 88 voluntários na faixa etária de 18 a 25 anos, sendo que 86 destes voluntários não apresentam quaisquer problemas de saúde diagnosticados e são tomados como jovens saudáveis e, dois destes apresentam algum tipo de patologia clínica diagnosticada e são tomados como doentes, para fins de comparação com os jovens saudáveis.

As séries temporais dos voluntários foram obtidas no Laboratório da Fisiologia do Estresse da Faculdade de Ciências e Tecnologia - FCT/UNESP, por meio de um cardiofrequencímetro Polar S810i, e todos os procedimentos de coleta foram aprovados pelo Comitê de Ética da Instituição.

Os capítulos restantes desta dissertação encontram-se organizados da seguinte maneira:

- Capítulo 2: Apresentamos sucintamente conceitos sobre sistemas dinâmicos, conceituamos os chamados sistemas caóticos determinísticos e apresentamos, sem pretender esgotá-los, conceitos básicos sobre comportamento caótico determinístico, atratores estranhos e estrutura fractal.

- Capítulo 3: Fazemos uma introdução sobre o sistema cardiovascular, exibimos conceitos sobre a análise da Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC) e

apresentamos a amostra populacional total estudada nesta pesquisa.

- Capítulo 4: Descrevemos os métodos lineares e não-lineares utilizados na análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da amostra populacional total estudada.

- Capítulo 5: Apresentamos os resultados obtidos na análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da amostra populacional total estudada, bem como discutimos os resultados apresentados e, por fim, exibimos algumas considerações finais sobre o número de voluntários analisados, o tamanho das séries temporais experimentais estudadas, dentre outros aspectos relevantes.

- Capítulo 6: Apresentamos as conclusões obtidas com este trabalho.

2 SISTEMAS CAÓTICOS

Neste capítulo apresentamos os chamados sistemas dinâmicos, exibimos os sistemas caóticos e suas características, bem como apresentamos a definição de atrator estranho e conceitos básicos sobre estrutura fractal.

Estes conceitos são importantes visto que deles surgem o embasamento teórico dos métodos de análise de séries temporais experimentais que apresentaremos no Capítulo 4 e é nestes sistemas dinâmicos conhecidos que estes métodos de análise são primeiramente testados e averiguados quanto a sua eficácia e veracidade nos resultados.

Neste contexto, (Kantz & Schreiber, 1997), colocam que a ligação mais direta entre a teoria do caos em sistemas dinâmicos determinísticos e o mundo real é a análise de séries temporais experimentais através de métodos não-lineares.

2.1 Comportamento Caótico em Sistemas Dinâmicos

Um sistema dinâmico é um sistema que evolui com o tempo de acordo com um conjunto de regras fixas que determinam como um estado do sistema se altera para outro estado. Dois tipos principais de sistemas dinâmicos são encontrados em aplicações: aqueles nos quais a variável independente, comumente tomada como sendo o tempo, é contínua e aqueles nos quais a variável independente é discreta (Campanharo, 2006).

Um sistema dinâmico discreto pode ser representado como a iteração de uma ou mais funções, isto é,

$$\vec{x}_{n+1} = \vec{f}_{\mu}(\vec{x}_n), \tag{2}$$

em que $\vec{x}_{n+1} \in \mathbb{R}^m$ corresponde ao vetor de estados do sistema dinâmico, μ é o parâmetro de controle e $\vec{f}$ é a função que determina o sistema.

Um sistema dinâmico contínuo pode ser descrito por equações diferenciais ordinárias ou parciais. No caso de uma ou mais equações diferenciais ordinárias, tal sistema dinâmico assume a forma:

$$\begin{cases} \frac{d\vec{x}(t)}{dt} &= \vec{f}_{\mu}(\vec{x}(t)) \\ \vec{x}(0) &= \vec{x_0}, \end{cases} \tag{3}$$

em que $\vec{x} \in \mathbb{R}^m$ corresponde ao vetor de estados do sistema dinâmico, $\mu \in \mathbb{R}^n$ é o parâmetro de controle, $\vec{f}$ é a função que determina o sistema e $\vec{x}(0) = \vec{x}_0$ é a condição inicial.

Os sistemas dinâmicos podem ser classificados como determinísticos ou estocásticos. Sistema dinâmico determinístico é aquele em que o estado em um instante depende funcionalmente do estado num instante precedente ou posterior e podem ser classificados como sistemas dinâmicos lineares ou não-lineares, de acordo com a função $\vec{f}$ que rege o sistema.

Sistemas dinâmicos lineares são aqueles em que os eventos futuros acontecem dentro de margens previsíveis. Duas propriedades importantes de sistemas dinâmicos lineares são: proporcionalidade e superposição. Proporcionalidade significa que a entrada e a saída dos dados possuem comportamento linear. Superposição implica que o comportamento de um sistema linear composto por múltiplos componentes pode ser totalmente compreendido e previsto pelo estudo isolado dos mesmos. Deste modo, a resposta total será conhecida simplesmente pelo estudo do somatório das partes constituintes (Ferrara & Prado, 1994).

Em processos fisiológicos a proporcionalidade não se aplica, porque pequenas mudanças nos parâmetros de controle ou nas condições iniciais das variáveis fisiológicas podem resultar em efeitos imprevisíveis. Outro fator que se adiciona a

essa análise é a impossibilidade de compreensão de sistemas compostos por múltiplos componentes pelo estudo de partes isoladas (superposição) (Pincus & Goldberger, 1994).

Em geral, não é possível obter soluções analíticas para sistemas dinâmicos não-lineares. Assim, faz-se necessário um estudo qualitativo do sistema dinâmico o qual se preocupa em identificar características importantes de suas soluções sem propriamente resolver as equações.

Para um estudo qualitativo dos sistemas dinâmicos não-lineares pode-se recorrer à construção do seu retrato de fase, o qual mostra como o sistema evolui à medida que o tempo passa, tornando possível identificar as principais características das soluções.

Existem também sistemas dinâmicos que, mesmo obedecendo a regras determinísticas, são imprevisíveis para um tempo futuro. Tais sistemas são caracterizados como caóticos e necessariamente são sistemas dinâmicos não-lineares.

Por sistemas caóticos entendemos sistemas dinâmicos determinísticos que exibem sensibilidade à variação das condições iniciais, sendo que essa sensibilidade, quando existe, resulta das não-linearidades presentes no sistema, as quais amplificam exponencialmente pequenas diferenças nas condições iniciais (Devaney, 1992; Sprott, 2003).

A sensibilidade às condições iniciais é a característica fundamental que diferencia os sistemas dinâmicos caóticos determinísticos dos sistemas dinâmicos que apresentam respostas randômicas ou estocásticas. Para estes sistemas (randômicos ou estocásticos), a mesma condição inicial pode conduzi-los a estados bastante distintos em pequenos intervalos de tempo, o que não ocorre nos sistemas dinâmicos caóticos determinísticos (Ott, 1994).

Para a ocorrência de comportamento caótico determinístico num sistema dinâmico contínuo é necessário que a dimensão m do espaço de fase seja m maior ou igual a três, devido ao Teorema de Poincaré-Bendixson (Ferrara & Prado, 1994). Este fato não se impõe a sistemas dinâmicos discretos. Com efeito, mesmo mapas

uni e bidimensionais podem apresentar comportamento caótico (por exemplo, mapa logístico, mapa de Hénon).

2.2 Atratores Estranhos e Estrutura Fractal

De acordo com a teoria de sistemas dinâmicos, um conjunto compacto A é um atrator de um fluxo $\varphi(t, x)$ se as quatro hipóteses a seguir são verificadas:

- A é invariante segundo o fluxo φ.
- A tem uma vizinhança contraente.
- O fluxo é recorrente, isto é, trajetórias começando em qualquer subconjunto aberto de A voltam a esse subconjunto para valores de t suficientemente grandes.
- O fluxo não pode ser decomposto, isto é, A não pode ser dividido em duas partes invariantes não triviais (A é conexo).

Estes atratores, quando existem, podem ser classificados como:

- Atrator pontual, que é independente no tempo.
- Ciclo limite, que, periódico no tempo, é caracterizado por sua amplitude e período.
- Toro T^n $(2 \leq n < m)$, que corresponde a um regime quase-periódico com n frequências fundamentais independentes.
- Atratores estranhos, que apresentam sensibilidade às condições iniciais.

Na medida em que descrevem o comportamento de sistemas dinâmicos para tempos longos, os atratores estão intimamente ligados à noção de estabilidade.

Especificadamente, um atrator estranho pode ser visto como resultado da combinação de dobras com um número infinito de expansões em pelo menos uma direção e contrações em outras direções.

Atratores estranhos ocorrem em sistemas dissipativos. Sobre este atrator, a dinâmica é caracterizada por esticamentos e dobras; o primeiro fenômeno é responsável pela divergência de trajetórias próximas e o último pela contração da dinâmica para uma região finita em um subespaço de dimensão menor ou igual a m (Ferrara & Prado, 1994).

A Figura 1 apresenta dois atratores estranhos: no item (a) o atrator estranho encontrado no modelo de Lorenz (figura extraída de (Campanharo, 2006)) que é um sistema dinâmico contínuo e, no item (b) o atrator estranho encontrado no mapa de Hénon (figura extraída de (Mullin, 1993)), que é um sistema dinâmico discreto.

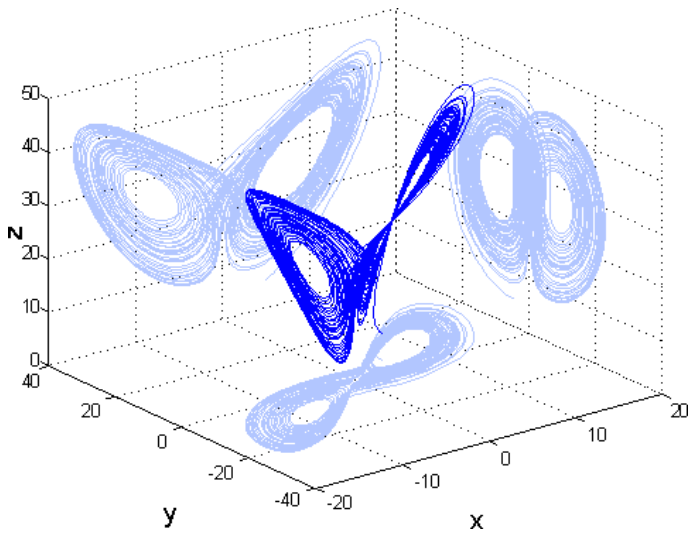
Estrutura Fractal

Quando se faz referência ao conceito de dimensão, em geral, trata-se da dimensão euclidiana. Um conjunto finito de pontos tem dimensão zero; uma linha tem dimensão um; uma superfície, dimensão dois, etc. No contexto dos sistemas dinâmicos, entenda-se por dimensão o limite inferior do número de variáveis essenciais necessárias para descrever a dinâmica do sistema.

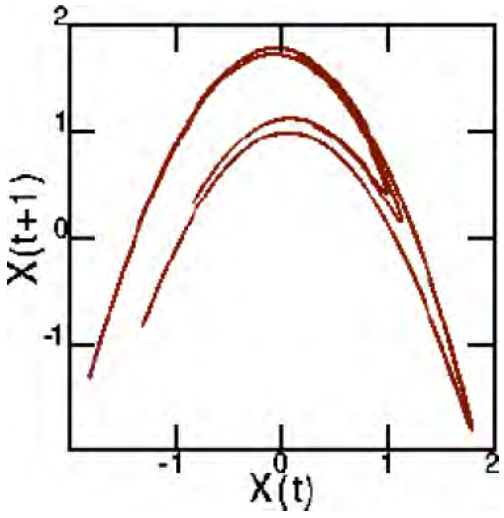
Contudo, ao introduzir o conceito de atrator estranho, é possível construir estruturas geométricas mais complexas e com dimensões não-inteiras. Tais objetos geométricos são genericamente chamados fractais e uma de suas propriedades básicas é a chamada autossimilaridade (Acharya et al., 2004b; Mandelbrot, 1982; Mansier et al., 1996).

Fractais são definidos como sendo conjuntos cuja forma é extremamente irregular ou fragmentada, apresentando essencialmente o mesmo padrão em todas as escalas (Mandelbrot, 1982).

A existência de uma estrutura fractal no sistema dinâmico é uma condição necessária, mas não suficiente, para a existência de caos. De fato, a estrutura fractal pode estar associada a imprevisibilidade do sistema dinâmico no sentido de provocar uma sensibilidade às condições iniciais.



(a) atrator de Lorenz



(b) Atrator de Hénon

Figura 1: Atratores estranhos: no item **(a)** o atrator estranho encontrado no modelo de Lorenz (figura extraída de (Campanharo, 2006)) que é um sistema dinâmico contínuo e, no item **(b)** o atrator estranho encontrado no mapa de Hénon (figura extraída de (Mullin, 1993)), que é um sistema dinâmico discreto.

A dimensão fractal corresponde a uma propriedade básica de um atrator. A estranheza de um atrator caótico está associada com sua dimensão fractal. De um modo geral, pode-se dizer que a dimensão fornece o valor da informação necessária para especificar a posição de um ponto no atrator com certa precisão.

Em contraste com sistemas dinâmicos não-caóticos que possuem atratores de dimensão inteira como pontos fixos (que geram soluções estacionárias) e ciclos limites (que produzem soluções periódicas), sistemas caóticos podem estar associados a atratores estranhos caracterizados por uma dimensão não-inteira, apresentando, pois, estrutura fractal.

Grande variedade de estruturas possui estrutura fractal, incluindo árvores, formações de coral, costa marítima e montanhas. No organismo, certo número de estruturas pulmonares, artérias e veias, dentre outras, também possuem formato semelhante (Cross, 1997).

3 CASUÍSTICA E METODOLOGIA DE COLETA DE DADOS

Neste capítulo apresentamos a metodologia de coleta dos dados analisados neste trabalho. Para este fim esboçamos, inicialmente, uma descrição sintética do sistema cardiovascular; exibimos conceitos sobre a análise da Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC), especificamos a respeito da coleta dos dados utilizados neste trabalho, exibimos a amostra populacional total estudada e, por fim, apresentamos os critérios adotados para a análise da VFC dos voluntários.

3.1 Introdução ao Sistema Cardiovascular

O coração é considerado o órgão central da manutenção da homeostase, recebendo influência tônica e reflexa do Sistema Nervoso Autônomo (SNA), com a finalidade de controlar o funcionamento e equilíbrio fisiológico interno, modificando principalmente sua frequência cardíaca (Vanderlei et al., 2009).

Embora o coração possua seus próprios sistemas intrínsecos de controle e possa continuar a operar sem quaisquer influências nervosas, a eficácia da ação cardíaca pode ser extremamente modificada pelos impulsos reguladores do Sistema Nervoso Autônomo (SNA), por meio dos seus componentes ou ramos simpático e parassimpático (Acharya et al., 2006).

Caracterizado pela rapidez e intensidade com que altera as funções viscerais, o sistema nervoso autônomo, por meio dos seus componentes simpático e parassimpático, atua na regulação de mecanismos fisiológicos e fisiopatológicos cardíacos quando a homeostase é alterada, com a finalidade de manter o equilíbrio

fisiológico interno e preservar as condições necessárias para que o mesmo exerça, adequadamente, sua interação com o meio ambiente circundante (Goldberger, 1996).

O trabalho cardíaco produz sinais elétricos que passam para os tecidos vizinhos e chegam à pele. Assim, com a colocação de elétrodos no peito, podemos gravar as variações das ondas elétricas emitidas pelas contrações cardíacas. O registro dessas ondas pode ser feito numa tira de papel ou num monitor, sendo chamado de eletrocardiograma (ECG) (Carvalho et al., 2002; Kitlas et al., 2005).

O eletrocardiograma (ECG ou EKG) é conhecido como o sinal derivado da atividade elétrica do coração e é medido na superfície do corpo usando o eletrocardiógrafo (aparelho que capta o sinal elétrico e produz o eletrocardiograma) (Acharya et al., 2002; Kitlas et al., 2005).

A frequência cardíaca (FC) é usualmente calculada do tempo decorrido entre duas contrações ventriculares; em outras palavras, o tempo entre duas ondas R consecutivas sobre o eletrocardiograma (intervalo RR) (Acharya et al., 2006; Mansier et al., 1996). No coração normal, um ciclo cardíaco completo é representado pelas ondas P, Q, R, S, T, com duração total menor do que 8 milissegundos (Acharya et al., 2006), ver Figura 2, extraída de (Gomes, 2001).

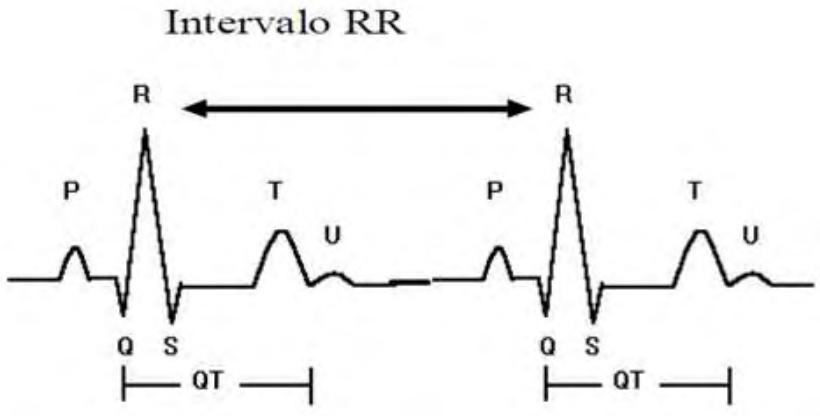


Figura 2: Intervalo RR utilizado para o estudo da Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC).

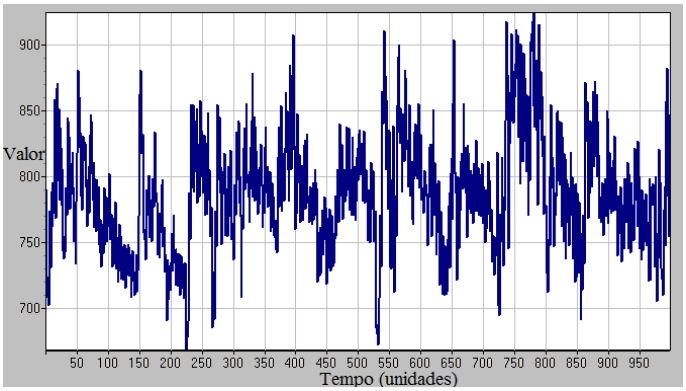
A Figura 3 apresenta os gráficos das séries temporais experimentais da

frequência cardíaca, no item (a) de um jovem saudável e nos itens (b) e (c) de dois doentes. Nestes gráficos, no eixo x está representado o tempo e no eixo y o valor de cada intervalo RR; estas séries temporais são compostas de 1000 pontos (ou 1000 valores de intervalos RR consecutivos).

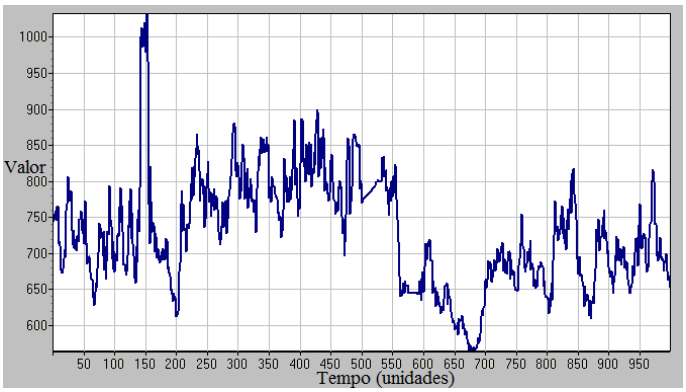
Respostas dos componentes simpático e parassimpático modificam a frequência cardíaca, adaptando-a as necessidades de cada momento. O aumento da frequência cardíaca é consequência da maior ação do ramo simpático e da menor atividade parassimpática, ou seja, inibição vagal, enquanto, a sua redução depende basicamente do predomínio da atividade vagal (parassimpática) (Chandra et al., 2003).

O Sistema Nervoso Parassimpático (SNP) diminui todas as atividades do coração, sendo que a função cardíaca é reduzida pelo ramo parassimpático durante o período de repouso, juntamente com o restante do corpo. Este fato talvez ajude a preservar os recursos do coração, pois, durante os períodos de repouso, indubitavelmente há um menor desgaste deste órgão. O SNP atua de forma mais individualizada sobre órgãos ou regiões distintas e provoca uma reação generalizada atuando sobre a restauração das funções vegetativas como, por exemplo, a digestão e o repouso. Quando estimulado, ele provoca, por exemplo, a contração das pupilas, dilatação de coronárias, bronquioconstrição, aumento do peristaltismo e tônus do intestino (Acharya et al., 2006; Kitlas et al., 2005).

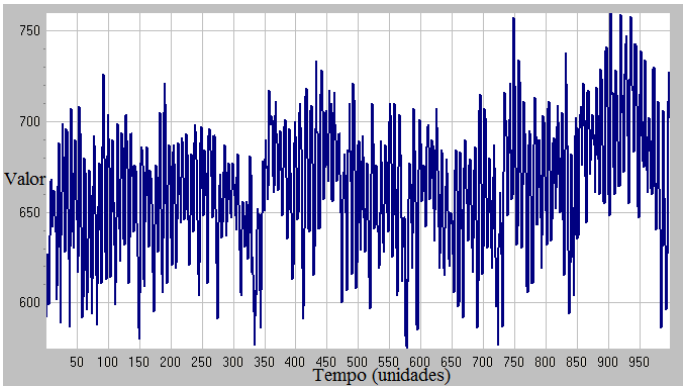
O Sistema Nervoso Simpático (SNS) aumenta a atividade cardíaca como bomba, algumas vezes aumentando a capacidade de bombear sangue em até 100%. Este efeito fisiológico é necessário quando um indivíduo é submetido as situações de estresse, tais como exercícios físicos, doença, calor excessivo, ou outras condições que exigem um rápido fluxo sanguíneo através do sistema circulatório. Por conseguinte, os efeitos simpáticos sobre o coração constituem o mecanismo de auxílio utilizado numa emergência, tornando mais forte o batimento cardíaco quando necessário. O SNS tem como função preparar o organismo para situações de emergência e atividades que exijam vigorosa ação muscular como, por exemplo, um simples pensamento, bus-



(a) série temporal da frequência cardíaca de um jovem saudável



(b) série temporal da frequência cardíaca da $doente_1$



(c) série temporal da frequência cardíaca da $doente_2$

Figura 3: (**a**) Série temporal da frequência cardíaca de um jovem saudável, (**b**) série temporal da frequência cardíaca de um doente com insuficiência renal crônica e (**c**) série temporal da frequência cardíaca de um doente com diabetes mellitus. Nestes gráficos, no eixo x está representado o tempo (em unidades) e no eixo y o valor de cada intervalo RR; estas séries temporais são compostas de 1000 pontos (ou 1000 valores de intervalos RR consecutivos).

cando sempre ajustar os sistemas como um todo a ambientes adversos, ou alterações das necessidades internas. Este sistema atua de forma mais generalizada sobre o corpo humano (Acharya et al., 2006; Kitlas et al., 2005).

Em síntese, podemos dizer que a integração entre a modulação do sistema nervoso simpático (atuação rápida) e parassimpático (atuação lenta) sobre o coração, modificando a frequência cardíaca batimento a batimento é a resposta natural do sistema cardíaco a fim de atender às diferentes demandas metabólicas.

3.2 Análise da Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC)

O Sistema Nervoso Autônomo (SNA) desempenha um papel importante na regulação dos processos fisiológicos do organismo humano tanto em condições normais quanto patológicas. Dentre as técnicas utilizadas para sua avaliação, a Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC) tem emergido como uma medida simples e não-invasiva dos impulsos autonômicos, representando um dos mais promissores marcadores quantitativos do balanço autonômico (Majercak, 2002).

Chamamos de Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC) o estudo dos intervalos existente entre os batimentos cardíacos, medidos como a distância entre duas ondas R do sinal cardíaco, pois estes apresentam maior potencial para tal medição. Estes intervalos apresentam variações que refletem o complexo mecanismo de operação da bomba cardíaca e o relacionamento do sistema cardiovascular com o SNA (Guzzetti et al., 1996).

A análise da VFC possibilita a observação e compreensão dos mecanismos extrínsecos do controle do ritmo cardíaco em situações fisiológicas normais e patológicas. O fato de esta análise ser uma técnica não-invasiva a torna o procedimento de escolha na avaliação da função do SNA em muitas condições clínicas (Cohen et al., 1996).

A mensuração da variabilidade da frequência cardíaca é um método que permite analisar o controle neural cardíaco durante períodos curtos ou prolongados, em diversas condições fisiológicas (durante o sono, monitoramento 24 horas, repouso,

exercício físico e bloqueio farmacológico) e patológicas. Este tipo de análise teve grande impulso após o estabelecimento da forte e independente relação entre VFC e mortalidade pós-infarto agudo do miocárdio, tendo a vantagem de possibilitar uma avaliação não-invasiva e seletiva da função autonômica, além de ser um recurso metodológico de grande simplicidade e fácil aplicação (Fojt & Holcik, 1998; Oliveira et al., 2006).

O coração não tem seus batimentos regulares com intervalos fixos, assim, variações da frequência cardíaca, moduladas principalmente pelo SNA, são normais e esperadas em indivíduos saudáveis. Essas variações hemodinâmicas que ocorrem batimento a batimento expressam a resposta fisiológica de uma série de comandos neuro-humorais na tentativa de sustentar a função cardiovascular (Gomes, 2001).

A VFC mostra alterações com a respiração, estresse físico e mental, atividade física, alterações hemodinâmicas e metabólicas (Gomes, 2001).

Em síntese, podemos dizer que alterações nos padrões da VFC provêm um indicador precoce e sensível do comprometimento da saúde. Em geral, uma alta variabilidade na frequência cardíaca é sinal de boa adaptabilidade, implicando em um indivíduo saudável com os mecanismos de controle autonômicos funcionando bem. Por outro lado, uma baixa variabilidade é frequentemente indicadora de adaptabilidade anormal ou insuficiente do sistema nervoso autônomo, implicando na presença de mau funcionamento fisiológico, pelo qual se faz necessário maior investigação para se ter um diagnóstico preciso sobre a saúde do indivíduo (Guzzetti et al., 1996; Hagerman et al., 1996).

A variabilidade da frequência cardíaca pode ser determinada durante registros eletrocardiográficos de curta duração e, nestes casos, geralmente em associação com testes provocativos (manobras respiratórias, testes posturais, exercício isométrico e dinâmico, estimulação carotídea, provas farmacológicas, etc.) ou, mais frequentemente, durante monitorização eletrocardiográfica ambulatorial (Oliveira et al., 2006).

3.3 População Amostral

Para a realização deste trabalho estudamos uma amostra populacional composta por 88 voluntários na faixa etária de 18 a 25 anos, sendo que 86 destes voluntários não apresentam quaisquer problemas de saúde diagnosticados e são tomados como jovens saudáveis e dois destes apresentam algum tipo de patologia clínica diagnosticada e são tomados como doentes, para fins de comparação com os jovens saudáveis.

Os voluntários e seus responsáveis foram devidamente informados sobre os procedimentos e objetivos deste estudo e, após concordar, cada responsável assinou um termo de consentimento livre e esclarecido (vide anexo 1).

Antes do início dos procedimentos necessários para obtenção das séries temporais, os voluntários foram identificados coletando-se as seguintes informações: idade (em anos), sexo, massa (em kg), altura (em cm), frequência cardíaca (em batimentos por minuto - bpm) e nível de prática habitual de atividade física, obtido por meio da aplicação do IPAQ (International Physical Activity Questionnarie).

A medida da altura foi realizada em pé, por meio de um estadiômetro da marca Sanny, e a massa foi determinada em uma balança digital da marca Tin 00139 Maxima. Os voluntários tiveram sua altura e massa verificadas sem sapatos, estando eles de costas para a balança durante a medida da altura.

As séries temporais dos voluntários foram obtidas no Laboratório da Fisiologia do Estresse da Faculdade de Ciências e Tecnologia - FCT/UNESP, por meio de um cardiofrequencímetro Polar S810i, e todos os procedimentos de coleta foram aprovados pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Faculdade de Ciências e Tecnologia - FCT/UNESP - Processo n. 266/2008.

O controle da temperatura ambiente entre $21°C$ e $23°C$, umidade entre 40 e 60% e a preparação dos equipamentos utilizados foram realizados antes da chegada dos voluntários no local destinado aos testes.

Foi permitida a circulação de quantidade mínima de indivíduos nas dependências do laboratório durante a execução das coletas dos dados de modo a reduzir

a ansiedade dos voluntários. Após a avaliação inicial, foi explicado aos voluntários todo o procedimento necessário para realização da coleta de dados, que foi realizada de forma individual, e os voluntários foram orientados a manterem-se em repouso, evitando conversarem durante a coleta.

Após estes procedimentos, a cinta de captação foi colocada no tórax dos voluntários e, no seu punho, o receptor de frequência cardíaca Polar S810, equipamento previamente validado para captação da frequência cardíaca batimento a batimento e a utilização dos seus dados para análise da variabilidade da frequência cardíaca (Gomes, 2001; Vanderlei et al., 2008).

O equipamento Polar S810 consiste em dois elétrodos montados em um transmissor eletrônico selado que é posicionado no tórax do voluntário, ao nível do terço distal do esterno, utilizando-se uma cinta elástica. Estas unidades telemétricas obtêm os impulsos elétricos do coração e transmitem tais informações através de um campo eletromagnético para o monitor que está no punho do voluntário.

Após a colocação da cinta e do monitor os voluntários foram colocados em decúbito dorsal em um colchonete e permaneceram em repouso com respiração espontânea por 20 minutos. Após este período de coleta o voluntário foi liberado.

Para análise da variabilidade da frequência cardíaca, o padrão de seu comportamento foi registrado batimento a batimento durante todo o protocolo experimental. Para análise dos dados foram utilizados 1000 intervalos RR consecutivos, nos quais foi feita uma filtragem digital complementada por manual, para eliminação de batimentos ectópicos prematuros e artefatos, e somente séries com mais de 95% de batimentos sinusais foram incluídas no estudo (Godoy, 2003; Vanderlei et al., 2008).

3.4 Critérios adotados para a análise da VFC

Apresentamos, nesta subseção, alguns passos e critérios importantes utilizados na análise da VFC.

Considerando os softwares utilizados para a análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca seguimos os seguintes passos:

- As séries temporais experimentais da frequência cardíaca foram devidamente filtradas, sendo extraídos das mesmas os batimentos ectópicos. Uma filtragem inicial é feita no Polar S810i e posteriormente uma filtragem manual é feita utilizando-se o Microsoft Office Excel 2007.

- As séries temporais experimentais foram analisadas individualmente no software *Heart Rate Variability Analysis - HRV Analysis* (Software, 2009a), onde foram calculados os índices no domínio da frequência, a saber, as faixas de frequência LF e HF e algumas medidas de caos, a saber, os índices SD1 e SD2, REC e DET, os coeficientes α_1 e α_2, entropia aproximada, entropia da amostra e dimensão de correlação.

- Em seguida, calculou-se os 500 coeficientes da função de autocorrelação, a Informação Mútua Média para sabermos o tempo de atraso correto e os Falsos Vizinhos Próximos para sabermos a escolha da dimensão de imersão correta para a reconstrução do espaço de fase e, por fim, os vetores de atraso usados na reconstrução do espaço de fase. Após, foram calculados os expoentes de Lyapunov, usando o método de Sano & Sawada, a entropia de Shannon e a conjectura de Kaplan-Yorke. Estas medidas foram calculadas usando o software *TISEAN - Nonlinear Time Series Analysis* (Software, 2009b).

- Os gráficos da função de Autocorrelação (FA), de Poincaré e da reconstrução do espaço de fases foram feitos no software *MATLAB - MATrix LABoratory* (Software, 2008).

- Para a confecção do Plot de Recorrência (PR) usou-se o software *VRA - Visual Recurrence Analysis* (Software, 2009c).

Para a análise da VFC com relação a idade dos indivíduos, fizemos um agrupamento por faixas etárias distintas, da seguinte forma:

- Grupo 1: composto de voluntários de 18 e 19 anos.

- Grupo 2: composto de voluntários de 20 e 21 anos.
- Grupo 3: composto de voluntários de 22 a 25 anos.

Para a análise da VFC com relação ao nível de prática habitual de atividade física utilizamos o IPAQ (International Physical Activity Questionnarie), que é um questionário originalmente desenvolvido para estimar e avaliar o nível de prática habitual de atividade física de um indivíduo (Matsudo, 2001).

Os questionários são os mais utilizados devido a sua viabilidade, eficácia e economia, e tem se mostrado como uma forma mais prática e usada em estudos sobre a taxa de realização de atividade física de uma dada população, mesmo sabendo-se que este método pode apresentar deficiências referentes a tipos de perguntas e manipulação involuntária das respostas (Matsudo, 2002).

O IPAQ possui duas versões, uma versão longa e outra curta, as quais procuram prover informações quanto à frequência e à duração de caminhadas e de atividades cotidianas que exigem esforços físicos de intensidades moderada e vigorosa, além do tempo despendido em atividades realizadas em posição sentada em dias do meio (entre segunda e sexta-feira) e do final de semana (sábado e domingo), tendo como período de referência uma semana típica ou a última semana anterior ao preenchimento do questionário (Matsudo, 2001).

A versão utilizada nesta pesquisa (anexo 2) é composta por seis questões abertas e suas informações permitem estimar o tempo despendido por semana em diferentes dimensões de atividade física (caminhadas e esforços físicos de intensidades moderada e vigorosa) (Matsudo, 2002).

A partir dos resultados obtidos da análise dos questionários, podemos classificar os indivíduos em sedentários, insuficientemente ativos do tipo A e B, ativos e muito ativos, analisando o tempo de atividades físicas leves, moderadas e vigorosas, realizadas em uma semana típica (Matsudo, 2001).

Para a comparação na análise da VFC com relação ao nível de atividade física, calculado utilizando o IPAQ, consideramos a população amostral separada em

dois grupos, a saber:

- Grupo A: composto por voluntários muito ativos;
- Grupo B: composto por voluntários insuficientemente ativos A, B e sedentários.

Ainda com relação aos dados a serem apresentados, observamos que foi utilizado o teste de Ryan-Joiner, implementado no software *Minitab*, para testar a normalidade dos dados obtidos; segundo este teste, para valores de p com $p < 0,05$ tem-se que os dados não seguem uma distribuição normal e para valores de p com $p > 0,05$ tem-se que os dados seguem uma distribuição normal.

Usando o software *InStat3*, comparamos as séries temporais da frequência cardíaca dos 86 jovens saudáveis por sexo, faixa etária e nível de atividade física (IPAQ). Para a comparação de acordo com o sexo e o nível de atividade física, quando a distribuição normal foi verificada, o teste t de Student foi aplicado e, nas situações em que a distribuição normal não foi verificada, foi aplicado o teste de Mann-Whitney. Para a comparação de acordo com a faixa etária, quando a distribuição normal foi verificada,aplicou-se o teste F da análise de variância e nas situações em que a distribuição normal não foi verificada, foi aplicado o teste "Kruskal-Wallis test with post-test". Com base nestes testes, as diferenças dos resultados serão consideradas estatisticamente significantes quando o valor de p for menor que $0,05$.

Na apresentação dos resultados numéricos dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional total estudada, utilizamos o método estatístico descritivo, apresentando os valores das médias dos índices obtidos, seguidas dos respectivos desvios padrões. Os resultados gráficos e numéricos relativos aos dois indivíduos doentes são exibidos na forma bruta, conforme obtidos com os cálculos.

4 MÉTODOS DE ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS EXPERIMENTAIS

Neste capítulo apresentamos alguns dos principais métodos lineares e não-lineares utilizados na análise de séries temporais experimentais. Aqui utilizamos tais métodos na análise de séries temporais experimentais da frequência cardíaca.

4.1 Métodos Lineares

Os métodos lineares são divididos em dois tipos: análise no domínio do tempo e análise no domínio da frequência; neste trabalho, ambas as análises foram feitas utilizando o software *HRV Analysis* (Software, 2009a).

O método linear utilizado neste trabalho é a análise no domínio da frequência, sendo a densidade de potência espectral a mais utilizada atualmente, quando se trata de estudos com indivíduos em condições de repouso (Acharya et al., 2006). Esta análise decompõe a VFC em componentes oscilatórios fundamentais, sendo que as principais faixas de frequência de oscilação são as faixas LF e HF, as quais são obtidas através da Transformada Rápida de Fourier (FFT) (Mansier et al., 1996).

As características das faixas de frequência calculadas são:

- Componente de baixa frequência - LF, com variação na faixa de 0,04 e 0,15Hz, sendo decorrente da ação conjunta dos componentes vagal e simpático sobre o coração, com predominância do simpático e correlacionado ao sistema barorreceptor.

- Componente de alta frequência - HF, com variação na faixa de 0,15 a 0,4Hz, sendo, pois, um indicador da atuação do nervo vago sobre o coração; mediado pelo SNA parassimpático e sincronizado pela respiração.

A análise da frequência possibilita a observação individual das divisões do sistema nervoso autônomo (simpático e parassimpático) em diferentes situações fisiológicas e patológicas, assim como sua relação com os principais sistemas que interferem na VFC (sistema respiratório, sistema vasomotor, sistema termorregulador, mecanismo renina-angiotensina e sistema nervoso central) (Chandra et al., 2003; Guzzetti et al., 1996).

Estes índices lineares LF e HF, obtidos por métodos no domínio da frequência, são distinguidos como sendo o sistema nervoso cardíaco simpático mediado pela faixa de frequência LF e o sistema nervoso cardíaco parassimpático mediado pela faixa de frequência HF (Acharya et al., 2004a, 2006). Porém existem controvérsias sobre esta classificação, visto que em (Acharya et al., 2004b; Chandra et al., 2003), a faixa LF reflete tanto o ramo simpático quanto o parassimpático e HF reflete puramente o ramo parassimpático.

4.2 Métodos Não-Lineares

Nesta seção, apresentamos os métodos não-lineares, ou seja, as medidas de caos utilizadas neste trabalho para a caracterização das séries temporais experimentais da frequência cardíaca.

As medidas descritas aqui são comumente utilizadas na literatura (Huikuri et al., 2003) para caracterizar as séries temporais experimentais da frequência cardíaca.

Para as medidas de caos que vamos apresentar nas subseções seguintes, consideremos a evolução de um sistema dinâmico dada por uma função $f(t)$, ou, quando resultado de uma série de medidas realizadas a intervalos de tempos regulares Δt, representada por uma série temporal da forma

$$x_n = x(t_n), \tag{4}$$

em que $t_n = n\Delta t$.

4.2.1 Função de Autocorrelação - FA

A função de autocorrelação, denotada por $A(\tau)$, da série temporal dada em (4), é definida por

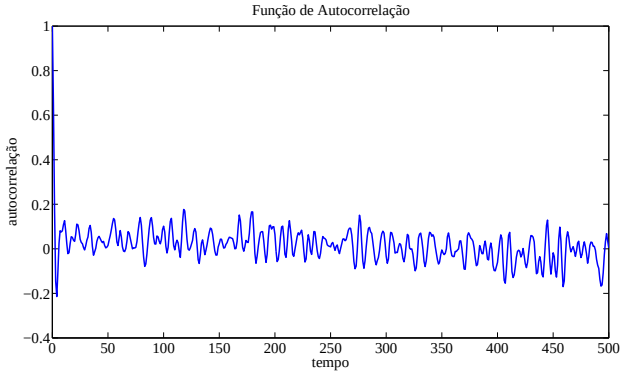
$$A(\tau) = \frac{1}{N-\tau} \sum_{n=1}^{N-\tau} \frac{(x_n - \bar{x})(x_{n+\tau} - \bar{x})}{\sigma^2}, \tag{5}$$

em que N é o número de pontos da série temporal, $\bar{x} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} x_n$ sua média amostral e $\sigma^2 = \frac{1}{N-1}\sum_{n=1}^{N}(x_n - \bar{x})^2$ sua variância amostral.

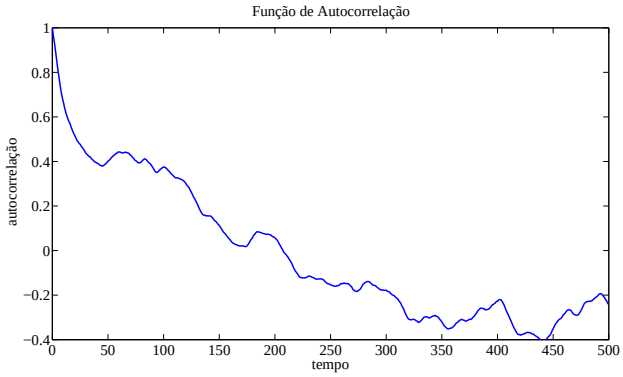
Esta função representa a média do produto dos valores da série temporal x_n nos instantes t e $t + \tau\Delta t$ e indica por quanto tempo o valor da série temporal no instante t depende de seus valores prévios. Em outras palavras, $A(\tau)$ mede o grau de semelhança existente na série temporal à medida que o tempo passa.

Por meio da função de autocorrelação podemos também medir a regularidade ou irregularidade de uma série temporal. Se a série temporal x_n é aperiódica ou quase-periódica a função de autocorrelação $A(\tau)$ permanece diferente de zero quando o tempo (ou τ) tende ao infinito. Já, $A(\tau)$ de uma série periódica é igualmente periódica, pois a série temporal volta a se parecer consigo mesma após o intervalo de tempo correspondente ao período. Para séries caóticas, $A(\tau) \to 0$ quando $\tau \to \infty$, ou seja, a semelhança da série temporal consigo mesma diminui com o tempo e acaba por desaparecer completamente (Ferrara & Prado, 1994).

A Figura 4 apresenta os gráficos da função de autocorrelação, chamado de correlograma, obtidos da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca composta de 1000 pontos; no item (a) de um jovem saudável e no item (b) de um doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. Nestes gráficos calculamos 500 coeficientes de autocorrelação.



(a) função de autocorrelação de um jovem saudável



(b) função de autocorrelação de um doente

Figura 4: Função de autocorrelação obtida da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos; no item **(a)** de um jovem saudável e no item **(b)** de um doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. Nestes gráficos calculamos 500 coeficientes de autocorrelação.

Em outras palavras, pode-se dizer que a função de autocorrelação mede o grau de correlação de uma variável, em um dado instante, consigo mesma, em um instante de tempo posterior, permitindo assim analisar o grau de irregularidade da série temporal experimental em questão.

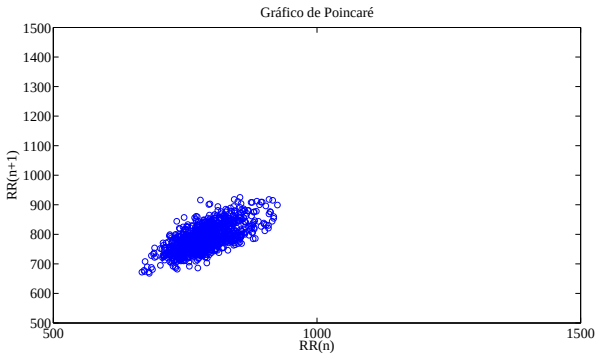
É importante notar que a função de autocorrelação de um sinal multi-periódico com muitas frequências independentes e incomensuráveis também se con-

funde com aquela de um sinal caótico, e desta forma a análise de séries temporais experimentais, com base apenas na função de autocorrelação fica comprometida, sendo necessárias outras medidas de caos para uma melhor análise das mesmas.

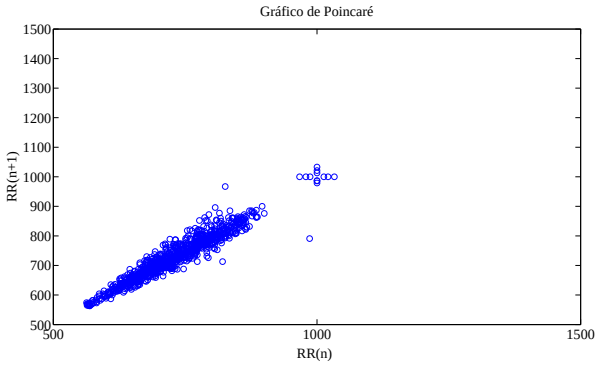
4.2.2 Gráfico de Poincaré

O gráfico de Poincaré, também chamado de mapa de retorno, é um gráfico traçado a partir dos pontos x_n da série temporal dada em (4). Para isto, utiliza-se a série temporal, x_n sendo que o eixo x corresponde aos valores de x_n e o eixo y aos valores de x_{n+1}; assim um ponto do gráfico de Poincaré é dado pelo par ordenado (x_n, x_{n+1}). Ao traçar o gráfico de pares ordenados (x_n, x_{n+1}) obtemos um conjunto de pontos, conforme ilustrado nos gráficos (a) e (b) da Figura 5, que mostram os gráficos de Poincaré obtidos das séries temporais experimentais da frequência cardíaca composta de 1000 pontos; no item (a) de um jovem saudável e no item (b) de um doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada.

A análise do gráfico de Poincaré pode ser feita qualitativa ou quantitativamente. Qualitativamente, a forma do gráfico é uma característica essencial, podendo-se dizer que uma nuvem de pontos mais concentrada é indicativo de que a série temporal correspondente é de um indivíduo que apresenta alguma patologia, enquanto que se os pontos apresentarem-se dispersos então a série temporal é de um indivíduo que apresenta comportamento saudável (Acharya et al., 2006; Kitlas et al., 2005; Lerma et al., 2003).



(a) gráfico de Poincaré de um jovem saudável



(b) gráfico de Poincaré de um doente

Figura 5: Gráfico de Poincaré obtido da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos; no item (**a**) de um jovem saudável e no item (**b**) de um doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. No eixo x temos o intervalo RR_n e no eixo y o intervalo RR_{n+1}.

Já, para a análise quantitativa do gráfico de Poincaré, inicialmente calcula-se o desvio padrão da série temporal dada em (4) de acordo com a equação

$$SD = \sqrt{\bar{x_n^2} - \bar{x}^2}. \tag{6}$$

Em seguida, calcula-se o desvio padrão das sucessivas diferenças da série temporal dada em (4) de acordo com a expressão

$$SDSD = \sqrt{\Delta\bar{x}_n^2 - \Delta\bar{x}^2}, \tag{7}$$

em que $\Delta x_n = x_n - x_{n+1}$, $\bar{x}$ é a média dos valores da série temporal x_n.

O índice SD1 é dado por

$$(SD1)^2 = \frac{1}{2}(SDSD)^2 \tag{8}$$

e o índice SD2 é dado por

$$(SD2)^2 = 2(SD)^2 - \frac{1}{2}(SDSD)^2. \tag{9}$$

Na análise de séries temporais experimentais da frequência cardíaca, o índice SD1 reflete a variabilidade instantânea de batimento a batimento da frequência cardíaca; determina a largura da elipse e representa a atividade cardíaca parassimpática, enquanto que o índice SD2 reflete a variabilidade contínua de batimento a batimento; determina o comprimento da elipse e representa a atividade cardíaca global (Acharya et al., 2004a, 2006; Ahamed et al., 2009; Arzeno et al., 2007; Behnia et al., 2008).

4.2.3 Detrended Fluctuation Analysis - DFA

Segundo (Eckmann et al., 1987) o método DFA é uma técnica para determinar a correlação existente em séries temporais estacionárias ou não estacionárias.

Na área biomédica, o índice obtido pelo método DFA, tem sido aplicado em diferentes situações, como por exemplo, em sequências de DNA, comportamento de neurônios e no estudo da VFC (Echeverría et al., 2003).

De acordo com a literatura (Acharya et al., 2004a; Mansier et al., 1996), quando um curto intervalo RR é seguido por outro curto intervalo, denomina-se correlação de curta duração; quando um longo intervalo é seguido por outro longo intervalo denomina-se correlação de longa duração.

Esta medida foi desenvolvida principalmente para caracterizar flutuações em escalas, isto é, em séries temporais experimentais de tamanhos diferentes. De

acordo com a coerência de similaridade em um conjunto de escalas temporais este método calcula índices denominados de coeficientes α, expoente de escala ou fator de autossimilaridade. Assim, a DFA é utilizada na detecção de anormalidades presentes em certo paciente, baseando-se em coeficientes α (Kitlas et al., 2005).

A técnica DFA consiste em dividir uma série temporal em janelas de diferentes tamanhos. Para cada tamanho de janela, um coeficiente α é calculado. Primeiro, supondo uma série temporal $x(t)$, calcula-se

$$y(k) = \sum_{t=1}^{k} [x(t) - \bar{x}], \tag{10}$$

em que $\bar{x}$ é a média dos valores da série temporal $x(t)$.

A seguir, a série temporal integrada, $y(k)$, é dividida em janelas de comprimentos iguais a n. Como nem sempre é possível dividir os N pontos da série temporal em janelas de tamanho n, utilizamos um N^*, aproximado, de forma que N^* seja múltiplo de n e tal que $N^* \leq N$.

Para cada $y_n(k)$ calcula-se (10). Assim, para cada janela obtém-se $F(n)$, ou seja, a flutuação média da série temporal em diferentes escalas de comprimento n, dada pela equação:

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N^*} \sum_{k=1}^{N^*} [y(k) - y_n(k)]^2}. \tag{11}$$

Geralmente, o valor de $F(n)$ aumenta conforme o valor de n aumenta e estes valores estão relacionados para que seja calculado o coeficiente α. Este coeficiente α é determinado pela inclinação da reta $\log(F(n)) \times \log(n)$, conforme expresso por:

$$\alpha = \frac{\Delta \log(F(n))}{\Delta \log(n)}. \tag{12}$$

De acordo com a literatura (Acharya et al., 2006), o coeficiente α pode ser classificado de acordo com a Tabela 1.

Tabela 1: Classificação para os valores do coeficiente α obtidos pelo método DFA.

Valor de α	**Classificação**
$\alpha = 0,5$	ruído Browniano (integral de ruído branco)
$1 < \alpha < 1,5$	diferentes tipos de ruído
$\alpha = 1$	ruído $\frac{1}{f}$
$0,5 < \alpha < 1$	valores grandes são seguidos por valores grandes e vice-versa
$\alpha = 0,5$	ruído branco
$0 < \alpha < 0,5$	valores grandes são seguidos por valores pequenos e vice-versa

Quando $0,5 \leq \alpha \leq 1$ há um indício da presença de correlação de longa duração. Em relação a área da saúde, $\alpha = 1$ ou próximo de 1, indica a normalidade do sistema cardíaco representado pela série temporal experimental da frequência cardíaca; este valor aumenta em indivíduos que apresentam alguma patologia.

Usualmente, dois diferentes índices α_1 e α_2 podem ser calculados através do método DFA (Perfetto et al., 2006). O índice α_1 é obtido para $n \leq 16$ e o índice α_2 é obtido para $n \geq 16$. De acordo com a literatura, baixos coeficientes α_1 e altos coeficientes α_2 indicam anormalidades no sistema dinâmico que descreve a VFC (Perfetto et al., 2006).

A Figura 6 apresenta o gráfico DFA com os coeficientes α obtidos pelo método DFA da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um jovem saudável tomado como exemplo dentre os 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional estudada

No software (Software, 2009a) usado para o cálculo dos coeficientes α, a inclinação α_1 é obtida da ordem de $4 \leq n \leq 16$ e reflete as flutuações de intervalos de batimentos curtos; enquanto que a inclinação α_2 é obtida da ordem de $16 \leq n \leq 64$ e reflete as flutuações de intervalos de batimentos longos.

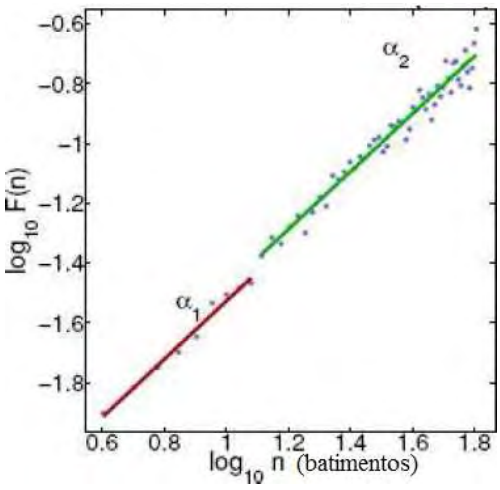


Figura 6: Gráfico DFA obtido da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um jovem saudável tomado como exemplo dentre os 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional estudada. No eixo x temos $\log(n)$ e no eixo y temos $\log(F(n))$ expressos em batimentos cardíacos.

4.2.4 Reconstrução do Espaço de Fase - REF

Uma série temporal experimental não expressa todas as variáveis de estado do sistema e, usualmente, tem-se disponível a evolução no tempo de apenas uma variável $x(t)$, que representa uma das componentes da trajetória de um dado sistema dinâmico m-dimensional. Supondo-se que a variável $x(t)$ corresponde a uma das coordenadas de um sistema dinâmico m-dimensional, é interessante analisar o sistema dinâmico completo a partir dessa série temporal unidimensional, o que é feito a partir de técnicas de reconstrução do espaço de fase.

A ideia básica da reconstrução do espaço de fase está calcada no fato de que a evolução temporal de um sinal unidimensional contém informações sobre as variáveis de estado não observáveis, que podem ser usadas para prever um estado futuro.

Uma das técnicas de reconstrução do espaço de fase é baseada no Teorema da Imersão de Takens (Takens, 1980). Este teorema permite reconstruir um espaço de fase m-dimensional similar ao espaço de fase original, a partir de uma única variável

de estado, a variável medida. O espaço reconstruído apresenta uma suave variação de coordenadas em relação ao espaço original, porém preservando os invariantes geométricos do sistema, tais como a dimensão do atrator e os expoentes de Lyapunov.

Por exemplo, utilizando-se o Teorema de Takens, o atrator de Lorenz, que é um conjunto de pontos $(x(t), y(t), z(t))$ no $\mathbb{R}^3$, pode ser reconstruído a partir de apenas uma das coordenadas, $x(t)$ ou $y(t)$ ou $z(t)$. De fato, cada uma das coordenadas guarda em si as características topológicas do atrator de Lorenz.

A primeira tentativa de reconstruir um atrator caótico por meio da evolução de uma única variável de estado foi realizada por Packard em (Packard et al., 1980) usando o método das derivadas. Eles mostraram que, nesse novo espaço, a figura geométrica que caracteriza o comportamento assintótico do sistema é topologicamente equivalente ao atrator caótico original. Tal figura é chamada de atrator reconstruído.

Este método das derivadas corresponde ao primeiro método utilizado na reconstrução do espaço de fase. Neste método, as coordenadas são aproximações numéricas das derivadas de ordem sucessivamente superiores de uma variável medida, ou seja,

$$\dot{x}(t) \approx \frac{x[t_0 + (n+1)\Delta t] - x[t_0 + n\Delta t]}{\Delta t}, \tag{13}$$

em que $x[t_0 + n\Delta t]$ representa a série temporal experimental, $n = 1, 2, ..., N$ é o número total de amostras e Δt é o intervalo de tempo entre duas amostras. Uma vantagem do uso das coordenadas derivativas é o seu significado físico palpável. Por outro lado, sua principal desvantagem é a sensibilidade ao ruído.

Apresentaremos, a seguir, o método de Takens, o qual é o método mais utilizado na literatura para a reconstrução do espaço de fase a partir de séries temporais experimentais.

Método de Takens

O método de Takens ou técnica da defasagem no tempo foi proposto

inicialmente por Ruelle (Ruelle & Takens, 1971) e Packard (Packard et al., 1980) e posteriormente por Takens (Takens, 1980).

Takens provou que, no espaço de fase formado pelos eixos

$$x(t), x(t+p), x(t+2p), ..., x(t+(m-1)p),$$

o atrator reconstruído é topologicamente equivalente ao atrator "real", sobre o qual se conhece apenas a evolução em tempo discreto da variável de estado $x(t)$.

Na sua prova, Takens assumiu que a série temporal experimental é formada por infinitos pontos e que não há ruído. Se essas condições são satisfeitas, as propriedades topológicas do atrator reconstruído são preservadas.

Neste método, chamamos de espaço de imersão o espaço no qual realiza-se a reconstrução, m a dimensão de imersão e p o passo da reconstrução ou tempo de atraso. Assim, a cada instante t_i, assinala-se o ponto de coordenadas $x(t_i), x(t_i + p), x(t_i + 2p), ..., x(t_i + (m-1)p)$ no espaço de imersão. Variando-se i de 1 a N, obtém-se a trajetória reconstruída.

Supondo que $\vec{\xi_a}$ represente a posição do ponto no espaço de imersão no instante t_a, a trajetória reconstruída é formada pela sequência:

$$\vec{\xi_a} = (x(t_a), x(t_a + p), x(t_a + 2p), ..., x(t_a + (m-1)p)),$$

em que $a = 1, ..., M$. As constantes m, p, N, M relacionam-se por $N = M + (m-1)p$.

Assumindo que a série temporal é o resultado de um processo determinístico, cada $\vec{\xi}_{a+1}$ é o resultado de um mapeamento desconhecido, $M(\vec{\xi_a})$, ou seja, $\vec{\xi}_{a+1} = M(\vec{\xi_a})$.

Neste método o mais difícil é selecionar o tempo de atraso p e a dimensão de imersão m adequados.

Veremos, a seguir, como escolher o tempo de atraso e a dimensão de imersão corretos para a reconstrução do espaço de fase.

A escolha do tempo de atraso

Takens (Takens, 1980) demonstrou que para um número infinito de pontos e na ausência de ruído a escolha do tempo de atraso p é na grande maioria dos casos arbitrária. Entretanto, as séries temporais experimentais são finitas, usualmente contaminadas com ruído externo e obtidas com o uso de filtros. Deste modo, a escolha do tempo de atraso é importante para a reconstrução correta do espaço de fase.

Nos primeiros trabalhos sobre a reconstrução do espaço de fase, a série temporal, $x(t)$, era traçada em função de $x(t+1)$, ou seja, usava-se o tempo de atraso $p = 1$. Um problema imediato dessa abordagem é a alta correlação existente entre $x(t)$ e $x(t + 1)$, fazendo com que o espaço de fase torne-se fortemente alinhado na direção $(1, 1)$, ou seja, apresentando uma defasagem pequena e causando resultados distorcidos. Por outro lado, se o valor do tempo de atraso for muito grande, a distância entre os dados considerados na formação do vetor de defasagem é grande, tornando os vetores desconectados ou não correlacionados (Acharya et al., 2004b).

Portanto, se o tempo de atraso p for muito pequeno $x(t)$, $x(t + p)$ e $x(t + 2p)$, por exemplo, terão praticamente o mesmo valor. Como consequência, o atrator reconstruído fica comprimido em torno da diagonal $x = y = z$, já que $\vec{\xi}_1 \simeq \vec{\xi}_2 \simeq \vec{\xi}_3$, ou seja, esse atrator apresentará uma dependência linear, que não ocorre nas componentes reais x, y e z.

Por outro lado, como a trajetória real está restrita a um volume finito do espaço de fase, o tempo de atraso p não pode ser muito grande, sob pena dos vetores reconstruídos $\vec{\xi}_i$ serem completamente não correlacionados, cobrindo todo o espaço de fase.

Apresentamos, a seguir, o método da informação mútua média. Este método é o mais utilizado, de acordo com a literatura (Vuksanovic & Gal, 2005), para a escolha correta do tempo de atraso usado na reconstrução do espaço de fase.

Método da Informação Mútua Média

A teoria da informação procura identificar o quanto de informação se pode ter de uma medida realizada em um determinado tempo t, quando observa-se outra medida, da mesma série, em um tempo posterior $(t + p)$.

Façamos uma breve descrição deste método. Para isto imagine dois sistemas S_a e S_b, com s_{ai} e s_{bj} sendo as medidas de uma determinada variável em cada um dos sistemas. Considerando que exista uma distribuição probabilística que governa as possibilidades de medições em cada sistema, a quantidade de informação, em bits, que é identificada através da medição s_{ai} sobre a medição s_{bj} é dada pelo argumento da teoria da informação (Savi, 2006),

$$I(s_{ai}, s_{bj}) = \log_2 \left(\frac{\Gamma_b(s_{ai}, s_{bj})}{\Gamma_b(s_{ai})\Gamma_b(s_{bj})} \right), \tag{14}$$

em que $\Gamma_b(s_{ai})$ é a probabilidade da medida s_{ai}, $\Gamma_b(s_{bj})$ é a probabilidade da medida s_{bj}, $\Gamma_b(s_{ai}, s_{bj})$ é a probabilidade da medida combinada de s_{ai} e s_{bj}, e $I(s_{ai}, s_{bj})$ é chamada de informação mútua das medidas s_{ai} e s_{bj}.

A informação mútua média corresponde à média sobre todas as possíveis medições de $\Gamma_b(s_{ai}, s_{bj})$. Esta informação fornece as mesmas informações que a função de autocorrelação fornece em sistemas lineares sendo, pois, uma generalização para sistemas não-lineares.

A mesma análise pode ser considerada para uma série temporal experimental $x(t)$. Desta forma, $x(t)$ corresponde a S_a e a série temporal defasada, $x(t+p)$, corresponde a S_b. Com isso escreve-se,

$$I(p) = \sum \Gamma_b(x(t), x(t+p)) \log_2 \left(\frac{\Gamma_b(x(t), x(t+p))}{\Gamma_b(x(t))\Gamma_b(x(t+p))} \right), \tag{15}$$

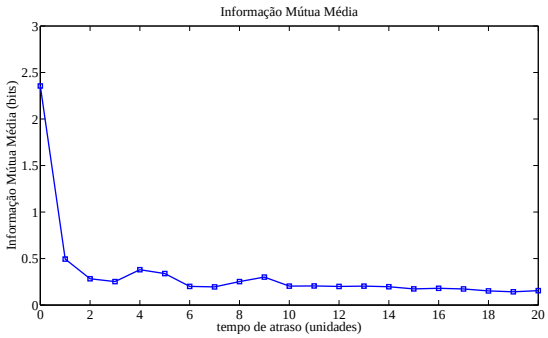
em que $\Gamma_b(x(t))$ é a probabilidade da medida $x(t)$, $\Gamma_b(x(t+p))$ é a probabilidade da medida $x(t+p)$, $\Gamma_b(x(t), x(t+p))$ é a probabilidade da medida combinada de $x(t)$ e $x(t+p)$ e $I(p) \geq 0$.

As informações mútuas médias não são funções das variáveis $x(t)$ e $x(t+$

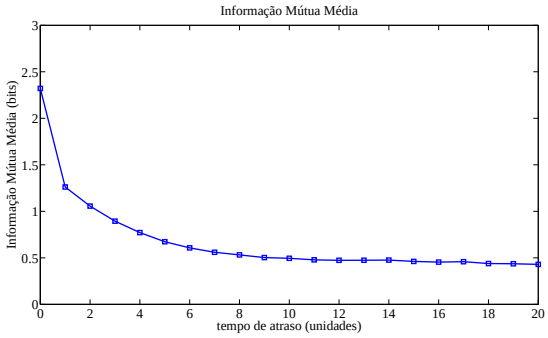
p), mas sim, de um funcional da probabilidade combinada de $x(t)$ e $x(t+p)$. Se $x(t)$ e $x(t+p)$ são iguais, então $I(p)$ é máximo. Por outro lado, se $x(t)$ e $x(t+p)$ são completamente independentes, então o argumento do termo logarítmico é a unidade e $I(p) = 0$.

De acordo com (Fraser, 1989), o valor do tempo de atraso correto para a reconstrução do espaço de fase corresponde ao primeiro mínimo local, quando este existir, da função de informação mútua média $I(p)$. Desta forma, ao traçar $I(p) \times p$, o melhor tempo de atraso corresponde ao valor de p no primeiro mínimo local. Com isso, garante-se que o espaço de fase reconstruído seja topologicamente equivalente ao espaço de fase do sistema dinâmico original.

A Figura 7 apresenta os gráficos da informação mútua média obtidos da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um (a) jovem saudável e (b) doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada.



(a) informação mútua média de um jovem saudável



(b) informação mútua média de um doente

Figura 7: Informação Mútua Média obtida da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um (**a**) jovem saudável e (**b**) doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. No eixo x temos o tempo de atraso p (em unidades) e no eixo y temos a Informação Mútua Média dada por $I(p)$ (em bits).

A escolha da dimensão de imersão

Existem três métodos utilizados para determinar a dimensão mínima de imersão, m: o método da saturação de algum invariante do sistema; a decomposição em valores singulares (SVD) e o método das falsas vizinhanças ou método dos falsos vizinhos (Savi, 2006).

O método usado neste trabalho foi o método dos falsos vizinhos próximos, o qual é o mais indicado de acordo com a literatura estudada (Savi, 2005). Vejamos como ele funciona.

Método dos Falsos Vizinhos

O método dos falsos vizinhos foi desenvolvido baseado na busca de uma dimensão de imersão mínima onde não ocorra cruzamento de órbita consigo mesma. Assim, avalia se um vizinho é "verdadeiro" ou "falso" apenas em virtude da projeção do sistema em uma determinada dimensão (Savi, 2006).

Geometricamente, um falso vizinho é um ponto da série temporal que só corresponde a um vizinho devido a observação das órbitas em um espaço de fase muito pequeno, $d < m$, onde d é a dimensão do espaço de fase e m é a dimensão de imersão do espaço de fase reconstruído. Quando o espaço está imerso em uma dimensão $d \geq m$, todos os pontos vizinhos de todas as órbitas são vizinhos verdadeiros.

Teoricamente, um falso vizinho é definido como um ponto pertencente a trajetória de uma série temporal e que aparenta ser vizinho de um outro ponto da série, mas não é. Isto ocorre quando existem cruzamentos na órbita de pontos na série em uma dada dimensão; caso a mesma série seja representada em uma dimensão maior o cruzamento de sua órbita pode deixar de existir e consequentemente os falsos vizinhos não existirão mais.

O processo de reconhecimento e contagem de falsos vizinhos são feitos por meio da observação da presença ou não de falsos vizinhos em virtude da projeção do sistema em uma determinada dimensão, sendo que quando o número de falsos vizinhos cai a zero é um indicador de que o atrator foi reconstruído em uma dimensão

de imersão correta.

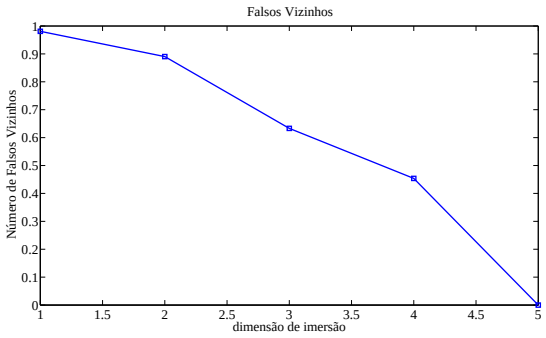
O método é aplicado em uma série temporal experimental da seguinte forma: dado um ponto da série temporal, x_i e seu vizinho mais próximo x_j observa-se a distância, $L_{mk}(i)$ em uma dimensão de imersão m_k com $m_0 = 1$; caso esta distância, $L^2_{m_k}(i)$ aumente muito em relação à $L_{m_k}(i)$ quando representa-se o atrator em uma dimensão maior, $m_k + 1$, o ponto x_j é um falso vizinho.

A equação (16) apresenta o teste de verificação de falsos vizinhos próximos:

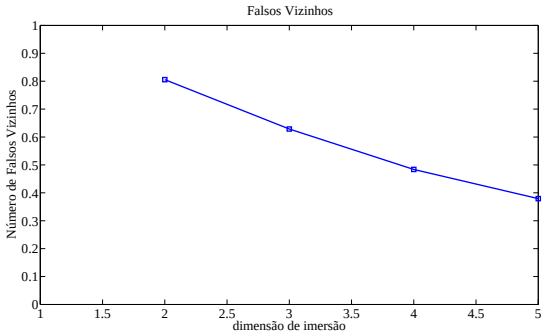
$$\left[\frac{L^2_{m_{k+1}}(i) - L^2_{m_k}(i)}{L^2_{m_k}(i)}\right] > L, \tag{16}$$

em que L é a distância real entre o ponto x_i e cada vizinho canditado x_j, observada quando não há cruzamento de órbitas; $L_{m_k}(i)$ é a distância entre um ponto e seu vizinho e m_k é a dimensão de imersão.

A Figura 8 apresenta os gráficos dos falsos vizinhos obtidos da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um (a) jovem saudável e (b) doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. O eixo x representa a dimensão de imersão e o eixo y o número de falsos vizinhos. Note, da Figura 8, que a dimensão de imersão correta para a reconstrução do espaço de fase das séries temporais experimentais da frequência cardíaca dos 86 jovens saudáveis é $m = 5$.



(a) falsos vizinhos de um jovem saudável



(b) falsos vizinhos de um doente

Figura 8: Falsos Vizinhos obtidos da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um (**a**) jovem saudável e (**b**) doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. No eixo x temos a dimensão de imersão m (em unidades) e no eixo y temos o número de falsos vizinhos.

4.2.5 Plot de Recorrência - PR

O plot de recorrência é usado no estudo da dependência temporal de uma série, ou seja, no estudo de sua estacionaridade. Foi primeiro proposto por Eckmann (Eckmann et al., 1987) como uma ferramenta gráfica para o diagnóstico de flutuações e periodicidades ocultas na evolução temporal, os quais não são notáveis por outros

métodos (Wessel et al., 2001).

Uma das principais vantagens na aplicação de um PR é que o mesmo pode ser aplicado em séries temporais não estacionárias e com poucos pontos.

Um plot de recorrência é definido como sendo uma matriz simétrica $[N-(m-1)p] \times [N-(m-1)p]$ composta de zeros e uns. O elemento na i-ésima linha e j-ésima coluna da matriz PR, isto é, $PR(i,j)$, é 1 se o vetor $\vec{\xi}_i$ sobre a trajetória é fechado para o vetor $\vec{\xi}_j$, ou seja,

$$PR(i,j) = \begin{cases} 1 & se \quad d(\vec{\xi}_i - \vec{\xi}_j) < r \\ 0 & se \quad cc, \end{cases}$$

em que $d(\vec{\xi}_i, \vec{\xi}_j)$ é a distância euclidiana e r é um limiar fixo.

A representação gráfica bidimensional da matriz $PR(i,j)$ é definida como *Plot de Recorrência (PR)* sendo que $\vec{\xi}_i \in \mathbb{R}^m$ são os vetores de dimensão m obtidos através da reconstrução do espaço de fase.

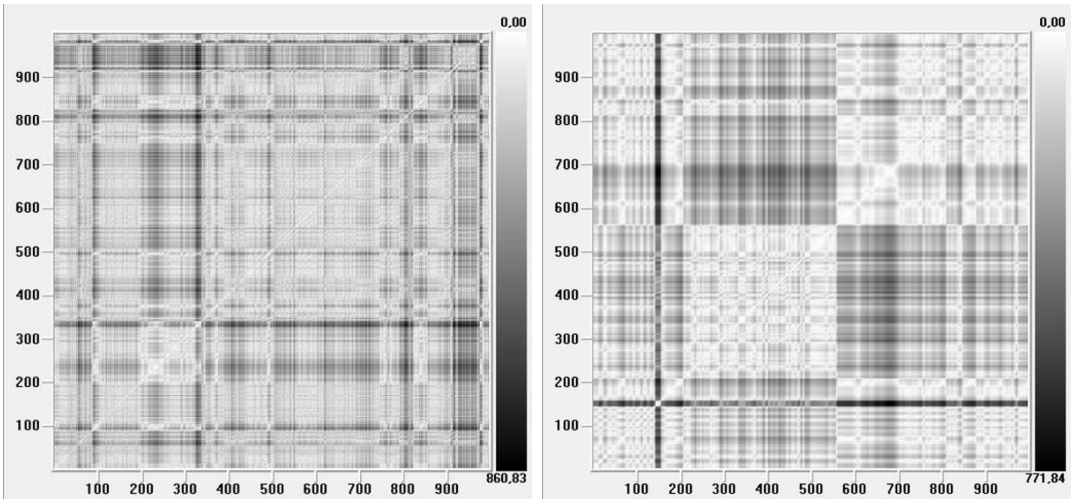
Se a distância entre os dois vetores $\vec{\xi}_i$ e $\vec{\xi}_j$ sob a trajetória reconstruída for menor do que r a posição (i,j) da matriz é representada por um ponto preto, caso contrário tal posição é representada por um ponto branco.

Segundo (Eckmann et al., 1987) por meio de um PR é possível visualizar o comportamento de trajetórias no espaço de fase e ainda um PR mostra todos os tempos no qual um estado de um sistema dinâmico se repete. A repetição de estados é uma propriedade fundamental de um sistema dinâmico determinístico, e é um comportamento típico em sistemas caóticos ou não-lineares.

Na análise de séries temporais experimentais da frequência cardíaca, para séries temporais de indivíduos saudáveis o PR tem uma linha diagonal e menos quadrados aparentes, indicando VFC mais alta. Já em séries de indivíduos que apresentam alguma patologia, o PR mostra mais quadrados no gráfico indicando a inerente periodicidade e uma baixa VFC (Acharya et al., 2006).

A Figura 9 apresenta o plot de recorrência obtido da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um (a)

jovem saudável e (b) doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada.



(a) plot de recorrência de um jovem saudável

(b) plot de recorrência de um doente

Figura 9: Plot de recorrência obtido da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um (**a**) jovem saudável e (**b**) doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada.

Para séries temporais experimentais randômicas, a distribuição uniforme sobre o plot de recorrência é esperado. Já, quanto mais determinístico é a série temporal, mais estruturado será o plot de recorrência (Marwan et al., 2002).

Se a série temporal subjacente é verdadeiramente randômica e não tem nenhuma estrutura, a distribuição do PR será uniforme e não haverá nenhum padrão identificável no plot. Por outro lado, se houver um pouco de determinismo na série temporal experimental, este poderá ser detectado por alguma característica no plot, por exemplo, pela distribuição distinta de cores (Marwan et al., 2002).

É possível também analisar um PR quantitativamente através de medidas como a razão de recorrência (REC) e o determinismo (DET). Veremos a seguir o cálculo destas medidas (Wessel et al., 2001).

Para o cálculo das medidas de caos REC e DET consideramos, conforme bibliografia estudada, a dimensão de imersão e o tempo de atraso com valores $m = 10$ e $p = 1$, respectivamente. O valor limite r foi selecionado como $\sqrt{m}SD$, em que SD é o desvio padrão da série temporal experimental da frequência cardíaca.

A primeira medida quantitativa do PR é a razão de recorrência (REC) que é a razão de uns e zeros na matriz PR. O número de elementos na matriz PR para $p = 1$ é igual a $N - m + 1$ e a razão de recorrência é dada por:

$$REC = \frac{1}{(N-m+1)^2} \sum_{i,j=1}^{N-m+1} PR(i,j). \tag{17}$$

Outra medida é o determinismo, o qual considera o comprimento da linha diagonal de um PR. Um limiar $l_{min} = 2$ é usado e o comprimento máximo da linha é denotado por l_{max}. Assim, DET é dada pela equação:

$$DET = \frac{\sum_{l=l_{min}}^{l_{max}} lN_l}{\sum_{i,j=1}^{N-m+1} PR(i,j)}, \tag{18}$$

em que N_l é o número do comprimento da linha l.

4.2.6 Dimensão de Correlação - DC

A dimensão de correlação representa a dispersão ou densidade de um atrator em um espaço de fase e é uma medida da complexidade do processo que está sendo investigado, o qual caracteriza a distribuição de pontos no espaço de fase, correspondendo a um tipo de dimensão probabilística e representa uma das formas mais populares de se calcular a dimensão do atrator (Acharya et al., 2006; Behnia et al., 2008).

No caso de processos determinísticos, esta dimensão está relacionada com o número de variáveis independentes que serão necessárias para gerar o processo correspondente. Processos determinísticos regulares tem um número inteiro como dimensão. Em processos caóticos, os quais tem uma dimensão de correlação não inteira, o valor inteiro próximo mais alto é o número de variáveis independentes

utilizado.

O método de Grassberger & Proccacia (Grassberger & Procaccia, 1983) é utilizado para calcular a dimensão de correlação. Veremos a seguir seu algoritmo.

Algoritmo de Grassberger & Proccacia

A dimensão de correlação dada por:

$$DC = \lim_{\epsilon \to 0} \frac{\log \sum_{i=1}^{N(\epsilon)} p_i^2}{\log \epsilon}, \tag{19}$$

popularizou-se nos últimos anos por ser de fácil cálculo através do uso do algoritmo desenvolvido por Grassberger & Proccacia, que é apresentado sucintamente a seguir.

Observa-se, inicialmente, que $\sum_{i=1}^{N(\epsilon)} p_i^2$ na equação (19) é expressa pela probabilidade de que dois pontos do atrator estejam dentro de uma mesma caixa de tamanho ϵ. A ideia de Grassberger & Proccacia é aproximá-la pela probabilidade de que dois pontos do atrator estejam separados por uma distância menor que ϵ, ou seja,

$$\begin{aligned} \textstyle\sum_{i=1}^{N(\epsilon)} p_i^2 &\equiv \text{probabilidade de se ter dois pontos do atrator numa caixa de lado } \epsilon \\ &\simeq \text{probabilidade de que a distância entre dois pontos seja menor que } \epsilon \\ &= \lim_{N\to\infty} \tfrac{1}{N^2} \text{ tal que } \mid \vec{x}_i - \vec{x}_j \mid < \epsilon \\ &\equiv C(\epsilon), \end{aligned}$$

em que

$$C(\epsilon) = \frac{1}{N^2} \lim_{N\to\infty} \sum_{i,j=1; i\neq j} \Theta[\epsilon - \mid \vec{x}_i - \vec{x}_j \mid] \tag{20}$$

é a chamada integral de correlação, $\vec{x}_i$ é o vetor associado ao i-ésimo ponto do atrator, $\Theta(x)$ é a função degrau de Heaviside, dada por:

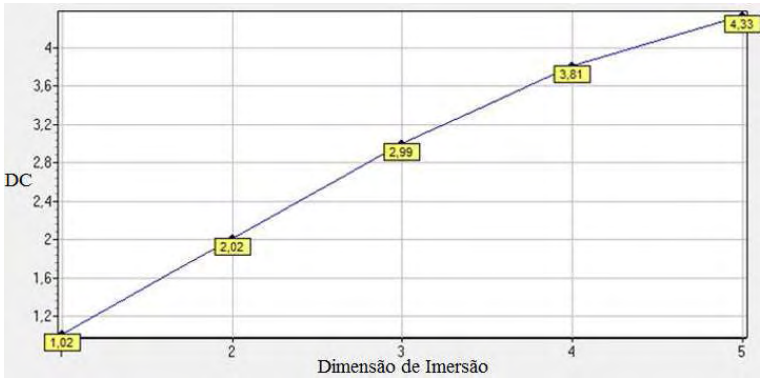
$$\Theta(x) = \begin{cases} 1 & se \quad x \geq 0 \\ 0 & se \quad x < 0, \end{cases} \tag{21}$$

e N é o número total de pontos no atrator. A dimensão de correlação é então calculada por

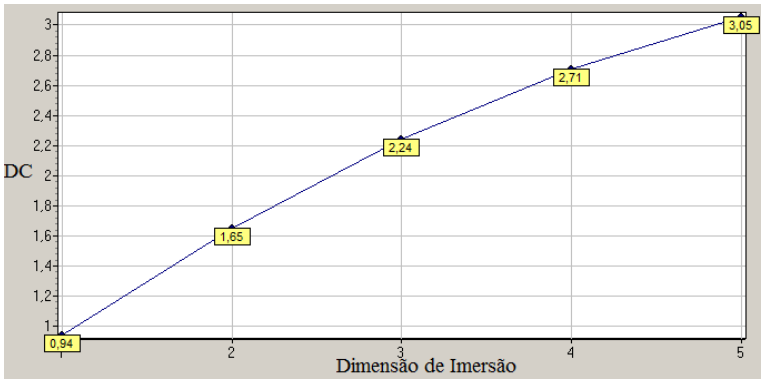
$$DC \sim \lim_{\epsilon \to 0} \frac{\log C(\epsilon)}{\log \epsilon}, \tag{22}$$

ou seja, DC é a inclinação de uma reta definida pelo gráfico $\log C(\epsilon) \times \log \epsilon$, para ϵ pequeno.

A Figura 10 apresenta os gráficos da dimensão de correlação obtidos da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um (a) jovem saudável e (b) doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. No eixo x temos a dimensão de imersão e no eixo y a dimensão de correlação.



(a) dimensão de correlação de um jovem saudável



(b) dimensão de correlação de um doente

Figura 10: Dimensão de correlação obtida da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos de um (**a**) jovem saudável e (**b**) doente, tomados como exemplo dentre os 88 voluntários que compõem a amostra populacional total estudada. No eixo x temos a dimensão de imersão e no eixo y a dimensão de correlação.

4.2.7 Expoente de Lyapunov - EL

Um atrator estranho pode ser visto como resultado da combinação de dobras com um número infinito de expansões em pelo menos uma direção e contrações em outras direções do espaço de fase. Devido a este fato é extremamente difícil, senão impossível na prática, seguir a evolução de um fluxo caótico quando a divergência

das trajetórias sobre o atrator se torna rápida (Ferrara & Prado, 1994; Savi, 2005).

Para medir a taxa de divergência de trajetórias e, portanto quantificar a sensibilidade às condições iniciais utiliza-se os expoentes característicos de Lyapunov ou números de Lyapunov (Acharya et al., 2006; Eckmann & Kamphorst, 1986).

Os expoentes de Lyapunov, denotados por λ_i, quantificam a sensibilidade do sistema em relação às condições iniciais. Assim, este expoente é uma medida da razão na qual as trajetórias separam-se umas das outras, sendo também definido como uma medida da previsibilidade (ou não) do processo (Hagerman et al., 1996; Wagner & Persson, 1998).

Processos determinísticos regulares são exatamente previsíveis e, consequentemente, o expoente de Lyapunov é zero. Um expoente negativo implica que as órbitas tendem assintoticamente a um ponto fixo comum. Um expoente zero significa que as órbitas mantêm suas posições relativas; elas estão sobre um atrator estável (órbita periódica). Finalmente, um expoente positivo implica que as órbitas estão sobre um atrator caótico; assim, a existência de pelo menos um expoente de Lyapunov positivo para certo sistema dinâmico indica que este é caótico, pois as trajetórias dos pontos do sistema divergem (Guzzetti et al., 1996; Hoyer et al., 1997).

Quando o sistema dinâmico possui um modelo matemático estabelecido que permite a sua linearização em torno de uma determinada trajetória, os expoentes de Lyapunov podem ser calculados com precisão a partir do algoritmo proposto por Wolf (Wolf et al., 1985). Por outro lado, a determinação desses expoentes a partir de uma série temporal experimental é bem mais complicada.

A seguir apresentamos o método proposto por Wolf para o cálculo dos expoentes de Lyapunov (Ferrara & Prado, 1994).

O Método de Wolf

Trata-se de um algoritmo que permite a estimativa dos expoentes de Lyapunov não negativos de uma série temporal experimental, não sendo adequado quando as séries temporais apresentam ruído.

Num primeiro passo calcula-se o maior expoente de Lyapunov positivo (λ_1), e, depois, o segundo maior expoente (λ_2) (se positivo), e assim sucessivamente. Explicitemos.

Considere uma trajetória fiducial no atrator reconstruído. Seja essa trajetória descrita pela sequência de pontos $y(t_0), y(t_1), y(t_2), ...$ Seja $z_0(t_0)$ o vizinho no atrator reconstruído mais próximo de $y(t_0)$ e L_0 a distância entre $y(t_0)$ e $z_0(t_0)$ (Figura 11 extraída de (Ferrara & Prado, 1994)), isto é,

$$L_0 =\mid y(t_0) - z_0(t_0) \mid < \epsilon,$$

ou seja, $z_0(t_0)$ está dentro da hiperesfera de raio ϵ centrada em $y(t_0)$.

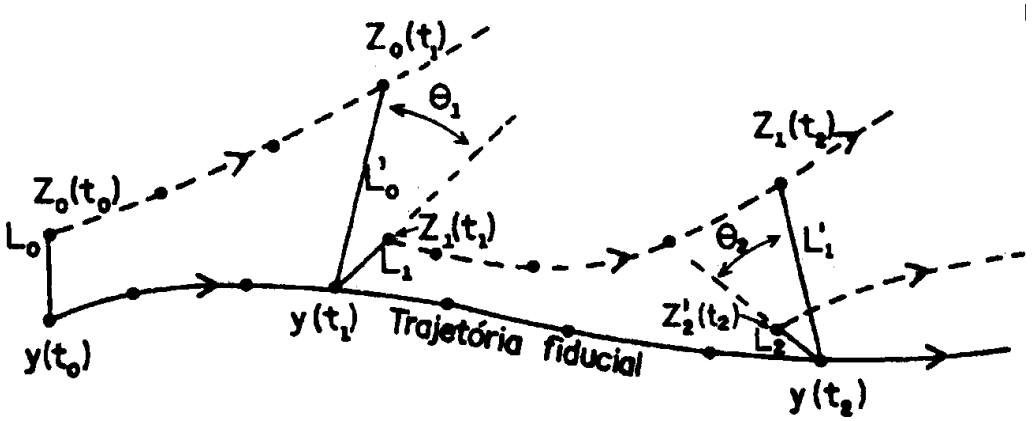


Figura 11: Ilustração do método descrito por Wolf utilizado para o cálculo do expoente de Lyapunov. Figura retirada de (Ferrara & Prado, 1994).

Acompanha-se a evolução temporal de z_0 e y_0 até que num instante t_1 a distância entre esses pontos, L_0', exceda ϵ. Nesse momento substitui-se z_0 por um novo vizinho, mais próximo de $y(t_1)$, que esteja na direção do segmento L_0' e tal que $L_1 =\mid y(t_1) - z_1(t_1) \mid < \epsilon$. Tal processo prossegue até que todos os pontos $y(t_i)$ tenham sido percorridos. O maior expoente de Lyapunov positivo é obtido como a média de $\log_2 \frac{L_i'}{L_i}$ ao longo da trajetória fiducial, isto é,

$$\lambda_1 = \frac{1}{t_M - t_0} \sum_{i=0}^{M-1} \log_2 \frac{L_i'}{L_i}, \tag{23}$$

em que M é o número total de vezes que se escolheu um novo vizinho próximo à trajetória fiducial.

No limite de um número infinito de pontos na série temporal experimental e na ausência de ruído é sempre possível proceder à escolha de um novo vizinho que esteja na direção do segmento L'_{i-1}. Entretanto, na prática, isso não é possível, já que se dispõe de uma série temporal experimental finita. Nesse caso, busca-se um novo ponto z_i mais próximo de $y(t_i)$ que esteja dentro de um cone de altura ϵ cujo eixo de simetria coincida com o segmento L'_{i-1} e com ângulo de abertura $\theta = \frac{\pi}{9}$. Se nenhum ponto dentro desse cone for localizado aumenta-se o ângulo θ até encontrar-se um vizinho. Caso isso não seja possível, toma-se o vizinho mais próximo de $y(t_i)$, independentemente do ângulo θ e do valor de ϵ.

Um grande problema encontrado no uso desses algoritmos está na necessidade de séries temporais experimentais relativamente grandes e com baixo nível de ruído, problemas usualmente encontrados em séries temporais experimentais (Casaleggio & Braiotta, 1997).

A seguir veremos o cálculo do expoente de Lyapunov pelo algoritmo de Sano & Sawada (Sano & Sawada, 1985). O software (Software, 2009b) utilizado, neste trabalho, para o cálculo do expoente de Lyapunov utiliza este algoritmo.

Algoritmo de Sano & Sawada

Faremos uma breve descrição deste algoritmo a seguir.

Uma trajetória $x(t)$ pode ser considerada como a solução de uma equação diferencial ordinária não-linear, definida em um espaço de fase D-dimensional,

$$\dot{x} = f(x), \tag{24}$$

em que $x \in \mathbb{R}^D$.

A solução de um vetor tangente $\vec{\xi}$, em um espaço tangente à $x(t)$, é representada por:

$$\dot{\xi} = M(x(t))\vec{\xi}, \tag{25}$$

em que $M_{i,j} = Df(x) = \frac{df_i}{ds_j}$, correspondendo à matriz jacobiana de $f(x)$. A solução da equação linear não-autônoma em uma região de continuidade de $x(t)$, pode ser obtida da seguinte forma:

$$\xi(t) = A^t\vec{\xi}(0), \tag{26}$$

em que A^t é um propagador ou um mapa de fluxo. Desta forma, a média da razão exponencial da divergência do vetor tangente $\vec{\xi}$ representa o expoente de Lyapunov e é definida como:

$$\lambda(x(0), \vec{\xi}(0)) = \lim_{t\to\infty} \frac{1}{t} \ln \frac{\parallel \vec{\xi}(t) \parallel}{\parallel \vec{\xi}(0) \parallel}, \tag{27}$$

em que $\parallel ... \parallel$ corresponde à norma de $\vec{\xi}$. A avaliação de A^t necessita que o sistema dinâmico seja conhecido. De acordo com (Sano & Sawada, 1985), estabelece-se uma alternativa para se estimar A^t. Considere $x(t)$ uma série temporal experimental obtida a partir de um sistema físico discreto no tempo em intervalos Δt, ou seja, $x(t) = (t_0 + (n-1)\Delta t)$, onde $n = 1, 2, ...N$. Admitindo-se também, um pequeno hipervolume esférico de raio $R_0 = \frac{d_0}{2}$ centrado em um ponto de uma órbita $u(t)$ reconstruída, e um conjunto de pontos $u_i(t)$, $i = 1, 2, ..., N$, incluídos nesta pequena esfera, tem-se:

$$y_i = u_i(t) - u(t), \tag{28}$$

em que $\parallel u_i(t) - u(t) \parallel \leq R_0$ e y_i é a distância entre $u_i(t)$ e $u(t)$.

Após um passo de propagação, t_{EV}, o ponto da órbita $u(t)$ evolui para $u(t + t_{EV})$ e o ponto vizinho $u_i(t)$ evolui para $u(t_i + t_{EV})$. Desta forma, o vetor distância $y_i = u_i(t) - u(t)$ pode ser mapeado,

$$z_i = u_i(t + t_{EV}) - u(t + t_{EV}), \tag{29}$$

em que $\parallel u_i(t) - u(t) \parallel \leq R_0$.

Se o raio R_0 é suficientemente pequeno, oa vetores distância y_i e z_i podem ser considerados como uma boa aproximação do vetor tangente no espaço tangente. Além disso, o mapeamento de z_i a partir de y_i pode ser feito através de uma matriz $\hat{A}$,

$$z_i = \hat{A} y_i. \tag{30}$$

A matriz $\hat{A}$ é uma aproximação do mapa de fluxo A^t de $u(t)$, e pode ser determinada numericamente resolvendo um problema de minimização do tipo

$$\min_{\hat{A}} s = \min_{\hat{A}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \parallel z_i - \hat{A} y_i \parallel^2, \tag{31}$$

o qual pode ser resolvido utilizando o método dos mínimos quadrados. Designando-se (k, l) como sendo as componentes da matriz $\hat{A}$, encontra-se $d \times d$ equações para resolver, $\frac{du}{da_{kl}} = 0$. Desta forma, $\hat{A}$ pode ser obtido da seguinte forma:

$$\hat{A} = C_C V_C^{-1}, \tag{32}$$

em que C_C e V_C são as matrizes de covariância cujos elementos são definidos a seguir

$$C_{C_{kl}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} z^{ik} y^{il}, \tag{33}$$

$$V_{V_{kl}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} y^{ik} y^{il}, \tag{34}$$

em que y^{ik} e z^{ik} são os k componentes dos vetores y_i e z_i respectivamente.

Encontradas as equações variacionais, os expoentes de Lyapunov são obtidos de acordo com a seguinte expressão:

$$\lambda_i = \lim_{n \to \infty} \frac{1}{n T_{EV}} \sum_{j=1}^{n} \ln \parallel \hat{A} \exp_i^j \parallel, \tag{35}$$

para $i = 1, 2, ..., m$ e sendo $\exp_i^j$ um conjunto de bases ortonormais no espaço tangente. Para cada passo de evolução, os vetores evoluídos de $\hat{A}\exp_i^j$ são substituídos por novas bases através da re-ortonormalização de Gram-Schmidt. Este processo é repetido para n iterações determinando o espectro de Lyapunov.

4.2.8 Conjectura de Kaplan-Yorke - Conj. KY

A dimensão pode ser classificada em grupos diferentes: o primeiro grupo que depende apenas das propriedades geométricas, a dimensão fractal (ou métrica); um segundo grupo que depende das propriedades métricas e também das propriedades probabilísticas, denominada dimensão da medida natural ou probabilística. E ainda um terceiro grupo, que define a dimensão a partir das propriedades dinâmicas do atrator, a dimensão de Lyapunov ou conjectura de Kaplan-Yorke (Ferrara & Prado, 1994).

Kaplan e Yorke propuseram uma conjectura a respeito de uma possível relação entre os expoentes de Lyapunov e a dimensão de um dado atrator estranho (Ferrara & Prado, 1994). A dimensão calculada a partir dos expoentes de Lyapunov é muitas vezes chamada de dimensão de Kaplan-Yorke ou dimensão de Lyapunov e é dada por:

$$D_{KY} = j + \frac{\sum_{i=1}^{j} \lambda_i}{\mid \lambda_{j+1} \mid}, \tag{36}$$

em que $\lambda_1 > \lambda_2 > ... > \lambda_d$ são os expoentes de Lyapunov ordenados de forma decrescente e j é o maior inteiro tal que $\sum_{i=1}^{j} \lambda_i > 0$.

Embora verificada numericamente em muitos sistemas, a conjectura de Kaplan-Yorke não é sempre válida. Uma das principais razões para isso, decorre do fato de que embora os expoentes de Lyapunov descreva corretamente a expansão no atrator caótico, ele nada diz a respeito de outra propriedade desses atratores, o processo de dobra (Ferrara & Prado, 1994).

4.2.9 Entropia Aproximada - ApEn

A entropia é a quantificação da informação determinada pela distribuição de probabilidade de um sistema (Acharya et al., 2006).

Pincus (Pincus, 1991) propôs o algoritmo para o cálculo da ApEn como uma solução para problemas encontrados em séries temporais experimentais relativamente curtas e com ruído.

A importância desta medida de caos reside no fato de que ela quantifica a desordem existente em uma série temporal experimental, descrevendo a complexidade destas séries e, concedendo um valor não negativo, sendo que, um valor baixo corresponde as séries temporais regulares e um valor alto corresponde as séries temporais complexas (Acharya et al., 2004a, 2006; Kitlas et al., 2005).

Para uma série temporal experimental de N pontos, como dada em (4) e com um espaço de imersão no $\mathbb{R}^m$, a medida ApEn é dada pela equação abaixo:

$$ApEn(m, r, N) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \log C_i^m(r) - \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \log C_i^{m+1}(r), \quad (37)$$

em que

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i,j=1}^{N-m+1} \Theta(r - \parallel x_i - x_j \parallel) \quad (38)$$

é a integral de correlação e Θ é a função degrau de Heaviside (dada em (21)).

Os valores de m e r podem ser escolhidos baseados sobre os resultados de estudos anteriores realizados por Pincus (Pincus, 1991) indicando validade estatística boa para a ApEn. Note que o valor de ApEn depende de três parâmetros, a dimensão de imersão m, o valor de tolerância r, e o comprimento dos dados N.

No software usado para o cálculo desta medida, usamos o valor $m = 2$. O comprimento N dos dados também afeta a ApEn. Quando N aumenta o valor de ApEn apresenta seu valor assintoticamente. A tolerância r tem um forte efeito sobre a ApEn e pode ser selecionada como uma fração do desvio padrão dos dados.

Um valor comumente selecionado para r é $r = 0,2(SD)$, o qual é usado no software (Software, 2009a), em que SD é o desvio padrão da série temporal experimental.

4.2.10 Entropia da Amostra - SampEn

Richman & Randall desenvolveram e caracterizaram a entropia da amostra - SampEn - como uma nova família de medidas estatísticas que calcula a complexidade e regularidade de séries temporais experimentais (Acharya et al., 2006).

A SampEn é similar a ApEn, mas há importantes diferenças no cálculo das mesmas (Ahamed et al., 2009). Na ApEn a comparação entre o vetor modelo e o resto dos vetores também incluem comparações consigo mesmos, garantindo que a probabilidade $C_i^m(r)$ nunca seja zero (Acharya et al., 2006).

Com SampEn, o vetor comparação consigo mesmo é removido

$$C_i'^m(r) \text{ é o número de } j,\ j \neq i,\ j \leq N - m + 1, \text{ tal que:}$$
$$C_i'^m(r) = \frac{\|x_i - x_j\| \leq r}{(N-m+1)}.$$

Agora nós podemos determinar

$$\phi'^m(r) = \frac{1}{(N-m+1)} \sum_{i=1}^{N-m+1} C_i'^m(r), \tag{39}$$

e, finalmente,

$$SampEn(m, r, N) = -\ln\left[\frac{\phi'^m(r)}{\phi'^{m+1}(r)}\right]. \tag{40}$$

A SampEn mede a complexidade da série temporal experimental do mesmo modo que a medida ApEn. No entanto, a dependência sobre os parâmetros N e r são diferentes. A SampEn diminui monotonicamente, quando r aumenta. Na teoria, SampEn não depende de N. Quando r e N são grandes, SampEn e ApEn apresentam os mesmos resultados (Vuksanovic & Gal, 2005).

O valor selecionado para a dimensão de imersão m e para o parâmetro de tolerância r no software usado são os mesmos daqueles usados no cálculo da ApEn.

4.2.11 Entropia de Shannon - ES

Foi Shannon quem, no final dos anos 40, desenvolveu e utilizou o conceito moderno de entropia "lógica" ou "de informação" como parte da medida de informação ou incerteza. Trata-se de uma medida onde se descreve a irregularidade, complexidade ou grau de incerteza de uma série temporal experimental (Ferrara & Prado, 1994; Fraser, 1989).

Consideremos um atrator no espaço de fase. Recubramos este atrator com cubos de lado ϵ. Sejam uma sequência de b cubos $i_1, i_2, ..., i_b$ e $p(i_1, i_2, ..., i_b)$ a probabilidade de que o sistema se encontre sucessivamente nos cubos $i_1, i_2, ..., i_b$ em intervalos de tempo regulares τ. Segundo Shannon, a informação associada à sequência de b cubos é dada por:

$$I_b^{(1)}(\epsilon) = -\sum_{i_1,i_2,...,i_b} p(i_1, i_2, ..., i_b) \ln p(i_1, i_2, ..., i_b). \tag{41}$$

Trata-se também da informação necessária para localizar o sistema em uma trajetória especial $i_1^*, i_2^*, ..., i_b^*$ com precisão ϵ, quando se conhece, a priori, apenas as probabilidade $p(i_1, i_2, ..., i_b)$. Então, $I_{b+1}^{(1)}(\epsilon) - I_b^{(1)}(\epsilon)$ é a informação adicional necessária para predizer em qual cubo i_{b+1}^* o sistema estará, sabendo-se que ele esteve em $i_0^*...i_b^*$ antes. Consequentemente, $I_{b+1}^{(1)}(\epsilon) - I_b^{(1)}(\epsilon)$ mede a perda de informação do observador (e a consequente geração de informação no sistema) entre o tempo $b\tau$ e $(b+1)\tau$ (lembre-se que os cubos são visitados sucessivamente em intervalos de tempo τ).

Agora, consideremos uma região do espaço de fase que recobrimos com uma malha β. Quanto mais fina for a malha melhor se pode especificar a posição de um ponto x_0 nessa região. Seja $I^{(1)}$ o número de especificações necessárias para localizar o ponto x_0 em função do número N de sub-regiões de β.

Quando se tem uma única sub-região ($N = 1$) o ponto só pode estar lá, não havendo necessidade de nenhuma especificação adicional ($I^{(1)} = 0$). Para $N = 2^1$ basta uma especificação ($I^{(1)} = 1$), isto é, numa ou na outra região. Para $N = 2^2 = 4$

sub-regiões tem-se $I^{(1)} = 2$ (em qual das diagonais, e, depois, na sub-região à direita ou à esquerda). Generalizando, tem-se $N = 2^n$ implicando que $I^{(1)} = n$, ou seja,

$$I^{(1)} = \log_2 N. \tag{42}$$

Quanto maior o número de sub-regiões, tanto maior será o número de especificações necessárias para encontrar o ponto x_0 e tanto maior a informação gerada no sistema pela malha β.

A informação $I^{(1)}$ ligada ao conhecimento da posição x_0 é dada, segundo Shannon, por:

$$I^{(1)} = -\sum_{i=0}^{N} p_i \log_2 p_i. \tag{43}$$

Se a malha tem N regiões iguais isso implica que $p_i = \frac{1}{N}$ e recupera-se o resultado (42). Rigorosamente, a definição da informação de Shannon é na base 2.

No contexto prático, quanto mais alto o valor da entropia, mais complexo é o processo. De acordo com (Vuksanovic & Gal, 2005) a entropia de uma série temporal experimental está relacionada com o conceito de prever a evolução futura da mesma.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo apresentamos os resultados obtidos com a análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da amostra populacional total estudada, bem como a discussão dos mesmos.

Inicialmente, apresentamos os resultados, seguidos de suas discussões, obtidos da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, compostas por 1000 pontos (intervalos RR), dos 86 jovens saudáveis de maneira geral, indistintamente de suas características particulares; em seguida, exibimos os resultados agrupando a amostra por sexo, faixa etária e nível de atividade física.

Apresentamos, também, uma comparação dos resultados obtidos com a análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca dos jovens saudáveis com os resultados obtidos para duas jovens doentes que apresentam patologia diagnosticada (insuficiência renal crônica e diabetes mellitus). Com isso, mostramos que é possível diferenciar séries temporais experimentais da frequência cardíaca de indivíduos saudáveis das séries de indivíduos que apresentam alguma patologia.

Por fim, apresentamos os resultados obtidos para o índice não-linear expoente de Lyapunov, levando-se em conta o tamanho da série temporal experimental estudada. Além das séries temporais experimentais da frequência cardíaca compostas de 1000 pontos, dos 86 jovens saudáveis, 61 possuem também um conjunto de dados de 2000 pontos. Analisando separadamente as séries temporais com 1000 e 2000 pontos, obtivemos resultados distintos para os expoentes de Lyapunov, calculados utilizando o algorítmo de Sano & Sawada, sugerindo a dependência direta deste índice com relação ao tamanho da série temporal experimental.

5.1 Jovens Saudáveis

Na Tabela 2 apresentamos a média seguida do respectivo desvio padrão, da idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e frequência cardíaca (em bpm) dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional estudada.

Tabela 2: Média seguida do respectivo desvio padrão da idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e da frequência cardíaca (em bpm) dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional estudada nesta pesquisa.

Idade (anos)	**Massa (kg)**	**Altura (cm)**	**FC (bpm)**
$20,69 \pm 1,57$	$65,48 \pm 12,56$	$169,90 \pm 8,63$	$76,09 \pm 9,08$

Considerando os 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional total estudada, sem quaisquer agrupamentos por sexo, idade ou nível de atividade física, obtivemos a seguinte caracterização gráfica:

- A função de autocorrelação oscila assintóticamente na faixa de -0,2 a 0,2.
- A reconstrução do espaço de fase, considerando-se dimensão de imersão igual a 3, mostra um conjunto de pontos no $\mathbb{R}^3$, formando um atrator homogêneo.
- O gráfico de Poincaré, composto pelos pontos $(x, y) = (x_n, x_{n+1})$, mostra pontos concentrados em torno da reta $x = y$, formando aproximadamente uma elipse, com seu eixo maior na direção desta reta.

Para a função de autocorrelação obtivemos, para a maioria dos voluntários (76 dentre os 86 estudados), dois tipos básicos de gráficos, que guardam a característica de oscilar em torno da origem, limitados entre os valores -0,2 e 0,2, conforme mostra a Figura 12.

Na reconstrução do espaço de fase, utilizando o Teorema de Takens e considerando a dimensão de imersão como sendo 3, obtivemos basicamente um conjunto de pontos homogêneos no $\mathbb{R}^3$, lembrando a figura de um atrator (ver Figura

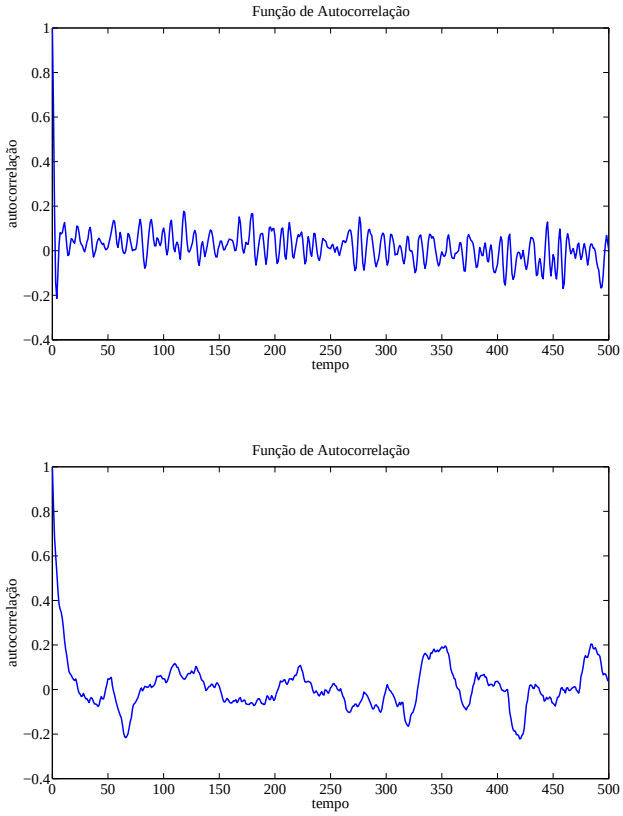


Figura 12: Caracterização da Função de Autocorrelação das séries temporais da frequência cardíaca compostas de 1000 pontos dos 86 jovens saudáveis estudados.

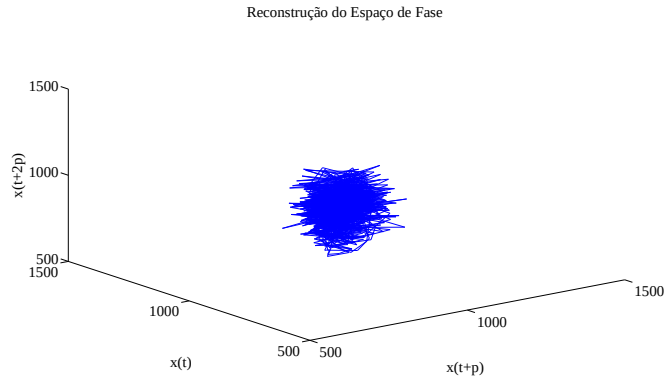


Figura 13: Atrator característico, reconstruído no espaço de fase de dimensão 3, relativo às séries temporais da frequência cardíaca compostas de 1000 pontos dos 86 jovens saudáveis estudados.

13). Tal figura corresponde, possivelmente, à projeção no $\mathbb{R}^3$ de um atrator que deve existir no espaço $\mathbb{R}^5$, haja vista a dimensão de imersão obtida pelo método dos falsos vizinhos próximos para as séries temporais experimentais aqui estudadas, que é igual a 5 (conforme Seção 4.2.4 do Capítulo 4). Optamos por apresentar o gráfico em dimensão 3 devido à possibilidade de visualização neste espaço.

Com relação ao gráfico de Poincaré, composto pelos pontos $(x, y) = (x_n, x_{n+1})$ do plano cartesiano, obtivemos para 67 dentre as 86 séries temporais experimentais estudadas, pontos concentrados em torno da reta $x = y$, formando aproximadamente uma elipse, com eixo maior na direção desta reta e eixo menor ortogonal a ela, conforme mostrado na Figura 14. Os índices numéricos SD1 e SD2, calculados para as séries temporais experimentais estudadas e apresentados mais adiante no texto, são obtidos como os comprimentos dos eixos menor e maior desta elipse, respectivamente, conforme descrito no Capítulo 4.

Passemos agora à apresentação dos índices numéricos obtidos. Na Tabela 3 apresentamos as médias, seguidas dos respectivos desvios padrões, dos índices lineares e não-lineares obtidos da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, compostas por 1000 pontos, dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional total estudada.

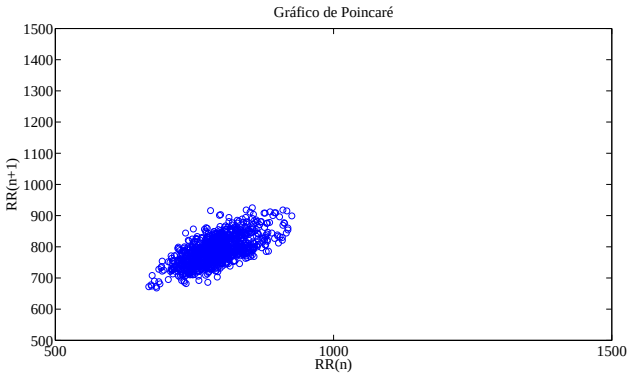


Figura 14: Caracterização do gráfico de Poincaré relativo às séries temporais da frequência cardíaca compostas de 1000 pontos dos 86 jovens saudáveis estudados.

De acordo com a Tabela 3 o valor da ApEn, obtido na faixa $[1,35; 1,59]$, apresenta-se menor com relação a outros estudos, como em (Acharya et al., 2004a, 2006; Behnia et al., 2008).

O valor de SampEn, de acordo com a Tabela 3, obtido na faixa $[1,44; 1,88]$ apresenta-se maior com relação ao obtido em (Acharya et al., 2006) e equivalente ao o valor obtido em (Behnia et al., 2008; Vuksanovic & Gal, 2005).

A dimensão de correlação, de acordo com a Tabela 3, apresenta valor na faixa $[3,44; 4,82]$, está de acordo com a literatura dada em (Acharya et al., 2002, 2004a, 2006; Behnia et al., 2008).

Quando consideramos as séries temporais experimentais de 1000 pontos dos jovens saudáveis, os valores dos expoentes de Lyapunov, de acordo com a Tabela 3, obtidos em nossa pesquisa não estão de acordo com o que é apresentado na literatura (Acharya et al., 2006; Behnia et al., 2008), haja vista que obtivemos, para a maioria das séries temporais experimentais, sinal negativo para o expoente de Lyapunov e valores próximos de zero. Um estudo considerando séries temporais experimentais da frequência cardíaca compostas de 2000 pontos mostra que isto decorre do algoritmo utilizado nos cálculos. De fato, quando consideramos séries temporais de 2000 pontos, obtivemos resultados diferentes, conforme será discutido mais adiante.

Tabela 3: Índices lineares e não-lineares obtidos por meio da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, compostas por 1000 pontos, dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional total estudada.

Índices	**Valores obtidos**
LF	$48,09 \pm 14,66$
HF	$51,91 \pm 14,66$
SD1	$41,25 \pm 15,74$
SD2	$83,85 \pm 24,01$
REC	$29,15 \pm 8,493$
DET	$97,19 \pm 1,319$
ApEn	$1,475 \pm 0,121$
SampEn	$1,667 \pm 0,221$
α_1	$0,933 \pm 0,205$
α_2	$0,849 \pm 0,126$
DC	$4,135 \pm 0,690$
EL	$-0,0218 \pm 0,0287$
ES	$2,365 \pm 0,256$
Conj. KY	$0,228 \pm 0,447$

A conjectura de Kaplan-Yorke, de acordo com a Tabela 3, apresenta valor diferente de zero, indicando a existência de um atrator relacionado às séries temporais estudadas. Tal resultado é condizente com o que obtivemos graficamente na reconstrução do espaço de fase, utilizando o método de Takens.

5.2 Feminino versus Masculino

A média e o respectivo desvio padrão da idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e frequência cardíaca (em bpm) dos 86 jovens saudáveis que

compõem a amostra populacional total estudada, quando agrupados de acordo com o sexo, estão dispostos na Tabela 4.

Tabela 4: Valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, da idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e frequência cardíaca (em bpm) dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional total estudada nesta pesquisa, quando agrupados de acordo com o sexo.

Variáveis	**Feminino**	**Masculino**
	43 voluntários	43 voluntários
Idade (anos)	$20,30 \pm 1,40$	$21,09 \pm 1,64$
Massa (Kg)	$58,06 \pm 8,55$	$72,90 \pm 11,55$
Altura (cm)	$163,36 \pm 5,07$	$176,44 \pm 6,11$
FC (bpm)	$79,06 \pm 8,13$	$73,11 \pm 9,10$

Na Tabela 5 apresentamos os valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, e valores de p dos índices lineares e não-lineares obtidos da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, compostas de 1000 pontos, dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional total estudada, agrupados de acordo com o sexo. O valor de p, relativo a cada índice médio calculado, indica a significância estatística das diferenças obtidas, conforme descrito anteriormente.

Tabela 5: Valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, e valores de p dos índices lineares e não-lineares obtidos por meio da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, compostas por 1000 pontos, dos 86 jovens saudáveis agrupados por sexo. * Diferença estatística significativa entre os sexos.

Índices	**Feminino**	**Masculino**	**Valor p**
	43 voluntários	43 voluntários	
LF	$41,41 \pm 13,77$	$54,78 \pm 12,40$	$0,0001^*$
HF	$58,59 \pm 13,77$	$45,22 \pm 12,40$	$0,0001^*$
SD1	$41,45 \pm 14,86$	$41,06 \pm 16,75$	$0,6073$
SD2	$78,81 \pm 22,91$	$88,90 \pm 24,29$	$0,0507^*$
REC	$27,05 \pm 7,08$	$31,25 \pm 9,31$	$0,0145^*$
DET	$96,87 \pm 1,07$	$97,50 \pm 1,47$	$0,0085^*$
ApEn	$1,489 \pm 0,1159$	$1,462 \pm 0,1273$	$0,2940$
SampEn	$1,697 \pm 0,2092$	$1,637 \pm 0,2319$	$0,2098$
α_1	$0,853 \pm 0,1880$	$1,013 \pm 0,1917$	$0,0002^*$
α_2	$0,818 \pm 0,1256$	$0,879 \pm 0,1207$	$0,0237^*$
DC	$4,193 \pm 0,4058$	$4,077 \pm 0,8908$	$0,8867$
EL	$-0,01639 \pm 0,03110$	$-0,02732 \pm 0,02526$	$0,0770^*$
ES	$2,385 \pm 0,2026$	$2,346 \pm 0,3026$	$0,6785$
Conj. KY	$0,284 \pm 0,4929$	$0,171 \pm 0,3946$	$0,2450$

Mostra-se na literatura que a VFC depende do sexo do indivíduo, sendo que indivíduos do sexo feminino apresentam menor risco de serem acometidos por doenças cardíacas (Acharya et al., 2004b, 2006; Lewis & Lipsitz, 1995).

Os índices lineares LF e HF e os índices não-lineares SD2, REC, DET, α_1, α_2 e expoente de Lyapunov, de acordo com a Tabela 5, apresentaram diferenças estatísticas significantes entre os sexos.

Os valores maiores do índice HF para o sexo feminino, de acordo com a Tabela 5, indicam uma predominância da atividade cardíaca parassimpática para este sexo.

Note a proximidade dos valores de α, de acordo com a Tabela 5, da unidade indicando séries temporais de indivíduos saudáveis.

A dimensão de correlação, de acordo com a Tabela 5, para ambos os sexos apresentaram valores não-inteiros, indicando que os dados apresentam característica fractal.

Para as séries temporais experimentais da frequência cardíaca com 1000 pontos, e utilizando o método de Sano & Sawada obtivemos, de acordo com a Tabela 5, valores negativos para o expoente de Lyapunov para ambos os sexos, indicando que as trajetórias no espaço de fase convergem para um ponto fixo, implicando na ausência de comportamento caótico das séries estudadas. Este resultado aparentemente contradiz nossa hipótese inicial de que indivíduos jovens saudáveis apresentam VFC com possível comportamento caótico. Porém, cálculos do expoente de Lyapunov efetuados com séries compostas por 2000 pontos, disponíveis para uma parcela dos 86 jovens saudáveis estudados, resultaram em valores positivos, na grande maioria dos casos, conforme discutiremos mais adiante. Isto indica que o cálculo dos expoentes de Lyapunov pelo método de Sano & Sawada depende essencialmente do tamanho da série temporal experimental considerada.

O índice linear LF e os índices não-lineares SD2, REC e DET, de acordo com a Tabela 5, apresentam valores maiores para o sexo masculino, indicando um predomínio da atividade cardíaca simpática, maior recorrência e determinismo nestas séries, quando comparadas com as séries de indivíduos do sexo feminino.

5.3 Idade

Na Tabela 6 apresentamos a média e o respectivo desvio padrão da idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e frequência cardíaca (em bpm) dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional estudada, agrupados de

acordo com as faixas etárias de cada grupo descrito acima.

Tabela 6: Valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, da idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e frequência cardíaca (em bpm) dos 86 jovens saudáveis, agrupados por faixas etárias.

Variáveis	**Grupo 1**	**Grupo 2**	**Grupo 3**
	$n = 20$	$n = 38$	$n = 28$
Idade (anos)	$18,7 \pm 0,47$	$20,4 \pm 0,50$	$22,5 \pm 0,92$
Massa (kg)	$63,88 \pm 12,12$	$63,62 \pm 11,60$	$69,14 \pm 13,72$
Altura (cm)	$168,6 \pm 7,39$	$168,9 \pm 9,66$	$172,1 \pm 7,77$
FC (bpm)	$76,7 \pm 7,42$	$77,1 \pm 9,09$	$74,2 \pm 10,14$

Na Tabela 7 apresentamos os valores dos índices lineares e não-lineares obtidos da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca compostas de 1000 pontos dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional total estudada, e respectivos valores de p, agrupados de acordo com os grupos de faixa etária.

Tabela 7: Valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, e valores de p dos índices lineares e não-lineares obtidos por meio da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, compostas por 1000 pontos, dos 86 jovens saudáveis agrupados de acordo com os grupos de faixa etária.

Índices	**Grupo 1** $n = 20$	**Grupo 2** $n = 38$	**Grupo 3** $n = 28$	**Valor p**
LF	$44,74 \pm 15,59$	$48,81 \pm 14,48$	$49,52 \pm 14,39$	$0,5015$
HF	$55,26 \pm 15,59$	$51,19 \pm 14,48$	$50,48 \pm 14,39$	$0,5015$
SD1	$39,31 \pm 14,20$	$40,78 \pm 15,51$	$43,29 \pm 17,34$	$0,7718$
SD2	$75,08 \pm 26,00$	$82,94 \pm 22,18$	$91,36 \pm 23,43$	$0,0635$
REC	$26,19 \pm 7,74$	$30,67 \pm 10,30$	$29,20 \pm 6,32$	$0,1597$
DET	$96,74 \pm 1,09$	$97,32 \pm 1,25$	$97,32 \pm 1,51$	$0,1134$
ApEn	$1,518 \pm 0,0756$	$1,461 \pm 0,1409$	$1,464 \pm 0,1170$	$0,1804$
SampEn	$1,744 \pm 0,1549$	$1,649 \pm 0,2479$	$1,637 \pm 0,2182$	$0,2013$
α_1	$0,8553 \pm 0,1992$	$0,9582 \pm 0,2097$	$0,9549 \pm 0,1964$	$0,1536$
α_2	$0,8626 \pm 0,1314$	$0,8465 \pm 0,1237$	$0,8429 \pm 0,1300$	$0,8578$
DC	$4,139 \pm 0,9091$	$4,152 \pm 0,6760$	$4,109 \pm 0,5408$	$0,4847$
EL	$-0,0252 \pm 0,0302$	$-0,0230 \pm 0,0288$	$-0,0177 \pm 0,0279$	$0,6386$
ES	$2,432 \pm 0,0881$	$2,289 \pm 0,3482$	$2,420 \pm 0,1460$	$0,2913$
Conj. KY	$0,215 \pm 0,4429$	$0,229 \pm 0,4508$	$0,236 \pm 0,4622$	$0,9873$

Observa-se na literatura que a VFC depende da idade do indivíduo. (Acharya et al., 2006). De fato, com o avançar da idade há uma perda na complexidade da variabilidade na dinâmica da frequência cardíaca e ocorre uma diminuição na habilidade cardiovascular de adaptação às perturbações externas (do meio) e internas (do próprio organismo) (Acharya et al., 2004b, 2006; Lewis & Lipsitz, 1995).

De acordo com a literatura, encontra-se um decréscimo na VFC com a

idade (Acharya et al., 2004b, 2006; Lewis & Lipsitz, 1995).

Assim, percebe-se que com o avançar da idade há uma perda da variabilidade complexa na dinâmica do sistema cardíaco e, portanto, um aumento na vulnerabilidade para o desenvolvimento de doenças (Lewis & Lipsitz, 1995).

Provavelmente devido a faixa etária considerada, envolvendo um curto período de tempo (18 a 25 anos), nenhum índice calculado apresentou diferença estatística significante, quando comparados entre os grupos de faixa etária considerados (conforme Tabela 7).

5.4 Nível de atividade física - IPAQ

A média e o respectivo desvio padrão da idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e frequência cardíaca (em bpm) dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional total estudada, agrupados de acordo com o nível de atividade física obtido com o IPAQ, estão dispostos na Tabela 8.

Tabela 8: Valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, da idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e frequência cardíaca (em bpm) dos 86 jovens saudáveis, agrupados de acordo com o nível de atividade física obtido com o IPAQ.

Variáveis	**Grupo A**	**Grupo B**
	$n = 17$	$n = 20$
Idade (anos)	$21,1 \pm 1,79$	$20,5 \pm 2,01$
Massa (kg)	$74,77 \pm 10,86$	$60,17 \pm 11,42$
Altura (cm)	$176,24 \pm 6,55$	$167,18 \pm 8,30$
FC (bpm)	$70,8 \pm 8,52$	$76,3 \pm 8,52$

Na Tabela 9 apresentamos os valores médios dos índices lineares e não-lineares obtidos da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca compostas de 1000 pontos dos 86 jovens saudáveis, seguidos dos respectivos desvios

padrões e valores de p, agrupados de acordo com o nível de atividade física obtido com o IPAQ. O valor de p indica, em cada caso, a significância estatística da diferença de resultado obtida.

Tabela 9: Valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, e valores de p dos índices lineares e não-lineares obtidos por meio da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, compostas por 1000 pontos, dos 86 jovens saudáveis agrupados de acordo com o nível de atividade física obtido com o IPAQ.

Índices	**Grupo A** $n = 17$	**Grupo B** $n = 20$	**Valor p**
LF	$49,19 \pm 15,31$	$43,17 \pm 13,72$	$0,2156$
HF	$50,81 \pm 15,31$	$56,83 \pm 13,72$	$0,2156$
SD1	$40,63 \pm 18,11$	$44,67 \pm 16,14$	$0,4779$
SD2	$80,48 \pm 22,19$	$88,93 \pm 27,97$	$0,3220$
REC	$28,78 \pm 8,47$	$29,90 \pm 12,4$	$0,9393$
DET	$97,12 \pm 1,813$	$97,08 \pm 1,363$	$0,6151$
ApEn	$1,493 \pm 0,1089$	$1,481 \pm 0,1543$	$0,7890$
SampEn	$1,712 \pm 0,2195$	$1,682 \pm 0,2670$	$0,7133$
α_1	$0,9405 \pm 0,2365$	$0,8768 \pm 0,1958$	$0,3762$
α_2	$0,8752 \pm 0,1301$	$0,8709 \pm 0,1358$	$0,9239$
DC	$4,182 \pm 0,6876$	$4,209 \pm 0,5037$	$0,9635$
EL	$-0,03238 \pm 0,02957$	$-0,02294 \pm 0,02669$	$0,3144$
ES	$2,351 \pm 0,3139$	$2,303 \pm 0,3431$	$0,8909$
Conj. KY	$0,181 \pm 0,4044$	$0,167 \pm 0,4091$	$0,9163$

De acordo com a Tabela 9 nenhum índice apresentou diferença estatística significante quando comparados de acordo com o nível de atividade física obtido por meio do IPAQ.

5.5 Jovens Saudáveis versus Doentes

Nesta seção apresentamos os resultados numéricos e gráficos obtidos da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da população geral de jovens saudáveis, apresentados na Seção 5.1, comparando-os com os resultados obtidos das séries temporais de duas jovens doentes, que apresentam patologias diagnosticadas (insuficiência renal crônica e diabetes mellitus), que chamaremos aqui $doente_1$ e $doente_2$.

Os dados relativos a idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e frequência cardíaca (em bpm) dos dois doentes estão dispostos na Tabela 10. A $doente_1$ possui insuficiência renal crônica e faz hemodiálise e a $doente_2$ é portadora de diabetes mellitus.

Tabela 10: Idade (em anos), massa (em kg), altura (em cm) e frequência cardíaca (em bpm) dos dois doentes que compõem a amostra populacional estudada nesta pesquisa.

Variáveis	$doente_1$	$doente_2$
Idade (anos)	21	21
Massa (kg)	53	$51,4$
Altura (cm)	162	160
FC (bpm)	83	90

É possível, apesar de estarmos considerando apenas dois indivíduos doentes, distinguir séries temporais experimentais da frequência cardíaca de jovens saudáveis das séries temporais de jovens que apresentam alguma patologia clínica diagnosticada. Esta distinção pode ser tanto observada graficamente quanto numericamente.

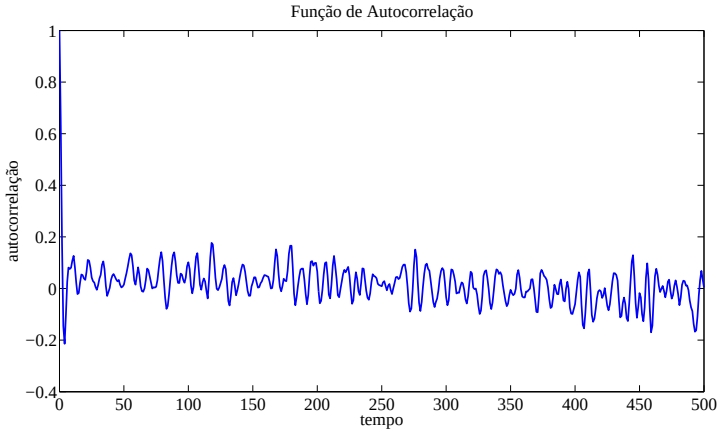
Na Figura 15 apresentamos o gráfico da função de autocorrelação obtido da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca compostas de 1000 pontos considerando no item (a) o gráfico da FA padrão para a população geral de

jovens saudáveis e nos itens (b) e (c) o gráfico da FA das duas doentes.

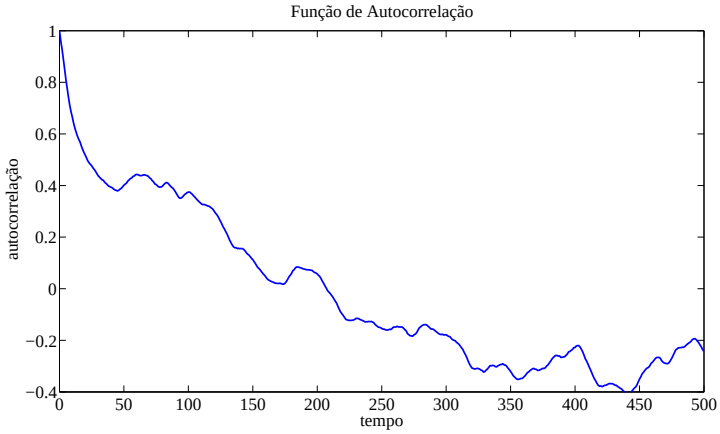
Na Figura 16 apresentamos o gráfico da reconstrução do espaço de fase obtido da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos considerando no item (a) o gráfico da REF padrão para a população geral de jovens saudáveis e nos itens (b) e (c) os gráficos da REF das duas doentes.

Na Figura 17 apresentamos o gráfico de Poincaré obtido da análise da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos considerando no item (a) o gráfico padrão para a população geral de jovens saudáveis e nos itens (b) e (c) os gráficos das duas doentes.

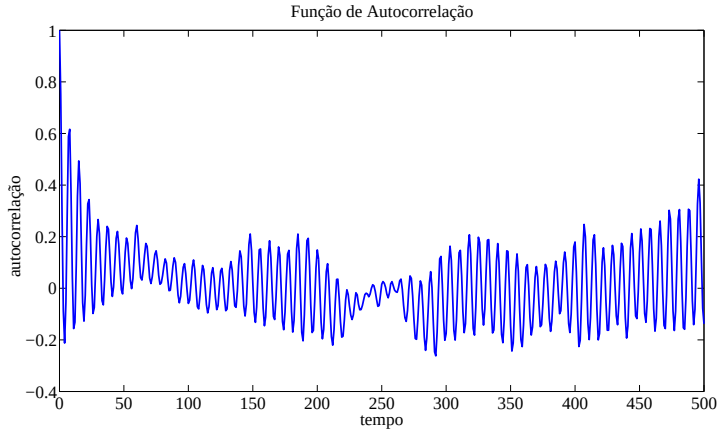
Na Tabela 11 apresentamos os valores médios, seguidos dos respectivos desvios padrões, dos índices lineares e não-lineares obtidos da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca compostas de 1000 pontos dos 86 jovens saudáveis, juntamente com os valores dos mesmos índices obtidos para amostra doente.



(a) função de autocorrelação de um jovem saudável

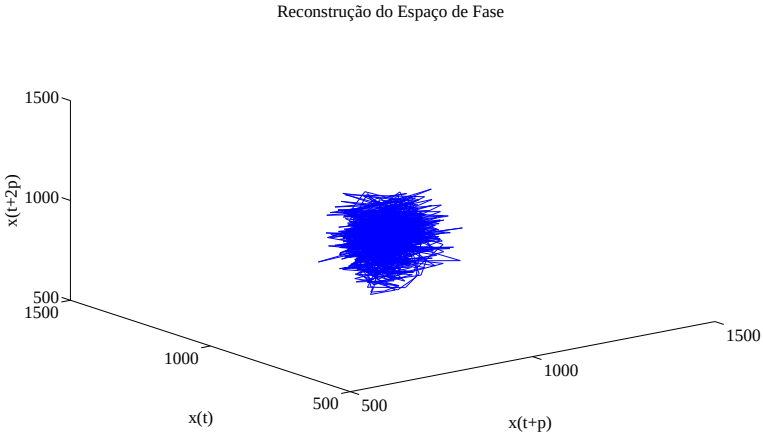


(b) função de autocorrelação da $doente_1$

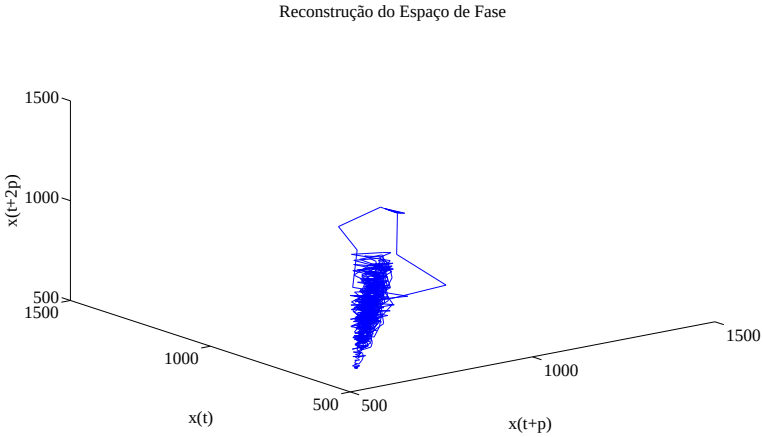


(c) função de autocorrelação da $doente_2$

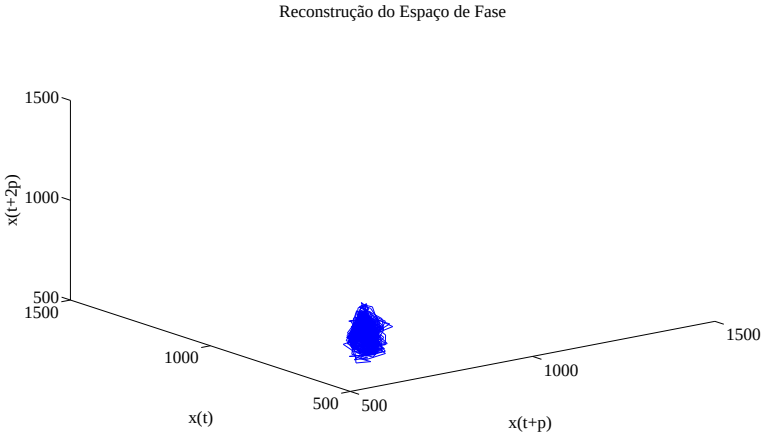
Figura 15: Função de Autocorrelação obtida da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos: (**a**) padrão para jovens saudáveis; (**b**) $doente_1$; e (**c**) $doente_2$.



(a) reconstrução do espaço de fase de um jovem saudável

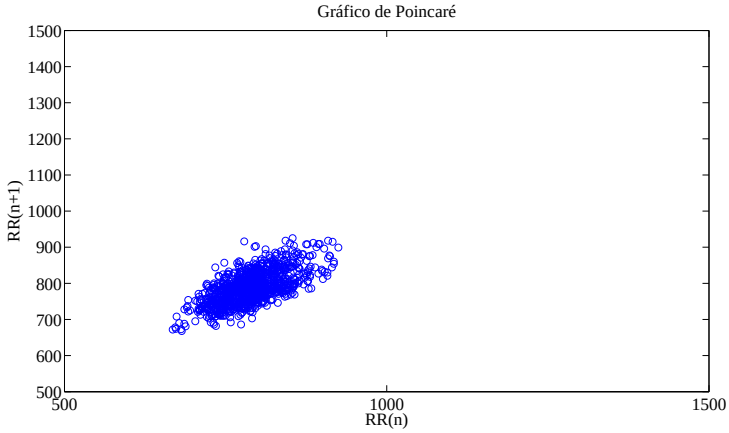


(b) reconstrução do espaço de fase da $doente_1$

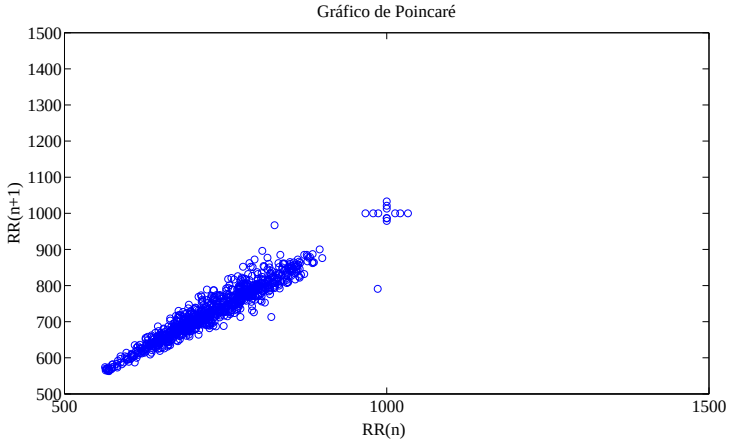


(c) reconstrução do espaço de fase da $doente_2$

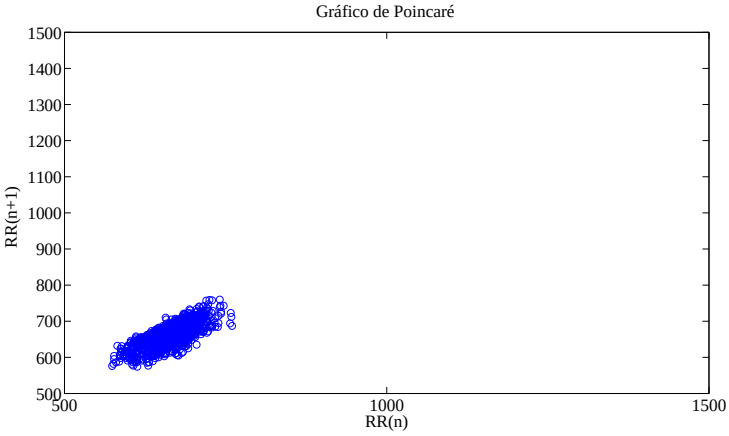
Figura 16: Reconstrução do espaço de fase obtido da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos: (**a**) padrão para jovens saudáveis; (**b**) $doente_1$; e (**c**) $doente_2$.



(a) gráfico de Poincaré de um jovem saudável



(b) gráfico de Poincaré da $doente_1$



(c) gráfico de Poincaré da $doente_2$

Figura 17: Gráfico de Poincaré obtido da série temporal experimental da frequência cardíaca composta de 1000 pontos: (**a**) padrão para jovens saudáveis; (**b**) $doente_1$; e (**c**) $doente_2$.

Tabela 11: Índices lineares e não-lineares obtidos por meio da análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, compostas de 1000 pontos, dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional total estudada nesta pesquisa juntamente com o valor obtido dos índices lineares e não-lineares calculados das duas doentes.

Índices	**Jovens Saudáveis** $n = 86$	$doente_1$	$doente_2$
LF	$48,09 \pm 14,66$	$85,00$	$19,60$
HF	$51,91 \pm 14,66$	$15,00$	$80,40$
SD1	$41,25 \pm 15,74$	$15,20$	$16,80$
SD2	$83,85 \pm 24,01$	$108,4$	$44,90$
REC	$29,15 \pm 8,493$	$48,37$	$25,10$
DET	$97,19 \pm 1,319$	$99,86$	$98,38$
ApEn	$1,475 \pm 0,1218$	$0,823$	$1,289$
SampEn	$1,667 \pm 0,2216$	$0,685$	$1,342$
α_1	$0,9332 \pm 0,2052$	$1,477$	$1,151$
α_2	$0,8490 \pm 0,1263$	$1,237$	$0,700$
DC	$4,135 \pm 0,6906$	$1,948$	$2,687$
EL	$-0,02185 \pm 0,02870$	$-0,00300$	$-0,00574$
ES	$2,365 \pm 0,2568$	$2,3208$	$2,4688$
Conj. KY	$0,228 \pm 0,4474$	0	0

De acordo com os índices lineares e não-lineares obtidos das análises conclui-se, de acordo com a Tabela 11, que em séries temporais experimentais da frequência cardíaca de jovens saudáveis os valores obtidos dos índices são maiores quando comparados com séries temporais experimentais da frequência cardíaca de jovens doentes.

Segundo a literatura, o estado saudável é caracterizado por certo grau de caoticidade da VFC e anormalidades na função do sistema nervoso autônomo são

devidas à diminuição de caos cardíaco (Wagner & Persson, 1998).

Em (Lombardi, 2000) observa-se que as flutuações de batimentos cardíacos durante o ritmo normal podem ser parcialmente atribuídas ao caos determinístico e que uma diminuição neste tipo de variabilidade não-linear pode ser observada em diferentes tipos de patologias.

Em indivíduos doentes, uma persistente atividade simpática (expressa pelo aumento do índice LF) e uma redução da atividade parassimpática (expressa pelo índice HF), podem determinar uma marcada redução na complexidade da dinâmica das flutuações da frequência cardíaca, produzindo baixa adaptação do ritmo cardíaco e menos capacidade do mesmo para enfrentar as demandas de um ambiente continuamente em mudanças (Lombardi, 2000).

Os índices lineares LF e HF, de acordo com a Tabela 11, para jovens saudáveis apresentam-se com valores praticamente equilibrados, tendo valor maior para o índice HF, indicando predomínio da atividade cardíaca parassimpática (Lerma et al., 2003).

Neste trabalho, observamos que para os indivíduos com patologias clínicas diagnosticadas, considerados $doente_1$ e $doente_2$, os índices lineares LF e HF, de acordo com a Tabela 11, apresentam valores totalmente desequilibrados, sendo que o valor de LF é maior para a $doente_1$, indicando predomínio da atividade cardíaca simpática. Já, para a $doente_2$, temos o valor de HF maior, indicando predomínio da atividade cardíaca parassimpática. Em ambos os casos, os índices são distintos das médias obtidas para os indivíduos saudáveis.

As entropias ApEn e SampEn e a dimensão de correlação, de acordo com a Tabela 11, apresentam valores maiores para os jovens saudáveis, estando de acordo com estudos apresentados na literatura (Acharya et al., 2004a,b; Ahamed et al., 2009; Behnia et al., 2008; Kitlas et al., 2005), indicando maior complexidade em séries temporais experimentais da frequência cardíaca de jovens saudáveis.

O valor dos coeficientes α_1 e α_2, de acordo com a Tabela 11, apresentam-se ao redor da unidade para os jovens saudáveis, e com valores maiores que a unidade

para os doentes, indicando manifestação das patologias (Acharya et al., 2004a; Kitlas et al., 2005; Perfetto et al., 2006).

Os coeficientes α_1 e α_2 representam correlações de tempo curtas e longas, respectivamente. As inclinações, que são estimadas dos coeficientes α_1 e α_2, são alteradas em indivíduos doentes (Perfetto et al., 2006).

O índice expoente de Lyapunov apresentou sinal negativo, de acordo com a Tabela 11, para ambos os grupos, jovens saudáveis e os dois doentes; porém, no caso de jovens saudáveis, dos 86 voluntários, 18 obtiveram sinal positivo para este índice, ao considerarmos séries com 1000 pontos.

Em síntese, podemos dizer que há uma distinção entre os índices lineares e não-lineares, de acordo com a Tabela 11, calculados para as séries temporais experimentais da frequência cardíaca dos 86 jovens saudáveis e as séries temporais dos dois indivíduos doentes.

5.6 Expoente de Lyapunov

Nesta seção apresentamos os resultados dos cálculos dos expoentes de Lyapunov das séries temporais experimentais da frequência cardíaca dos 86 jovens saudáveis que compõem a amostra populacional total estudada, considerando séries temporais que apresentam 1000 e 2000 pontos.

Um dos principais problemas da análise de séries temporais experimentais é o fato dos dados experimentais serem, em geral, de curto período de tempo (ou seja, o tamanho da série é relativamente pequeno, comparado ao tempo infinito de um sistema dinâmico abstrato, descrito por uma função) (Acharya et al., 2006). Assim, as técnicas de análise de séries temporais experimentais sofrem do problema de dimensionalidade, sendo que alguns cálculos requerem dados de séries mais longas (Ahamed et al., 2009; Marwan et al., 2002; Wessel et al., 2001).

O expoente de Lyapunov é um dos índices mais populares utilizados na verificação da caoticidade de um sistema dinâmico gerado por uma equação ou de uma série temporal experimental. Neste contexto, a existência de um expoente de

Lyapunov positivo, segundo a literatura, por si só já indica a ocorrência de caos em um sistema dinâmico ou numa série temporal experimental.

A divergência ou convergência exponencial de trajetórias vizinhas (expoente de Lyapunov) é conceitualmente o mais importante e básico indicador de caos determinístico (Sano & Sawada, 1985). Portanto, o expoente de Lyapunov é talvez o mais importante indicador de caos, desde que o sistema dinâmico em questão seja determinístico (Glass, 2009).

Neste trabalho, a amostra populacional saudável estudada é composta por 86 jovens, os quais possuem 1000 pontos em suas séries temporais experimentais da frequência cardíaca. Dentre estes 86 voluntários, 61 possuem, além das séries temporais experimentais com 1000 pontos, séries temporais experimentais com 2000 pontos (na verdade, a série temporal de 1000 pontos é um subconjunto obtido da série temporal de 2000 pontos, para este subgrupo de 61 indivíduos).

Para os 86 jovens saudáveis estudados, foram obtidas séries temporais experimentais da frequência cardíaca compostas por 1000 pontos. Além disso, para 61 destes 86 jovens saudáveis, foram também obtidas séries temporais experimentais com 2000 pontos. De fato, as séries temporais de 1000 pontos formam subconjuntos das séries de 2000 pontos.

Dos 86 jovens saudáveis estudados, em que as séries temporais experimentais tem 1000 pontos, 18 apresentam expoente de Lyapunov positivo, sugerindo para estes jovens um possível comportamento caótico da VFC.

Por outro lado, levando em conta os jovens saudáveis que possuem séries temporais experimentais com 2000 pontos, 57 dos 61 jovens apresentam séries temporais cujos expoentes de Lyapunov forneceram valores positivos.

Dessa forma, a grande maioria das séries temporais experimentais da frequência cardíaca compostas de 2000 pontos apresentam expoente de Lyapunov positivo, sugerindo fortemente que a quase totalidade das séries temporais experimentais apresentam um possível comportamento caótico.

Na Tabela 12 apresentamos as médias, seguidas dos respectivos desvios

padrões, dos índices lineares e não-lineares calculados para os 18 jovens saudáveis que apresentam séries temporais experimentais compostas por 1000 pontos, para as quais obtivemos expoentes de Lyapunov positivos.

Tabela 12: Médias e respectivos desvios padrões dos índices lineares e não-lineares calculados para os 18 jovens saudáveis que apresentam séries temporais experimentais compostas por 1000 pontos, para as quais obtivemos expoentes de Lyapunov positivos.

Índices	**Valor obtido**
LF	$50,51 \pm 13,44$
HF	$49,48 \pm 13,44$
SD1	$37,21 \pm 16,15$
SD2	$83,54 \pm 20,30$
REC	$31,25 \pm 7,29$
DET	$97,80 \pm 1,07$
ApEn	$1,39 \pm 0,11$
SampEn	$1,51 \pm 0,19$
α_1	$1,03 \pm 0,19$
α_2	$0,79 \pm 0,15$
DC	$4,04 \pm 0,44$
EL	$0,02044 \pm 0,01781$
ES	$2,34 \pm 0,17$
Conj. KY	$1,08 \pm 0,08$

As principais características destes 18 voluntários que possuem expoente de Lyapunov positivo com séries temporais experimentais compostas de 1000 pontos são: a idade concentra-se na faixa etária de 19, 20, 21 e 22 anos; a maioria - 11 deles - é do sexo feminino; dos 18 voluntários, 12 são classificados como ativos de acordo com o nível de atividade física dado pelo IPAQ.

Na Tabela 13 apresentamos as médias, seguidas dos respectivos desvios

padrões, dos índices lineares e não-lineares calculados para os 57 jovens saudáveis que possuem séries temporais experimentais compostas por 2000 pontos, para as quais obtivemos expoentes de Lyapunov positivos.

Tabela 13: Médias e respectivos desvios padrões dos índices lineares e não-lineares calculados para os 57 jovens saudáveis que apresentam séries temporais experimentais compostas por 2000, para as quais obtivemos expoentes de Lyapunov positivos.

Índices	**Valor obtido**
LF	$53,47 \pm 13,25$
HF	$46,52 \pm 13,25$
SD1	$38,55 \pm 17,05$
SD2	$90,74 \pm 26,05$
REC	$31,66 \pm 8,60$
DET	$97,64 \pm 1,15$
ApEn	$1,42 \pm 0,13$
SampEn	$1,56 \pm 0,22$
α_1	$1,008 \pm 0,18$
α_2	$0,866 \pm 0,12$
DC	$4,05 \pm 0,56$
EL	$0,053648 \pm 0,029931$
ES	$2,36 \pm 0,33$
Conj. KY	$1,25 \pm 0,17$

Na Tabela 14 apresentamos as médias seguidas dos respectivos desvios padrões dos índices lineares e não-lineares calculados para os 14 jovens saudáveis que apresentam séries temporais experimentais compostas por 1000 e 2000 pontos e possuem expoente de Lyapunov positivo.

Tabela 14: Médias e respectivos desvios padrões, dos índices lineares e não-lineares calculados para os 14 jovens saudáveis que apresentam séries temporais experimentais compostas por 1000 e 2000 pontos, com expoente de Lyapunov positivo.

Índices	**Séries com 1000 pontos.**	**Séries com 2000 pontos.**
LF	$52,18 \pm 12,83$	$55,64 \pm 10,95$
HF	$47,81 \pm 12,83$	$44,35 \pm 10,95$
SD1	$33,27 \pm 13,08$	$33,90 \pm 11,27$
SD2	$79,05 \pm 18,48$	$92,51 \pm 20,36$
REC	$30,33 \pm 5,70$	$31,37 \pm 6,86$
DET	$97,81 \pm 0,97$	$97,84 \pm 1,02$
ApEn	$1,38 \pm 0,10$	$1,37 \pm 0,10$
SampEn	$1,49 \pm 0,16$	$1,48 \pm 0,18$
α_1	$1,07 \pm 0,188$	$1,08 \pm 0,161$
α_2	$0,76 \pm 0,156$	$0,82 \pm 0,155$
DC	$4,09 \pm 0,40$	$4,07 \pm 0,40$
EL	$0,020684 \pm 0,017218$	$0,078773 \pm 0,029421$
ES	$2,37 \pm 0,127$	$2,44 \pm 0,099$
Conj. KY	$1,09 \pm 0,081$	$1,36 \pm 0,160$

Considerando a Tabela 14 podemos observar que: a medida LF tem valor maior em séries temporais experimentais com 2000 pontos; já, HF tem valor maior em séries temporais experimentais que possuem 1000 pontos.

As medidas não-lineares SD1 e SD2, obtidas do gráfico de Poincaré, e as medidas não-lineares REC e DET, obtidas do plot de recorrência, tem valores maiores em séries temporais experimentais que possuem 2000 pontos.

As medidas não-lineares ApEn, SampEn e dimensão de correlação têm valores praticamente iguais em séries temporais experimentais que possuem 1000 e

2000 pontos.

As medidas α_1 e α_2, obtidas pelo método DFA, têm valores maiores em séries temporais experimentais que possuem 2000 pontos.

As medidas não-lineares entropia de Shannon, expoente de Lyapunov e conjectura de Kaplan-Yorke tem valores maiores em séries temporais experimentais que possuem 2000 pontos.

Podemos concluir que os resultados para o expoente de Lyapunov são diretamente influenciados quando consideramos o tamanho das séries temporais experimentais estudadas, se calculados utilizando o método de Sano & Sawada.

5.7 Considerações Finais

Os resultados obtidos neste trabalho com o estudo dos 86 jovens saudáveis indicam a possibilidade de existência de comportamento caótico das séries temporais experimentais da frequência cardíaca destes indivíduos.

Nesta pesquisa de mestrado, analisamos 88 voluntários, sendo que 86 destes voluntários são jovens saudáveis e dois destes apresentam alguma patologia clínica diagnosticada. Este número amostral é satisfatório visto que em (Acharya et al., 2002; Ahamed et al., 2009; Arzeno et al., 2007; Braun et al., 1998; Casaleggio & Braiotta, 1997; Fojt & Holcik, 1998; Guzzetti et al., 1996; Hoyer et al., 1997; Kalinichenko et al., 2008; Kitlas et al., 2005; Lerma et al., 2003; Lewis & Lipsitz, 1995; Peng et al., 1995; Ramirez et al., 2009; Vuksanovic & Gal, 2005; Wessel et al., 2001), amostras populacionais bem menores do que 88 voluntários foram estudadas, sendo que apenas em (Acharya et al., 2004b), foi estudada uma amostra com mais de 88 voluntários.

Com relação ao número de pontos das séries temporais experimentais estudadas, analisamos séries temporais experimentais compostas de 1000 pontos, como em (Acharya et al., 2004b; Peng et al., 1995; Wessel et al., 2001).

Analisamos também as séries temporais experimentais que além de um conjunto de dados compostos de 1000 pontos possuem um banco de dados compostos

de 2000 pontos. Para estes, observamos a influência direta do tamanho da série temporal no cálculo do índice não-linear expoente de Lyapunov, o que é condizente com a literatura (Ahamed et al., 2009; Casaleggio & Braiotta, 1997).

Para o cálculo dos índices não-lineares em que foi necessária a escolha de um valor para o tempo de atraso p, escolhemos $p = 1$, seguindo o que é feito em (Behnia et al., 2008; Vuksanovic & Gal, 2005).

A caracterização do padrão da VFC de indivíduos saudáveis é importante, pois permite a comparação deste padrão com condições que modificam a fisiologia normal do indivíduo, como por exemplo exercício físico e estresse. Além disso, e principalmente, possibilita a sua aplicabilidade clínica, seja no diagnóstico ou estratificação de riscos de indivíduos doentes. Por exemplo, é possível distinguir indivíduos saudáveis dos doentes pela análise da VFC e assim encaminhá-los para um diagnóstico mais preciso, caso seja necessário.

6 CONCLUSÃO

Levando em conta os resultados obtidos nesta pesquisa, bem como as discussões apresentadas, no Capítulo 5 podemos concluir que:

- Pode-se futuramente, a partir desta pesquisa inicial, obter um padrão bem definido para as séries temporais experimentais da frequência cardíaca de jovens saudáveis, tanto gráfica quanto numericamente.

- A variabilidade da frequência cardíaca é influenciada pelo sexo do indivíduo, sendo que o sexo feminino apresenta valores maiores nos índices lineares e não-lineares, indicando maior variabilidade na série temporal experimental da frequência cardíaca.

- Para os indivíduos da faixa etária estudada (18 a 25 anos) não foram obtidas diferenças estatísticas significantes para os índices lineares e não-lineares calculados, quando consideramos a amostra agrupada por idade e nível de atividade física, obtido com o IPAQ.

- É possível distinguir, tanto gráfica quanto numericamente, as séries temporais experimentais da frequência cardíaca de indivíduos saudáveis daquelas de indivíduos que possuem alguma patologia clínica diagnosticada.

- O índice não-linear expoente de Lyapunov, mais importante índice utilizado para verificar a caoticidade em séries temporais experimentais, depende diretamente do tamanho da série temporal, no caso do estudo das séries RR e utilizando-se o método de Sano & Sawada.

- Para a quase totalidade das séries temporais experimentais da frequência cardíaca de jovens saudáveis compostas por 2000 pontos, obtivemos expoentes de Lyapunov positivos, indicando um possível comportamento caótico na VFC destes indivíduos.

Anexos

Anexo 1

Termo De Consentimento Livre E Esclarecido

Pesquisa: Análise da Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC).

Coordenador: Prof. Dr. Luiz Carlos Marques Vanderlei e orientandas: Letícia Rezende Garrido e Mayra Cristina da Silva Soares

As informações contidas neste termo, fornecidas por Luiz Carlos Marques Vanderlei, Letícia Rezende Garrido e Mayra Cristina da Silva Soares, têm por objetivo firmar acordo escrito com o voluntário para participação da pesquisa acima referida, autorizando sua participação com pleno conhecimento da natureza dos procedimentos a que será submetido.

Abaixo apresentamos os principais esclarecimentos com relação a esta pesquisa e a sua coleta de dados.

1. Natureza da pesquisa: Você é convidado a participar desta pesquisa, que tem como finalidade analisar a variabilidade da frequência cardíaca por meio de métodos lineares e não-lineares em jovens na faixa etária de 18 a 25 anos.

2. Participantes da pesquisa: um total de 88 indivíduos, com características sócio-econômicas e faixa etária semelhantes, selecionados.

3. Envolvimento na pesquisa: Ao participar deste estudo você deverá permitir que um exame físico, que incluirá determinação do peso e altura e verificação da pressão arterial e frequência cardíaca, seja realizado e que dois questionários sejam aplicados: um contendo seus dados pessoais e avaliando as condições gerais de sua saúde e outro para classificar o nível de prática habitual de atividade física. Após o exame físico e aplicação dos questionários você realizará um procedimento experimental para captação de sua frequência cardíaca. Todo o protocolo terá duração de uma hora e será necessário que você não utilize bebidas alcoólicas e/ou estimulantes, como café e chá, 24 horas antes da coleta. Você poderá fazer qualquer pergunta em relação aos procedimentos e outros assuntos relacionados com esta pesquisa.

4. Sobre as coletas: As coletas serão marcadas com antecedência e serão realizadas no Laboratório de Fisiologia do Estresse da Faculdade de Ciências e Tecnologia - FCT/UNESP, localizado à Rua Roberto Simonsen, 305 - Presidente Prudente, SP, das 16:00 às 19:00 horas.

5. Protocolo experimental: Para captação de sua frequência cardíaca, será afixada ao seu tórax uma cinta de captação e no seu punho um receptor de frequência cardíaca Polar S810. Você será colocado(a) deitado(a) de barriga para cima, em um colchonete e permanecerá em repouso respirando espontaneamente por 30 minutos. Sua frequência cardíaca será monitorada ao longo de todo tempo.

6. Riscos e desconforto: Os procedimentos utilizados nesta pesquisa obedecem aos Critérios da Ética na Pesquisa com Seres Humanos conforme resolução número 196/96 do Conselho Nacional de Saúde - Brasília - DF. Nenhum dos procedimentos utilizados oferecem desconfortos ou riscos a sua pessoa.

7. Confidencialidade: Todas as informações coletadas neste estudo são estritamente confidenciais. Seus dados serão identificados com um código, e não com seu nome. Apenas os membros da pesquisa terão conhecimento dos dados, assegurando assim sua privacidade.

8. Benefícios: Ao participar desta pesquisa você não terá nenhum benefício direto. Entretanto, esperamos que este estudo traga informações importantes na avaliação e na análise da VFC. No futuro, essas informações poderão acrescentar elementos importantes à literatura, no sentido de permitir futuros diagnósticos, prognósticos e tratamentos médicos adequados.

9. Pagamento: Você não terá nenhum tipo de despesa por participar desta pesquisa, bem como nada será pago por sua participação.

10. Liberdade de recusar ou retirar o consentimento: Você tem a liberdade de retirar seu consentimento a qualquer momento e deixar de participar do estudo sem penalizações.

Após estes esclarecimentos, solicitamos o seu consentimento de forma livre para participar desta pesquisa. Portanto, preencha os itens que seguem:

Eu,....., RG ..... após a leitura e compreensão destas informações, entendo que minha participação é voluntária, e que posso sair a qualquer momento do estudo, sem prejuízo algum. Confiro que recebi cópia deste termo de consentimento, e autorizo a execução do trabalho de pesquisa e a divulgação dos dados obtidos neste estudo. Observação: Não assine esse termo se ainda tiver dúvida a respeito. Presidente Prudente,

Telefone para contato:

Assinatura do Voluntário:

Assinatura do pesquisador:

Assinatura do Orientador:

Contatos: Prof. Dr. Luiz Carlos Marques Vanderlei - (18) 3916-3246 e Profa. Dr. Maria de Lourdes C. da Silva - Presidente do Comitê de Ética em Pesquisa da FCT/UNESP - (18) 3229-5355.

Anexo 2

Questionário Internacional De Atividade Física - Versão Curta - Ipaq

Nome:.....

Data: .....

Idade: .....

Sexo: F ( ) M ( )

Nós estamos interessados em saber que tipos de atividade física as pessoas fazem como parte do seu dia a dia. Este projeto faz parte de um grande estudo que está sendo feito em diferentes países ao redor do mundo. Suas respostas nos ajudarão a entender quanto ativos nós somos em relação às pessoas de outros países. As perguntas estão relacionadas ao tempo que você gastou fazendo atividade física na última semana. As perguntas incluem as atividades que você faz no trabalho, para ir de um lugar a outro, por lazer, por esporte, por exercício ou como parte das suas atividades em casa ou no jardim. Suas respostas são muito importantes. Por favor responda cada questão mesmo que considere que não seja ativo. Obrigado pela sua participação!

Para responder as questões lembre que:

- atividades físicas vigorosas são aquelas que precisam de um grande esforço físico e que fazem respirar muito mais forte que o normal;
- atividades físicas moderadas são aquelas que precisam de algum esforço físico e que fazem respirar um pouco mais forte que o normal.

Para responder as perguntas, pense apenas nas atividades que você realiza pelo menos 10 minutos contínuos de cada vez.

1. Em quantos dias da última semana você caminhou pelo menos 10 minutos contínuos em casa ou no trabalho, como forma de transporte para ir de um

lugar para outro, por lazer, por prazer ou como forma de exercício?
..... dias por semana ( ) Nenhum

2. Nos dias em que você caminhou pelo menos 10 minutos contínuos quanto tempo no total você gastou caminhando por dia?
..... horas e ..... minutos

3. Em quantos dias da última semana, você realizou atividades moderadas pelo menos 10 minutos contínuos, como por exemplo: pedalar leve na bicicleta, nadar, dançar, fazer ginástica aeróbica leve, jogar vôlei recreativo, carregar pesos leves, fazer serviços domésticos na casa, no quintal ou no jardim como varrer, aspirar, cuidar do jardim, ou qualquer outra atividade que fez aumentar moderadamente sua respiração ou batimentos do coração (por favor não inclua caminhada).
..... dias por semana ( ) Nenhum

4. Nos dias em que você fez essas atividades moderadas pelo menos 10 minutos contínuos, quanto tempo no total você gastou fazendo essas atividades por dia?
..... horas e ..... minutos

5. Em quantos dias da última semana, você realizou atividades vigorosas pelo menos 10 minutos contínuos, como por exemplo: correr, fazer ginástica aeróbica, jogar futebol, pedalar rápido na bicicleta, jogar basquete, fazer serviços domésticos pesados em casa, no quintal ou cavoucar no jardim, carregar pesos elevados ou qualquer atividade que fez aumentar muito sua respiração ou batimentos do coração.
..... dias por semana ( ) Nenhum

6. Nos dias em que você fez essas atividades vigorosas pelo menos 10 minutos contínuos quanto tempo no total você gastou fazendo essas atividades por dia?
..... horas e ..... minutos

Estas últimas questões são sobre o tempo que você permanece sentado todo dia, no trabalho, na escola ou faculdade, em casa e durante seu tempo livre. Isto inclui o tempo sentado estudando, sentado enquanto descansa, fazendo lição de casa, visitando um amigo, lendo, sentado ou deitado assistindo TV. Não inclua o tempo gasto sentado durante o transporte em ônibus, trem, metrô ou carro.

1. Quanto tempo no total você gasta sentado durante um dia de semana?
   ..... horas e ..... minutos

2. Quanto tempo no total você gasta sentado durante um dia de final de semana?
   ..... horas e ..... minutos

A pergunta abaixo é somente para indivíduos que moram no estado de São Paulo.

1. Você já ouviu falar do Programa Agita São Paulo? ( ) Sim ( ) Não

2. Você sabe o objetivo do Programa? ( ) Sim ( ) Não

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACHARYA, U. R.; JOSEPH, K. P.; KANNATHAL, N.; LIM, C. M.; SURI, J. S. Heart Rate Variability:a review. **Medical & Biological Engineering & Computing**, v.44, p.1031–1051, 2006.

ACHARYA, U. R.; KANNATHAL, N.; KRISHNAN, S. M. Comprehensive analysis of cardiac health using heart rate signals. **Physiological Measurement**, v.25, p.1139–1151, 2004a.

ACHARYA, U. R.; KANNATHAL, N.; SING, O. W.; PING, L. Y.; CHUA, T. Heart rate analysis in normal subjects of various age groups. **Biomedical Engineering online**, v.24, n.3, p.1–8, 2004b.

ACHARYA, U. R.; LIM, C. M.; JOSEPH, P. Heart rate variability analysis using correlation dimension and detrended fluctuation analysis. **ITBM-RBM**, v.23, p.333–339, 2002.

AHAMED, V. I.; DHANASEKARAN, P.; NASEEM, A.; KARTHICK, N. G.; JALEEL, T. K. A.; JOSEPH, P. K. Quantification of Heart Rate Variability: A Measure based on Unique Heart Rates. **International Journal of Biological and Medical Sciences**, v.4, n.4, p.201–204, 2009.

ALLIGOOD, K. T.; SAUER, T. D.; YORKE, J. A. **Chaos: An Introduction to Dynamical System**. London: Springer Verlag, 1994. 602p.

ARGYRIS, J.; FAUST, G.; HAASE, M. **An exploration of chaos**. North-Holland: Amsterdam, 1994.

ARZENO, N. M.; KEARNEY, M. T.; ECKBERG, D. L.; NOLAN, J.; POON, C. S. Heart Rate Chaos as a Mortality Predictor in Mild to Moderate Heart Failure. **Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS**, p.5051–5054, 2007.

BABLOYANTZ, A.; DESTEXHE, A. Is the Normal Heart a Periodic Oscillator? **Biological Cybernetics**, v.58, p.203–211, 1988.

BAILLIE, R. T.; CECEN, A. A.; ERKAL, C. Normal heartbeat series are nonchaotic, nonlinear, and multifractal: New evidence from semiparametric and parametric tests. **Chaos**, v.19, p.1–5, 2009.

BEHNIA, S.; AKHSHANI, A.; MAHMODI, H.; HOBBENAGI, H. On the Calculation of Chaotic Features for Nonlinear Time Series. **Chinese Journal of Physics**, v.46, n.4, p.394–404, 2008.

BRAUN, C.; KOWALLIK, P.; FREKING, A.; HADELER, D.; KNIFFKI, K. D.; MEESMANN, M. Demonstration of nonlinear components in heart rate variability of healthy persons. **American Journal of Physiology**, v.275, p.H1577–H1584, 1998.

BUCHNER, T.; PETELCZYC, M.; ZEBROWSKI, J. J.; PREJBISZ, A.; KABAT, M.; JANUSZEWICZ, A.; PIOTROWSKA, A. J.; SZELENBERGER, W. On the nature of heart rate variability in a breathing normal subject: A stochastic process analysis. **Chaos**, v.19, p.1–5, 2009.

CAMPANHARO, A. S. L. O. Análise de sinais turbulentos na copa da Floresta Amazônica: em busca de comportamento caótico e estruturas coerentes. São José dos Campos, 2006. 122p. Dissertação (Mestrado) - INPE.

CARVALHO, J. L. A.; ROCHA, A. F.; NASCIMENTO, F. A. O.; NETO, J. S.; JUNIOR, L. F. J. Development of a Matlab Software for Analysis of Heart Rate Variability. **IEEE - Engineering In Medicine And Biology**, p.1488–1491, 2002.

CASALEGGIO, A.; BRAIOTTA, S. Estimation of Lyapunov Exponents of ECG Time Series -The Influence of Parameters. **Chaos, Solitons e Fractals**, v.8, n.10, p.1591–1599, 1997.

CHANDRA, T.; YEATES, D. B.; WONG, L. B. Heart Rate Variability Analysis - Current and Future Trends. **Business Briefing: Global Healthcare, Technology & Services**, p.1–5, 2003.

COHEN, M. E.; HUDSON, D. L.; DEEDWANIA, P. C. Applying Continuous chaotic Modeling to Cardiac Signal Analysis. **IEEE Engineering In Medicine And Biology**, p.97–100, 1996.

CROSS, S. S. Fractals in pathology. **American Journal of Pathology**, v.182, p.1–8, 1997.

DEVANEY, R. L. **A First Course in Chaotic Dynamical Systems**. Massachusetts: Addison-Wesley, 1992. 302p.

ECHEVERRÍA, J. C.; WOOLFSON, M. S.; CROWE, J. A.; GILL, B. R. H.; CROAKER, G. D. H.; VYAS, H. Interpretation of heart rate variability via detrended fluctuation analysis and $\alpha\beta$ filter. **Chaos**, v.13, n.2, p.467–475, 2003.

ECKMANN, J. P.; KAMPHORST, S. O. Liapunov exponents from time series. **Physical Review A**, v.34, n.6, p.4971–4979, 1986.

ECKMANN, J. P.; KAMPHORST, S. O.; RUELLE, D. Recurrence plots of dynamical systems. **Europhysics Letters**, v.4, p.973–977, 1987.

FERRARA, N. F.; PRADO, C. P. C. **Caos: uma introdução**. São Paulo: Editora Blucher, 1994. 416p.

FOJT, O.; HOLCIK, J. Applying Nonlinear Dynamics to ECG Signal Processing. **IEEE Engineering in Medicine and Biology**, p.96–101, 1998.

FRASER, A. M. Information and Entropy in Strange Attractors. **IEEE Transactions on Information Theory**, v.35, n.2, p.245–262, 1989.

FREITAS, U.; ROULIN, E.; MUIR, J. F.; LETELLIER, C. Identifying chaos from heart rate: The right task? **IEEE Transactions on Information Theory**, v.19, p.1–4, 2009.

GLASS, L. Introduction to Controversial Topics in Nonlinear Science: Is the Normal Heart Rate Chaotic? **Chaos**, v.19, p.1–4, 2009.

GLASS, L.; MACKEY, M. C. **Dos Relógios ao Caos: os Ritmos da Vida**. São Paulo: EDUSP, 1943. 264p.

GODOY, M. F. Teoria do Caos Aplicada à Medicina. São José do Rio Preto, 2003. 200p. Livre docência - FAMERP.

GODOY, M. F. A Teoria do Caos e a Medicina: Um novo Paradigma. **FAMERP - PROJIS - Projeto Internet & Saúde**, v.$http$: $//www.infomedgrp4.famerp.br/default.asp?id = 12\&mnu = 12$, acessado em novembro de 2009, 2009.

GOLDBERGER, A. L. Non-linear dynamics for clinicians: chaos theory, fractals, and complexity at the bedside. **Lancet**, v.347, p.1312–1314, 1996.

GOLDBERGER, A. L.; AMARAL, L. A. N.; HAUSDORFF, J. M.; IVANOV, P. C.; PENG, C. K.; STANLEY, H. E. Fractal dynamics in physiology: Alterations with disease and aging. **Colloquium Of The National Academy Of Sciences**, v.99, p.2466–2472, 2002a.

GOLDBERGER, A. L.; PENG, C. K.; LIPSITZ, L. A. What is physiologic complexity and how does it changes with aging and disease? **Neurobiology of Aging**, v.23, n.1, p.23–26, 2002b.

GOMES, M. E. D. Técnicas de Sistemas Dinâmicos Não-Lineares na Análise da Modulação Autonômica da Variabilidade da Frequência Cardíaca. Minas Gerais, 2001. Doutorado - UFMG.

GRASSBERGER, P.; PROCACCIA, I. Characterization of Strange Attractors. **Physical Review Letters**, v.50, n.5, p.346–349, 1983.

GUZZETTI, S.; SIGNORINI, M. G.; COGLIATI, C.; MEZZETTI, S.; PORTA, A.; CERUTTI, S.; MALLIANI, A. Non-Linear dynamics and chaotic indices in heart rate variability of normal subjects and heart-transplanted patients. **Cardiovascular Research**, v.31, p.441–446, 1996.

HAGERMAN, I.; BERGLUND, M.; LORIN, M.; NOWAK, J.; SYLVÉN, C. Chaos-related deterministic regulation of heart rate variability in time and frequency domains: effects of autonomic blockade and exercise. **Cardiovascular Research**, v.31, p.410–418, 1996.

HOYER, D.; SCHMIDT, K.; BAUER, R.; ZWIENER, U.; KOHLER, M.; LUTHKE, B.; EISELT, M. Nonlinear Analysis of Heart Rate Variability and Respiratory Dynamics. **IEEE Engineering in Medicine and Biology**, p.31–39, 1997.

HU, J.; GAO, J.; TUNG, W. Characterizing heart rate variability by scale-dependent Lyapunov exponent. **Chaos**, v.19, p.1–6, 2009.

HUIKURI, H. V.; MAKIKALLIO, T. H.; PERKIOMAKI, J. Measurement of Heart Rate Variability by Methods Based on Nonlinear Dynamics. **Journal of Electrocardiology**, v.36, p.95–99, 2003.

KALINICHENKO, A. N.; NILICHEVA, M. I.; KHASHEVA, S. V.; YURIEVA, O. D.; MAMONTOV, O. V. Signal Stationarity Assessment for the Heart Rate Variability Spectral Analysis. **Computers in Cardiology**, v.35, p.965–968, 2008.

KANTZ, H.; SCHREIBER, T. **Nonlinear Time Series Analysis**. Cambridge: Cambridge University Press, 1997. 388p.

KERNICK, D. New perspectives for cardiology from chaos theory. **The British Journal of Cardiology**, v.13, p.44–46, 2006.

KITLAS, A.; OCZERETKO, E.; KOWALEWSKI, M.; BOROWSKA, M.; URBAN, M. Nonlinear dynamics methods in the analysis of the heart rate variability. **· Suppl. 2 · Annales Academiae Medicae Bialostocensis**, v.50, p.44–62, 2005.

LERMA, C.; INFANTE, O.; GROVAS, H. P.; JOSÉ, M. V. Poincaré plot indexes of heart rate variability capture dynamic adaptations after haemodialysis in chronic renal failure patients. **Clinical Physiology & Functional Imaging**, v.23, n.2, p.72–80, 2003.

LEWIS, A.; LIPSITZ, M. D. Age-related changes in the "complexity"of cardiovascular dynamics: A potential marker of vulnerability to disease. **Chaos**, v.5, n.1, p.102–109, 1995.

LIPSITZ, L. A. Dynamics of stability: the physiologic basis of functional health and frailty. **Journals of Gerontology**, v.57A, p.B115–B125, 2002.

LOMBARDI, F. Chaos Theory, Heart Rate Variability, and Arrhythmic Mortality. **Circulation**, v.101, p.8–10, 2000.

LORENZ, E. N. Deterministic Nonperiodic Flow. **Journal of The Atmospheric Sciences**, v.20, n.19, p.130–141, 1963.

MAJERCAK, I. The use of heart rate variability in cardiology. **Journal: Bratisl Lek Listy**, v.103, n.10, p.368–377, 2002.

MANDELBROT, B. B. **The fractal geometry of nature**. San Francisco: Freeman, 1982. 468p.

MANSIER, P.; CLAIRAMBAULT, J.; CHARLOTTE, N.; MÉDIGUE, C.; VERMEIREN, C.; LEPAPE, G.; CARRÉ, F.; GOUNAROPOULOU, A.; SWYNGHEDAUW, B. Linear and non-linear analyses of heart rate variability: a minireview. **Cardiovascular Research**, v.31, p.371–379, 1996.

MARWAN, N.; WESSEL, N.; MEYERFELDT, U.; SCHIRDEWAN, A.; KURTHS, J. Recurrence-plot-based measures of complexity and their application to heart-rate-variability data. **Physical Review E**, v.66, p.1–7, 2002.

MATSUDO, S. M. Nível de atividade física da população do Estado de São Paulo: análise de acordo com o gênero, idade, nível socioeconômico, distribuição geográfica e de conhecimento. **Revista Brasileira de Ciência e Movimento**, v.10, n.4, p.41–50, 2002.

MATSUDO, V. K. R. Questionário Internacional de Atividade Física (IPAQ): Estudo de validade e produtibilidade no Brasil. **Revista Brasileira de Atividade Física**, v.6, n.2, p.5–18, 2001.

MULLIN, T. **The Nature of Chaos**. New York: Oxford University Press, 1993. 344p.

OLIVEIRA, D. J.; GOMES, M. E. D.; GUIMARÃES, H. N.; AGUIRRE, L. A. Síntese de sinais de variabilidade da freqüência cardíaca baseada em modelagem não-linear. **Revista Brasileira de Engenharia Biomédica**, v.22, n.1, p.51–62, 2006.

OTT, E. **Chaos in Dynamical Systems**. England: Cambridge University Press, 1994. 490p.

PACKARD, N. H.; CRUTCHFIELD, J. P.; FARMER, J. D.; SHAW, R. S. Geometry from time series. **Physical Review Letters**, v.45, p.712–716, 1980.

PENG, C. K.; HAVLIN, S.; STANLEY, H. E.; GOLDBERGER, A. L. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary hearbeat time series. **Chaos**, v.5, n.1, p.82–87, 1995.

PERFETTO, J. C.; RUIZ, A.; ATTELLIS, C. D. Detrended Fluctuation Analysis (DFA) and RR Interval Variability: A New Linear Segmentation Algorithm. **Computers in Cardiology**, v.33, p.629–632, 2006.

PINCUS, S. M. Approximate entropy as a measure of system complexity. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v.88, p.2297–2301, 1991.

PINCUS, S. M.; GOLDBERGER, A. L. Physiological time-series analysis: what does regularity quantify? **American Journal of Physiology**, v.266, p.H1643–H1656, 1994.

PRIGOGINE, I. **O fim das certezas: tempos, caos e as leis da natureza**. São Paulo: Editora da Universidade Estadual Paulista, 1996. 199p.

RAMIREZ, J. A.; RODRIGUEZ, E.; ECHEVERRIA, J. C. Delays in the human heartbeat dynamics. **Chaos**, v.19, p.1–5, 2009.

ROACH, D. E.; SHELDON, R. S. Information scaling properties of heart rate variability. **American Journal of Physiology**, v.274, p.H1970–H1978, 1998.

RUELLE, D.; TAKENS, F. On the nature of turbulence. **Communications in Mathmatical Physics**, v.20, p.167–192, 1971.

SANO, M.; SAWADA, Y. Measurement of the Lyapunov Spectrum from a Chaotic Time Series. **Physical Review Letters**, v.55, n.10, p.1082–1085, 1985.

SAVI, M. A. Chaos and Order in Biomedical Rhythms. **Journal of Brazilian Societade of Mechanical & Engineering**, v.27, n.2, p.157–169, 2005.

SAVI, M. A. **Dinâmica não linear e caos**. Rio de Janeiro: E-papers, 2006. 304p.

SILICEO, E. O.; MENDICOA, N. A. Is it healthy to be chaotic? **Medical Hypotheses**, v.60, n.2, p.233–236, 2003.

SOFTWARE. Matlab - Acesso: março em. ***http://www.mathworks.com/***, 2008.

SOFTWARE. H R V Analysis - Acesso: fevereiro em. ***http://kubios.uku.fi/***, 2009a.

SOFTWARE. TISEAN - Nonlinear Time Series Analysis - Acesso: fevereiro em. ***http://www.mpipks-dresden.mpg.de/ tisean/***, 2009b.

SOFTWARE. Visual Recurrence Analysis - Acesso: junho em. ***http://home.netcom.com/ eugenek/download.html***, 2009c.

SPROTT, J. C. **Chaos and Time-Series Analysis**. New York: Oxford University Press, 2003. 532p.

TAKENS, F. Detecting strange attractors in turbulence. **Proceedings of a Symposium Held at the University of Warwick**, v.898, p.366–381, 1980.

VANDERLEI, L. C. M.; PASTRE, C. M.; HOSHI, R. A.; CARVALHO, T. D.; GODOY, M. F. Noções básicas de variabilidade da frequência cardíaca e sua aplicabilidade clínica. **Revista Brasileira de Cirurgia Cardiovascular**, v.24, n.2, p.205–217, 2009.

VANDERLEI, L. C. M.; SILVA, R. A.; PASTRE, C. M.; AZEVEDO, F. M.; GODOY, M. F. Comparison of the Polar S810i monitor and the ECG for the analysis of heart rate variability in the time and frequency domains. **Brazilian Journal of Medical and Biological Research**, v.41, n.10, p.854–859, 2008.

VUKSANOVIC, V.; GAL, V. Nonlinear and chaos characteristics of heart period time series: Healthy aging and postural change. **Autonomic Neuroscience: Basic and Clinical**, v.121, p.94–100, 2005.

WAGNER, C. D.; PERSSON, P. B. Chaos in the cardiovascular system: an update. **Cardiovascular Research**, v.40, p.257–264, 1998.

WESSEL, N.; MARWAN, N.; MEYERFELDT, U.; SCHIRDEWAN, A.; KURTHS, J. Recurrence Quantification Analysis to Characterise the Heart Rate Variability Before the Onset of Ventricular Tachycardia. **Lecture notes in computer science**, v.2199, p.295–301, 2001.

WOLF, A.; SWIFT, J. B.; SWINNEY, H. K.; VASTANO, J. A. Determining Lyapunov Exponents From A Time Series. **Physica - Elsevier Science Publishing**, v.16, p.285–317, 1985.

APÊNDICES

Nos apêndices a seguir apresentamos sucintamente algumas das características dos principais softwares utilizados neste trabalho, na análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca, bem como alguns comentários sobre o teste estatístico utilizando para averiguar a normalidade (ou não) dos dados estudados.

Apêndice A - Softwares

HRV Analysis

O Kubios HRV é uma ferramenta poderosa para analisar séries temporais experimentais da frequência cardíaca devido a sua variedade de opções de métodos para análise e devido ao seu fácil modo de utilização, sendo pois satisfatório tanto para pesquisadores da área quanto para usuários de outras áreas do conhecimento, como médicos, fisiologistas, etc.

Este software foi desenvolvido pelo Grupo de Imagem Médica e Análise de Biosinais (BSAMIG) do Departamento de Física da Universidade de Kuopio e sua versão 2.0 pode ser acessada no site *http://kubios.uku.fi/* onde encontra-se informações atuais e possíveis atualizações do software.

O software HRV inclui métodos de análise de séries temporais experimen-

tais da frequência cardíaca no domínio do tempo, da frequência e ainda possibilita o cálculo de alguns índices não-lineares.

Os métodos de análise baseados no domínio do tempo são os mais simples de se executar, pois são aplicados diretamente nos valores das séries temporais experimentais da frequência cardíaca.

Nos métodos de análise no domínio da frequência, uma estimativa da densidade do espectro de potência é calculada para a série temporal experimental estudada. Esta estimação espectral é geralmente feita utilizando-se métodos baseados na Transformada Rápida de Fourier (FFT) ou métodos baseados em modelagem paramétrica do modelo autorregressivo (AR).

Como resultado da estimação espectral, obtivemos as faixas de frequência apresentadas nesta pesquisa: baixa frequência (LF - de 0,04 à 0,15Hz), e alta frequência (HF - de 0,15 à 0,4Hz), o qual foram calculadas através do método FFT baseado no periodograma Welch's.

O software ainda apresenta o gráfico obtido da estimação do espectro de potência pelo método FFT e pelo modelo AR, sendo que as faixas de frequência são diferenciadas por cores.

Os índices não-lineares calculados por este software que foram calculados neste trabalho para as séries temporais experimentais da frequência cardíaca, bem como suas unidades, encontram-se na Tabela 15.

Graficamente, o software também apresenta o gráfico da série temporal experimental que está sendo analisada, o plot de Poincaré e o gráfico das flutuações DFA.

Nonlinear Time Series Analysis - TISEAN

Ao tratar os programas de análise de séries temporais experimentais como uma caixa preta, pode-se adquirir resultados absurdos. Até mesmo se soubermos o que estamos fazendo, a saída produzida pelos programas tem que ser interpretada muito cuidadosamente.

Tabela 15: Índices não-lineares que foram calculados utilizando o software HRV Analysis.

Índice não-linear	**Unidade**
Plot de Poincaré - SD1	ms
Plot de Poincaré - SD2	ms
Plot de recorrência - razão de recorrência - REC	%
Plot de recorrência - determinismo - DET	%
Entropia Aproximada - ApEn	
Entropia da Amostra - SampEn	
DFA - α_1	
DFA - α_2	
Dimensão de correlação - D_2	

O software *TISEAN* (Software, 2009b) é um projeto para a análise de séries temporais experimentais com métodos baseados na teoria de sistemas dinâmicos determinísticos não-lineares e teoria do caos. Sua distribuição é em forma de código fonte (escrito em C ou em FORTRAN) inclusive a documentação completa, sendo pois, um software composto por comandos executáveis.

Este pacote computacional pode ser visto como um ponto de partida em vez de um passo conclusivo, visto que a análise de séries temporais experimentais não-lineares ainda é um campo que se encontra em plena evolução, principalmente com respeito a aplicações.

Para portabilidade, todos os programas admitem como entrada dados de séries temporais experimentais em formato de colunas, representadas por números tipo ASCII. A coluna a ser processada pode ser especificada na linha de comandos e todos os parâmetros podem ser fixados acrescentando opções ao comando.

Para a versão mais recente do TISEAN, com possibilidade de download, veja *http://www.mpipks-dresden.mpg.de/ tisean*.

A seguir descrevemos os comandos relativos aos índices não-lineares,

que foram calculados para análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca neste trabalho, utilizando-se o software TISEAN.

Função de Autocorrelação. Este programa calcula a autocorrelação de um conjunto de dados escalares. Seu uso é através do comando: *corr*. Na Tabela 16 apresentamos as opções utilizadas, neste trabalho, no uso deste comando.

Tabela 16: Opções utilizadas para o comando *corr* do software TISEAN na análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da amostra populacional total estudada nesta pesquisa.

Variável	**Descrição**	**Utilizado**
$-l\sharp$	número de dados para uso	arquivo inteiro
$-x\sharp$	número de linhas a serem ignoradas	0
$-c\sharp$	coluna a serem lidas	1
$-D\sharp$	número de correlações	500

A saída deste comando apresenta na primeira linha a média dos dados, na segunda linha o desvio padrão dos dados, e as linhas seguintes são compostas dos coeficientes de autocorrelação, sendo que a primeira coluna é composta do tempo e a segunda coluna dos valores do coeficiente de autocorrelação.

Coordenadas de Atraso. Este programa produz os vetores de atraso de uma série temporal experimental unidimensional. Seu uso é através do comando: *delay*. Na Tabela 17 apresentamos as opções utilizadas, neste trabalho, no uso deste comando.

A saída deste programa consiste dos vetores de atraso utilizados na reconstrução do espaço de fase.

Informação Mútua Média. Este programa estima a informação mútua média dos dados. Seu uso é através do comando: *mutual*. Na Tabela 18 apresentamos as

Tabela 17: Opções utilizadas para o comando *delay* do software TISEAN na análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da amostra populacional total estudada nesta pesquisa.

Variável	**Descrição**	**Utilizado**
$-l\sharp$	número de dados para uso	arquivo inteiro
$-x\sharp$	número de linhas a serem ignoradas	0
$-M\sharp$	número de colunas a serem lidas	1
$-m\sharp$	dimensão de imersão	3
$-d\sharp$	tempo de atraso	1

opções utilizadas, neste trabalho, no uso deste comando.

Tabela 18: Opções utilizadas para o comando *mutual* do software TISEAN na análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da amostra populacional total estudada nesta pesquisa.

Variável	**Descrição**	**Utilizado**
$-l\sharp$	número de dados para uso	arquivo inteiro
$-x\sharp$	número de linhas a serem ignoradas	0
$-c\sharp$	número de colunas a serem lidas	1
$-b\sharp$	número de caixas para a partição	16
$-D\sharp$	tempo de atraso máximo	20

A saída deste programa é disposta da seguinte forma: na primeira linha temos o número de caixas ocupadas, na segunda linha a entropia de Shannon, a qual encontra-se normalizada de acordo com o número de caixas ocupadas, e nas últimas linhas a informação mútua média, sendo que a primeira coluna contém o atraso e a segunda coluna a informação mútua média relativa a série estudada.

Falsos Vizinhos Próximos. Este programa pesquisa os vizinhos próximos de todos os pontos de dados em m dimensões e itera estes vizinhos a um passo (mais precisamente passos de atraso) no futuro. Se a razão da distância das iteração e aquele dos vizinhos próximos excede um dado limiar o ponto é marcado como um falso vizinho. A saída é a fração de falsos vizinhos para a dimensão de imersão especificada. Seu uso é através do comando: false-nearest. Na Tabela 19 apresentamos as opções utilizadas, neste trabalho, no uso deste comando.

Tabela 19: Opções utilizadas para o comando *false-nearest* do software TISEAN na análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da amostra populacional total estudada nesta pesquisa.

Variável	**Descrição**	**Utilizado**
$-l\sharp$	número de dados para uso	arquivo inteiro
$-x\sharp$	número de linhas a serem ignoradas	0
$-c\sharp$	número de colunas a serem lidas	1
$-m\sharp$	dimensão de imersão mínima dos vetores	1
$-M\sharp,\sharp$	número de componentes, dimensão de imersão máxima dos vetores	1,5
$-d\sharp$	tempo de atraso	1
$-f\sharp$	fator de razão	2,0

A saída apresenta na primeira coluna a dimensão de imersão m, na segunda coluna a fração de falsos vizinhos próximos, na terceira coluna o tamanho médio da vizinhança e na quarta coluna o tamanho da média do quadrado da vizinhança.

Espectro de Lyapunov. Este programa estima o espectro do expoente de Lyapunov da série temporal experimental estudada, sendo que o método é baseado no tra-

balho de Sano & Sawada. Seu uso é através do comando: lyap-spec. Na Tabela 20 apresentamos as opções utilizadas, neste trabalho, no uso deste comando.

Tabela 20: Opções utilizadas para o comando *lyap-spec* do software TISEAN na análise das séries temporais experimentais da frequência cardíaca da amostra populacional total estudada nesta pesquisa.

Variável	**Descrição**	**Utilizado**
$-l\sharp$	número de dados para uso	arquivo inteiro
$-x\sharp$	número de linhas a serem ignoradas	0
$-c\sharp$	número de colunas a serem lidas	1
$-m\sharp,\sharp$	número de componentes, dimensão de imersão mínima dos vetores	1,3
$-r\sharp$	tamanho da vizinhança mínima	não
$-f\sharp$	fator de aumento do tamanho da vizinhança caso não seja suficiente a vizinhança encontrada	1,2
$-k\sharp$	número de vizinhos para uso	30
$-n\sharp$	número de iterações	número de pontos

A saída consiste de $d \times m + 1$ colunas. A primeira coluna mostra a iteração atual, as próximas colunas $d \times m$ mostram os expoentes de Lyapunov em ordem decrescente. A última linha mostra a média dos erros previstos do modelo linear local, o tamanho médio da vizinhança usado para ajustar o modelo e a última linha estima a dimensão de Kaplan-Yorke.

Visual Recurrence Analysis - VRA

Visual Recurrence Analysis, ou melhor, Análise Visual de Recorrência (VRA) é um software para análise topológica, avaliação qualitativa e quantitativa, e

predição não paramétrica de séries temporais experimentais caóticas e não-lineares.

O software VRA, foi utilizado neste trabalho para o reconhecimento de padrão e determinismo nas séries temporais experimentais da frequência cardíaca, usando o plot de recorrência, o qual é essencialmente uma representação gráfica.

Para a construção gráfica do plot de recorrência, utilizamos dimensão igual a 3, atraso igual a 1, distância considerando o método euclidiano, limite inferior pequeno e limite superior grande, limites locais, mapeamento local e esquema de cores cinza. A Figura 18 apresenta a tela do software VRA e as opções para a construção do plot de recorrência.

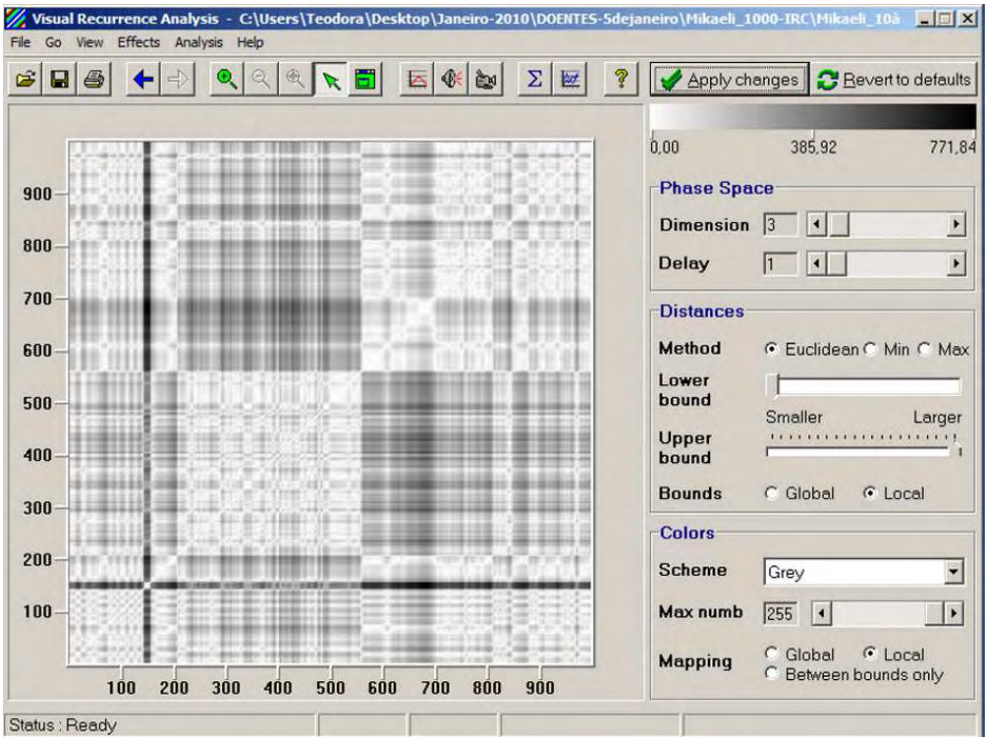


Figura 18: Tela do software VRA e as opções para a construção do plot de recorrência.

Minitab

O Minitab é um software que fornece um ambiente completo para a análise de dados, o qual, trabalha, simultaneamente, com planilhas de dados, tabelas com análises estatísticas, gráficos e textos, chamados de projeto, quando salvos em con-

junto. Na Figura 19 apresentamos a tela inicial do Minitab.

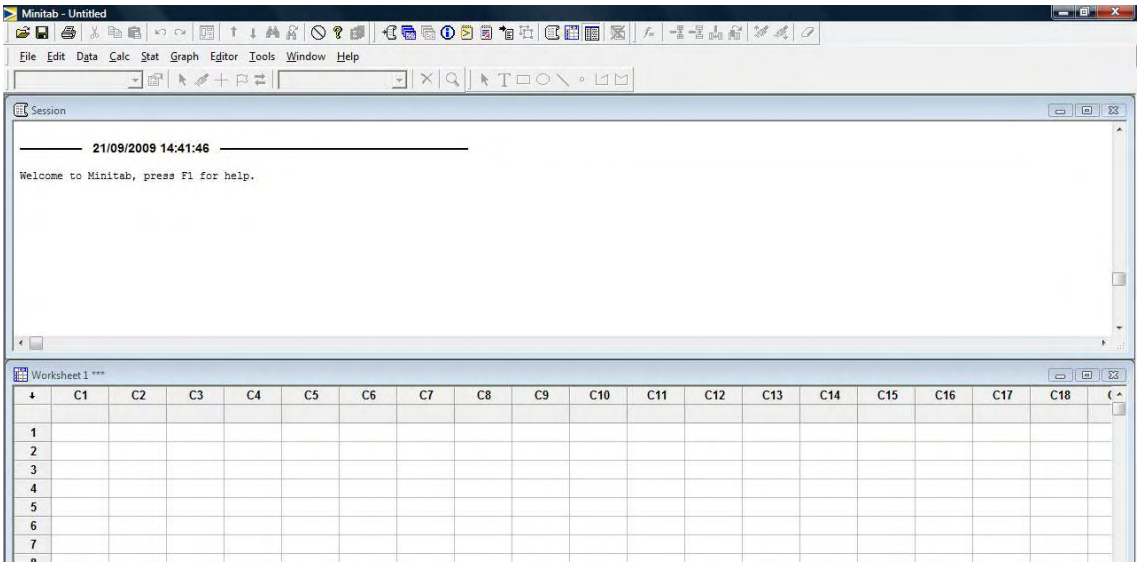


Figura 19: Tela inicial do software Minitab.

Este software possui uma grande variedade de comandos, que auxiliam na organização da estrutura das planilhas, a fim de deixá-las prontas para as análises estatísticas disponíveis.

No menu Stat, conforme ilustrado na Figura 20, encontram-se as diversas técnicas para análises estatísticas, as quais podem ser utilizadas para uma análise exploratória dos dados, como para verificar o relacionamento entre variáveis, testar a normalidade de um conjunto de dados, entre outras.

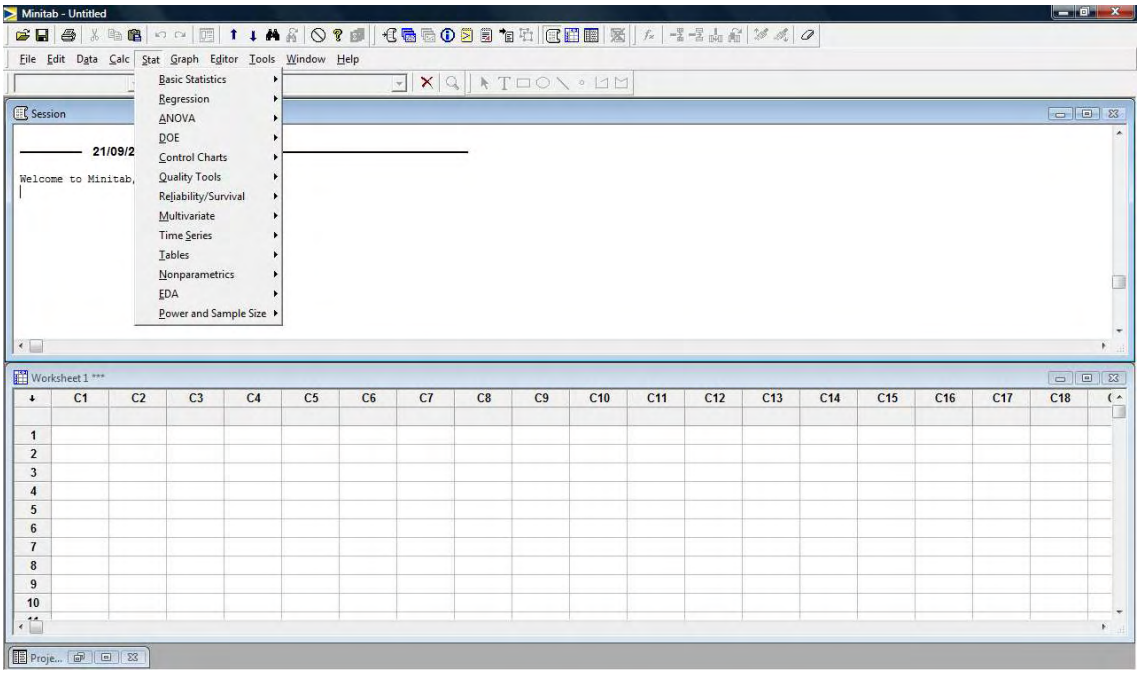


Figura 20: Menu Stat do software Minitab.

Neste software executamos o teste de normalidade para cada índice linear e não-linear calculado a partir das séries temporais experimentais da frequência cardíaca. Cada coluna é composta por uma medida, por exemplo, uma coluna composta dos valores obtidos para o índice linear LF. No Minitab o caminho a ser seguido para a realização do teste de normalidade apresenta-se ilustrado na Figura 21.

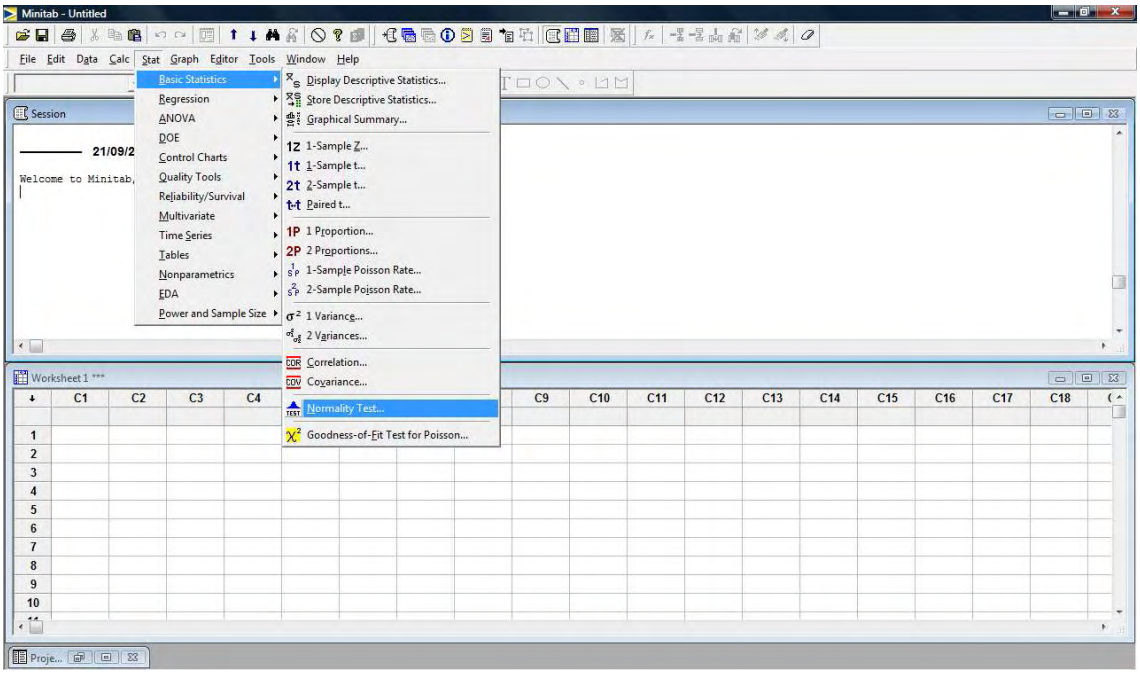


Figura 21: Caminho a ser seguido no software Minitab para o cálculo do teste de normalidade.

Para executarmos o teste de normalidade dos dados, basta clicarmos no menu Stat - Basic Statistics - Normality Test, ou seja, basta seguirmos a ilustração da Figura 21. Aparecerá uma caixa de diálogo, conforme a Figura 22, na qual seleciona-se a variável (coluna) da qual que se quer testar a normalidade, utiliza-se a opção de nenhuma linha percentual e o teste para normalidade utilizado neste trabalho é o teste de Ryan-Joiner.

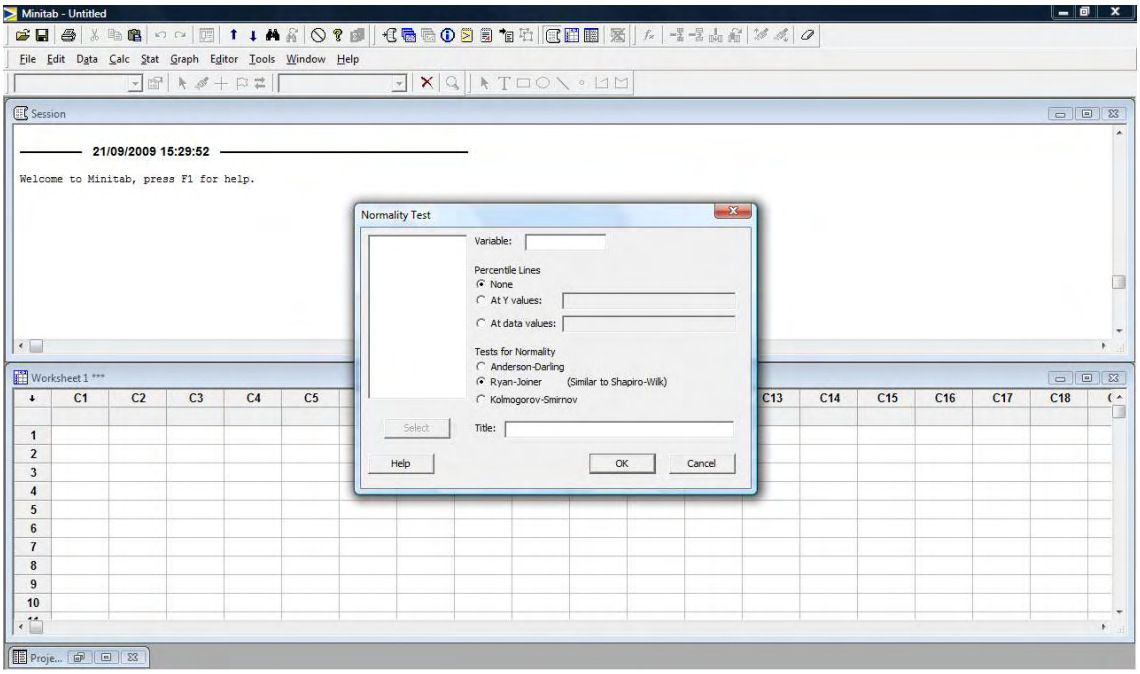


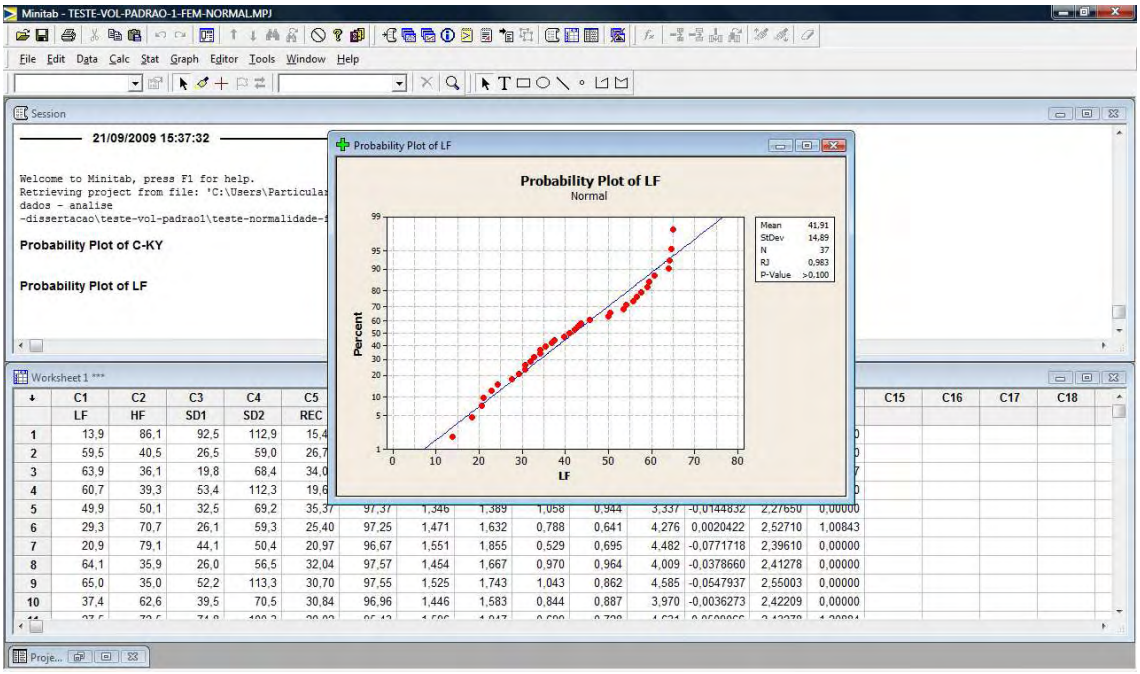
Figura 22: Caixa de diálogo do software Minitab para o cálculo do teste de normalidade.

O gráfico de saída é um plot de probabilidade normal versus os dados. Os dados partem principalmente da linha ajustada evidentemente nos extremos, ou seguem a distribuição. Numa caixa de diálogo, ao lado, apresenta-se estimativas numéricas da população estudada tais como a média, o desvio padrão, o número de pontos (N), o valor do teste de normalidade e o valor de p associados com o plot. Na Figura 23 apresentamos o resultado de um teste de normalidade para o índice linear LF de uma amostra.

Apêndice B - Testes Estatísticos

Teste de Normalidade

O teste de normalidade consiste de um *teste de hipótese* de uma amostra



	C1	C2	C3	C4	C5	C15	C16	C17	C18
	LF	HF	SD1	SD2	REC				
1	13,9	86,1	92,5	112,9	15,4				
2	59,5	40,5	26,5	59,0	26,7				
3	63,9	36,1	19,8	68,4	34,0				
4	60,7	39,3	53,4	112,3	19,6				
5	49,9	50,1	32,5	69,2	35,37	97,37	1,346	1,389	1,058	0,944	3,337	-0,0144832	2,27650	0,00000
6	29,3	70,7	26,1	59,3	25,40	97,25	1,471	1,632	0,788	0,641	4,276	0,0020422	2,52710	1,00843
7	20,9	79,1	44,1	50,4	20,97	96,67	1,551	1,855	0,529	0,695	4,482	-0,0771718	2,39610	0,00000
8	64,1	35,9	26,0	56,5	32,04	97,57	1,454	1,667	0,970	0,964	4,009	-0,0378660	2,41278	0,00000
9	65,0	35,0	52,2	113,3	30,70	97,55	1,525	1,743	1,043	0,862	4,585	-0,0547937	2,55003	0,00000
10	37,4	62,6	39,5	70,5	30,84	96,96	1,446	1,583	0,844	0,887	3,970	-0,0036273	2,42209	0,00000

Figura 23: Resultado exibido pelo software Minitab para o cálculo do teste de normalidade do índice linear LF de uma amostra.

para determinar se a amostra populacional segue uma *distribuição normal*.

Este teste de hipótese é um procedimento utilizado para avaliar duas declarações mutuamente exclusivas sobre uma amostra populacional. Um teste de hipótese usa dados amostrais para determinar qual declaração é mais bem suportada pelos dados. Estas duas declarações são as chamadas hipótese nula, dada por H_0, na qual temos o estado do teste em que a amostra populacional dos dados seguem uma distribuição normal e a hipótese alternativa, dada por H_1, na qual temos que o estado admite que a amostra populacional dos dados não seguem uma distribuição normal. Estas hipóteses são sempre declarações sobre atributos da amostra populacional, tais como o valor de um parâmetro, a diferença entre parâmetros correspondentes de amostras populacionais múltiplas, ou o tipo de distribuição que mais bem descreve a amostra populacional.

Depois da formulação das hipóteses nula e alternativa, executa-se o teste das mesmas. Esse teste calcula a probabilidade de obter os dados amostrais obser-

vados sob a suposição de que a hipótese nula é verdadeira. Se esta probabilidade (o valor de p) está abaixo de um nível, então esta suposição é provavelmente errada. Assim, rejeita-se a hipótese nula e conclui-se a favor da hipótese alternativa.

Neste trabalho, utilizamos o teste de normalidade de Ryan-Joiner, o qual é mais adequado quando a amostra é pequena. Este teste avalia a normalidade calculando a correlação entre seus dados e as contagens normais dos dados. Se o coeficiente de correlação estiver próximo de 1, é provável que a população seja normal. A estatística de Ryan-Joiner avalia a força desta correlação; se ela cair abaixo do valor crítico apropriado, rejeita-se a hipótese nula de normalidade a amostra. Este teste é semelhante ao teste de normalidade Shapiro-Wilk. Se o valor de p deste teste for menor do que um nível escolhido, rejeita-se sua hipótese nula e conclui-se que a amostra não é normal.

O valor de p determina a conveniência de rejeitar a hipótese nula em um teste de hipótese, sendo que sua variação é de 0 a 1. Quanto menor o valor de p, menor a probabilidade de rejeitar a hipótese nula. Antes de administrar qualquer análise, determinamos seu nível α, o qual é geralmente dado por $0,05$. Se o valor de p de um teste estatístico for menor que seu nível α, rejeita-se a hipótese nula.