

**ESTUDO DE CARACTERÍSTICAS
DA ENTROPIA APROXIMADA
UTILIZANDO SINAIS SIMULADOS
E EXPERIMENTAIS**

TESE ACADÊMICA

David Sérgio Adães de Gouvêa

**ESTUDO DE CARACTERÍSTICAS DA ENTROPIA APROXIMADA
UTILIZANDO SINAIS SIMULADOS E EXPERIMENTAIS**

David Sérgio Adães de Gouvêa

TESE SUBMETIDA À FACULDADE DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS AO PROCESSO DE PROGRESSÃO PARA CLASSE E, COM O NOME DE PROFESSOR TITULAR.

APROVADA POR:

Flávio Fonseca Nobre
Prof. Titular UFRJ

Jurandir Nadal
Prof. Titular UFRJ

Antônio Carlos Guimarães Almeida
Prof. Titular UFSJ

Danilo Pereira Pinto
Prof. Titular UFJF
Presidente da Comissão

JUIZ DE FORA, MG – BRASIL
FEVEREIRO DE 2017

SUMÁRIO

Título

ESTUDO DE CARACTERÍSTICAS DA ENTROPIA APROXIMADA UTILIZANDO SINAIS SIMULADOS E EXPERIMENTAIS

Agradecimentos.....	5
Resumo.....	6
Abstract.....	7
Lista de Figuras.....	8
Lista de Tabelas.....	10
CAPÍTULO 1	
INTRODUÇÃO	11
1.1 A Utilização da Entropia Aproximada.....	12
1.2 A Entropia Aproximada e a Lógica Fuzzy	13
1.3 Problemas da Entropia Aproximada.....	14
1.3.1 O Comprimento do Sinal.....	14
1.3.2 O Raio de Investigação.....	17
1.4 Objetivos.....	17
1.5 Estrutura do Trabalho.....	18
CAPÍTULO 2	
ASPECTOS GERAIS	19
2.1 Aspectos Teóricos.....	19
2.1.1 A Estimativa da ApEn.....	19
2.1.2 O Espaço de Estados e o Retrato de Fase.....	20
2.1.3 A Estimativa do Atraso.....	21
2.1.4 O Número de Amostras.....	22
2.2 Aspectos Práticos.....	23
2.2.1 Os Retratos de Fase.....	23
2.2.2 A Definição Empírica do Raio “R”	24
2.2.3 A Curva ApEn e o Ponto de Máximo.....	24
2.2.4 Normalização dos Resultados.....	25
CAPÍTULO 3	
MATERIAL E METODOLOGIA	26
3.1 Material.....	26
3.1.1 Os Sinais Simulados.....	26
3.1.1.1 A Simulação dos Sinais Senoidais.....	26
3.1.1.2 A Simulação dos Sinais Caóticos.....	26
3.1.1.3 A Simulação dos Sinais Aleatórios: RBG e RBU.....	28
3.1.2 Os Sinais Experimentais.....	28
3.1.2.1 Sinais Eletroencefalográficos - EEG.....	29
3.1.2.1.1 O EEG de Recém-nascidos.....	29
3.1.2.1.2 O EEG de Adulto.....	30
3.1.2.2 O Sinal VFC.....	31
3.2 A Metodologia.....	32

CAPÍTULO 4

	RESULTADOS E DISCUSSÃO	33
4.1	A Investigação dos Retratos de Fase.....	33
4.1.1	A Influência do Atraso no Retrato de Fase.....	33
4.1.2	Os Segmentos de Cobertura dos Retratos de Fase.....	35
4.1.3	A Posição dos Segmentos de Cobertura.....	38
4.2	A Investigação das Curvas ApEn.....	40
4.2.1	A Curva ApEn dos Sinais Senoidais.....	40
4.2.2	A Curva ApEn dos Sinais Caóticos e Aleatórios.....	43
4.2.2.1	As Formas de Onda das Curvas ApEn.....	43
4.2.2.2	As Estimativas Pontuais nas Curvas ApEn.....	46
4.2.2.3	A Amplitude das Curvas ApEn.....	47
4.2.2.4	Os Valores de Máximo das Curvas ApEn.....	48
4.2.2.5	O Incremento dos Valores de Máximo das Curvas ApEn.....	50
4.2.3	A Investigação dos Sinais Experimentais.....	52
4.2.3.1	EEG de Recém-nascidos.....	52
4.2.3.2	EEG de Adulto.....	54
4.2.3.3	VFC.....	55
4.2.4	A Normalização dos Resultados.....	56
4.2.4.1	A Normalização para os Sinais Senoidais.....	57
4.2.4.2	A Normalização para os Sinais Caóticos e Aleatórios.....	57
4.2.4.3	A Normalização para os Sinais Experimentais.....	59
4.2.4.4	Os Valores Normalizados dos Sinais.....	60

CAPÍTULO 5

	CONCLUSÕES	62
5.1	A Influência do Atraso.....	62
5.2	O Número de Amostras	62
5.3	O Raio “r” de Investigação.....	63
5.4	O Procedimento de Normalização.....	63
5.5	Os Sinais Experimentais.....	63
5.6	Resumo.....	64
	AGRADECIMENTOS	65
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	66

AGRADECIMENTOS:

À Deus e ao Mestre Jesus pelo amparo constante em todos os instantes na minha vida, meus maiores agradecimentos.

Aos professores orientadores que participaram dos trabalhos de tese em nossa vida acadêmica: Professor Flávio Fonseca Nobre e Professor Antônio Fernando Catelli Infantosi, pelos comentários, correções, ensinamentos, ... enfim pelas informações sempre relevantes em todas as etapas de nosso aprendizado, que nos proporcionaram um enriquecimento de conhecimento.

Aos professores da banca de avaliação desta tese, os quais muito contribuíram para sua melhoria na versão final.

A todos aqueles que direta ou indiretamente contribuíram para que mais essa etapa fosse realizada.

... nossos sinceros agradecimentos.

RESUMO:

A Entropia Aproximada $ApEn(m,r,N)$ tem sido utilizada para investigar a regularidade / complexidade de sinais com diversos comprimentos (N) e tolerância (r) entre 0,1 sd e 0,25 sd. Entretanto, a estimativa pontual da $ApEn(m,r,N)$ pode fornecer resultados discutíveis para valores do raio “ r ” escolhidos de forma empírica e para trechos pequenos de sinais.

Neste trabalho são investigadas algumas características da técnica da Entropia Aproximada visando esclarecer aspectos relacionados ao número de amostras, ao valor do raio “ r ” e ao atraso utilizado. Adicionalmente é proposto um método de normalização dos resultados.

Para esta investigação foram utilizados sinais simulados como: senóides com 10 Hz, 50 Hz e 100 Hz (com frequências de amostragem de 1.000, 10.000 e 100.000 Hz), Mapeamento Logístico, atrator de Henon, atrator de Rossler, atrator de Lorenz, sinais aleatórios de Ruído Branco Gaussiano (RBG) e Ruído Branco Uniforme (RBU) e sinais experimentais como: EEG de recém-nascidos, EEG de adultos e sinais de variabilidade da frequência cardíaca (VFC). Trechos com diferentes comprimentos e valor do raio “ r ” ou tolerância entre zero e 5,0 vezes o desvio padrão (“sd”) foram utilizados.

Os resultados mostram grande variabilidade e superposição das diversas estimativas da $ApEn$ para trechos pequenos, dificultando a interpretação. O incremento do comprimento do trecho reduz a variabilidade das estimativas e evidencia a existência de formas de ondas relacionadas às estruturas dos retratos de fase. Os valores máximos das estimativas das curvas $ApEn$ para os sinais aleatórios e caóticos mostram uma relação aparentemente linear com o logaritmo do número de amostras do trecho e uma ordem específica do nível de regularidade / complexidade dos sinais.

O maior nível de regularidade (menor complexidade) foi encontrado para os sinais senoidais seguido pelo sinal do atrator de Rossler, atrator do Mapeamento Logístico, o atrator de Henon, o atrator de Lorenz e depois para os sinais de ruído: RBG e RBU. Entre os sinais experimentais os sinais EEG de adultos mostraram valores de maior complexidade (menor regularidade).

O método de normalização dos valores de máximo das curvas $ApEn$ facilita a comparação dos resultados na forma percentual.

A utilização dos valores de máximos das curvas $ApEn$ e o procedimento de normalização permitem a proposta de uma estatística que não depende do raio “ r ” e do número de amostras “ N ” do sinal (para “ N ” elevado), podendo ser descrita como: $NApEn(m)$.

Palavras chaves: Entropia Aproximada, atratores: Mapeamento Logístico, Henon, Rossler, Lorenz, Ruído Branco Gaussiano, Ruído Branco Uniforme, EEG de recém-nascidos, EEG de adultos, VFC.

ABSTRACT:

Approximate Entropy ApEn (m,r,N) has been used to investigate the regularity / complexity of signals with several lengths (N) and tolerance (r) between 0.1 sd and 0.25 sd. However, the punctual estimate ApEn (m,r,N) can provide questionable results for radius values "r" chosen empirically and small signs stretches.

This paper investigates some technical characteristics of the Approximate Entropy aiming to clarify aspects related to the number of samples, the radius value "r" and the delay used. Furthermore a method is proposed for standardization of results.

For this research simulated signals were used as: senoid with 10 Hz, 50 Hz and 100 Hz (sampling frequencies of 1.000, 10.000 and 100.000 Hz), Logistic Mapping attractor, Henon attractor, Rossler attractor, Lorenz attractor, random signals of White Gaussian Noise (WGN) and White Uniform Noise (WUN) and experimental signals as newborn EEG, adult EEG and adult heart rate variability (HRV). Stretches of different length and radius "r" value or tolerance between zero and 5.0 times the standard deviation ("SD") were used.

The results show great variability and overlap of several estimates ApEn for small stretches, making it difficult to interpret. The stretch length increment reduces the variability of estimates and highlights the existence of waveforms related to the phase portraits of the structures. The maximum values of estimates of ApEn curves, for random and chaotic signals, show a seemingly linear relationship with the logarithm of the number of samples and a specific order of level of regularity / complexity of signals.

The highest level of regularity (less complexity) was found to senoid, followed by Rossler attractor, Logistic Mapping attractor, Henon attractor, Lorenz attractor and then to the noise signals: RBG and RBU. Among the experimental signals the adult EEG signals showed more complex values (less regularity).

The method of standardization of maximum values of ApEn curves facilitates the comparison of results in percentage form.

The use of the maximum values of the ApEn curves and the normalization procedure allows the proposal of a statistic that does not depend on the radius "r" and the number of samples "N" of the signal (for high "N"), and can be described as : NApEn (m).

Key words: Approximate Entropy, attractors: Logistic mapping, Henon, Rossler, Lorenz, White Gaussian Noise, White Uniform Noise, newborn EEG, EEG adults, HRV.

LISTA DE FIGURAS

Capítulo 2: ASPECTOS GERAIS

Figura 2.1: Esboço do procedimento de reconstrução de um retrato de fase onde observe-se: a) indicação das posições das amostras x_{10} , $x_{10+\tau}$, $x_{10+2\tau}$ no sinal investigado, que compõem as coordenadas do estado $i = 10$, no espaço de estados em três dimensões, b) esboço do espaço de estados com uma possível trajetória e com o estado i determinado pelas referidas coordenadas. 21

Figura 2.2 Retratos de fase para o sinal do sinal RBU e para o atrator de Lorenz. 23

Capítulo 4: RESULTADOS E DISCUSSÃO

Figura 4.1: A) Sinal senoidal (100 amostras), B) Função Autocorrelação, C) Retratos de fase: atraso estimado em 28 amostras (vermelho) e atraso teórico igual a 25 amostras (azul). 33

Figura 4.2: Retratos de Fase para senóide considerando-se três valores de atrasos distintos: A) 25 amostras, B) 38 amostras C) atraso unitário. 34

Figura 4.3: Retratos de fase: Mapeamento Logístico, Henon, Rossler e Lorenz, com 300 e 3.000 amostras. 37

Figura 4.4: Retratos de fase: sinais RBG e RBU, com 300 e 3.000 amostras. 38

Figura 4.5: Atrator de Rossler e Atrator de Lorenz. Reconstrução: quatro trechos sucessivos de 300 amostras (1.200 estados) e quatro trechos sucessivos de 1.000 amostras (4.000 estados). 39

Figura 4.6: Esboço de um trecho de um sinal senoidal amostrado e de um possível posicionamento dos estados no espaço de estados para este sinal. 41

Figura 4.7. Curvas ApEn para as senóides com frequências de 10 Hz, 50 Hz e 100 Hz, para as frequências de amostragem iguais a 1.000 amostras (preto), 10.000 amostras (azul) e 100.000 amostras (vermelho), por segundo. 42

Figura 4.8: Curvas ApEn dos sinais investigados com comprimentos de 300, 1.000 e 3.000 amostras (verde, vermelho e azul, respectivamente). 45

Figura 4.9: Conjunto de curvas ApEn: trechos com diversos comprimentos, raio entre zero e 5,0 sd e detalhes para o raio entre zero e 0,5 sd. Logístico (vermelho), Henon (azul), Rossler (preto), Lorenz (verde), RBG (rosa) e RBU (preto). 45

Figura 4.10: Curvas ApEn médias (trechos de 300, 1.000 e 3.000 amostras) e curvas ApEn para trechos entre 5.000 e 100.000 amostras, estimadas para os sinais dos atratores Logístico, Henon, Rossler e Lorenz, e para os sinais RBG e RBU. 48

Figura: 4.11-: Valores de máximos das curvas ApEn relacionados aos comprimentos dos trechos dos sinais (número de amostras). Atratores (considerando as curvas de menor para maior amplitude): Rossler, Logístico (vermelho), Henon (azul), Lorenz e sinais RBG e RBU. 49

Figura 4.12: Valores de máximos das curvas ApEn relacionados aos valores logarítmicos decimais dos comprimentos dos trechos dos sinais (número de amostras). Atratores (considerando as curvas de menor para maior amplitude): Rossler, Logístico (vermelho), Henon (azul), Lorenz e sinais RBG e RBU.	50
Figura 4.13: EEG de indivíduos a termo. Estados de sono: A) Sono Quietos, B) Sono Ativo, C) Vigília Quieta.	53
Figura 4.14: Sinais EEG de adulto: (A) Placebo, (B) Fármaco	54
Figura 4.15: Sinais VFC: Indivíduos Normais	56
Figura 4.16: Sinais VFC: Indivíduos Chagásicos.	56
Figura: 4.17-: Valores de máximos das curvas ApEn, normalizados pelo valor de máximo do sinal RBU, relacionados aos comprimentos dos trechos dos sinais (número de amostras). Atratores (considerando as curvas de menor para maior amplitude): Rossler, Logístico, Henon, Lorenz e sinais RBG e RBU.	58
Figura: 4.18: Valores de máximos das curvas ApEn, normalizados pelo valor de máximo do sinal RBU, relacionados aos valores logarítmicos decimais dos comprimentos dos trechos dos sinais (número de amostras). Atratores (considerando as curvas de menor para maior amplitude): Rossler, Logístico, Henon, Lorenz e sinais RBG e RBU.	59
Figura 4.19: Valores de máximo normalizados para os sinais experimentais. Sinais EEG de recém-nascidos (asterisco azul), sinais EEG de adultos: placebo e fármaco (circunferência vermelha), sinais VFC: indivíduos normais (losangos rosas) e chagásicos (quadrados rosa).	60
Figura 4.20: Valores de máximo normalizados: Sinais experimentais: EEG de recém-nascidos (azul), EEG de adultos: placebo e fármaco (vermelho), sinais VFC: indivíduos normais e chagásicos (rosa), sinais caóticos: Rossler, Logístico, Henon, e Lorenz (asterisco preto), sinal RBG (asterisco preto), sinais senoidais (asterisco vermelho).	61

LISTA DE TABELAS

Capítulo 4: RESULTADOS E DISCUSSÃO

Tabela 1.1: Comprimento dos trechos (“N”) e raio de investigação (“r”)	15
Tabela 4.1: Número de amostras por ciclo de sinal senoidal	40
Tabela 4.2: Valores de máximo das curvas ApEn - sinais senoidais	42
Tabela 4.3: Coeficientes de inclinação das retas	51
Tabela 4.4: Valores de máximo das curvas ApEn : sinais EEG de recém-nascidos	53
Tabela 4.5: Valores de máximo das curvas ApEn : sinais EEG de adultos	55
Tabela 4.6: Valores de máximo: sinais VFC : indivíduo normal e chagásico, sono e vigília	55
Tabela 4.7: Valores de máximo normalizados das curvas ApEn - sinais senoidais	57

CAPITULO 1

INTRODUÇÃO

A Entropia Aproximada foi derivada da entropia de Kolmogorov-Sinai (K-S) que permite estimar a taxa de geração de informação de um sistema. A entropia K-S, após modificações introduzidas por GRASBERGER e PROCCACCIA (1983a, 1983b), TAKENS (1983) e ECKMAN e RUELLE (1985), foi alterada por PINCUS (1991) para análise das propriedades de sinais com pequeno número de amostras, fornecendo informação sobre o nível de complexidade dos mesmos (REZEK e ROBERTS, 1998; BURIOKA et al 2005). Embora proveniente da entropia K-S, a Entropia Aproximada não fornece estimativas sobre a geração de informação do sistema, mas deve ser considerada como pertencendo a uma família de estatísticas que permite investigar o nível de regularidade de um sinal (PINCUS e KEEFE, 1992; PINCUS e GOLDBERG, 1994).

A Entropia Aproximada $ApEn(m,r,N)$ é estimada utilizando-se a estrutura de um retrato de fase, obtido através da imersão do sinal com comprimento igual a N amostras em um espaço de estados com m dimensões, onde a investigação da vizinhança dos estados é realizada utilizando-se um valor de raio r pré-definido (REZEK e ROBERTS, 1998), considerado como limiar de tolerância PINCUS (1991). Para comparação das propriedades de regularidade as estimativas da $ApEn(m,r,N)$ devem ser realizadas para trechos de sinais considerando o mesmo valor da dimensão de imersão, o mesmo valor da tolerância e o mesmo número de amostras (PINCUS, 1991).

As propriedades de regularidade de sinais simulados com características caóticas determinísticas, sinais senoidais e sinais aleatórios diversos, têm sido investigadas através da $ApEn(m,r,N)$ por PINCUS (1991), PINCUS et al. (1991), PINCUS e KEEFE (1992), REZEK e ROBERTS (1998), KAFFASHI et al (2008), LU et al. (2008) e CHON et al (2009), entre outros. Os resultados mostram diferenças entre os níveis de regularidade dos sinais, apontando para a possibilidade de utilização desta técnica para avaliação e comparação entre sinais. Neste caso, as estimativas da $ApEn(m,r,N)$ com baixos valores têm sido relacionadas à alta regularidade do sinal (baixa complexidade), em oposição às estimativas da $ApEn(m,r,N)$ com elevados valores, que têm sido associadas à pequena regularidade (alta complexidade).

1.1) A UTILIZAÇÃO DA ENTROPIA APROXIMADA

Trabalhos, utilizando sinais simulados e sinais provenientes de diferentes sistemas biológicos (experimentais), têm sido realizados, utilizando a entropia aproximada $ApEn(m,r,N)$, ou uma variação denominada entropia aproximada cruzada, a qual pretende estimar a complexidade na relação entre dois sinais.

BRUHN et al. (2000a) investigaram sinais EEG de indivíduos submetidos a drogas anestésicas verificando uma redução dos valores da entropia aproximada associados ao incremento do nível anestésico. Posteriormente, BRUHN et al. (2000b), investigando os mesmos sinais, concluíram que a redução dos valores de entropia aproximada poderia ser utilizada na classificação correta da ocorrência do burst supression no aprofundamento da anestesia.

ACHARYA et al (2005) estudaram sinais EEG de adultos através de parâmetros não lineares como: dimensão de correlação, dimensão fractal, expoente de Lyapunov, entropia aproximada ($ApEn$), expoente de Hurst, espaço de estados e ploter recorrente, sugerindo que tais parâmetros poderiam ser utilizados para quantificar funções cerebrais dos estados de sono. De forma similar, mas utilizando apenas a entropia aproximada, ZHOU et al (2005) investigaram sinais EEG de adultos adquiridos para diferentes tarefas mentais (linha de base, multiplicação, composição, rotação e contagem), obtendo indicações sobre a possibilidade de classificação deste tipo de sinal. Posteriormente indicações semelhantes foram citadas por WANG et al (2010), os quais investigaram EEG de adultos sob tarefa (relaxamento, multiplicação, texto, rotação, inscrição e gerência de números), verificando que a $ApEn$ mostrou menores valores (menor complexidade) para multiplicação e inscrição e gerência de números e maior valor para rotação (maior complexidade).

Sinais eletromiográficos de superfície (EMG) para contração do pulso foram investigados por AHMAD e CHAPPELL (2008) através da entropia aproximada, utilizando janelamento de corrida, verificando maiores resultados para relaxamento (maior complexidade) em relação à contração.

YU et al (2009) estudaram sinais EEG e VFC de indivíduos normais visando verificar possíveis relações entre derivações no couro cabeludo (SI - 10:20) e atividades do sistema autonômico cardíaco, durante a execução da tarefa de aritmética mental. Os resultados apontaram para aumento da entropia aproximada do sinal EEG (derivações P3, P4, Pz, O1, O2 e Oz) durante a tarefa mental, relacionada ao aumento da atividade simpática.

Sinais EEG de indivíduos normais, de indivíduos em estado vegetativo persistente e de indivíduos em estado de consciência mínima, adquiridos durante estimulações (olhos fechados, estímulo verbal, estímulo musical e estímulo doloroso) foram investigados por WU et al (2011) através da entropia aproximada, da entropia aproximada cruzada e do índice de complexidade de

Lempel-Ziv. Os resultados permitiram verificar, para os três índices, que os valores obtidos para o estado vegetativo persistente foram inferiores ao estado de consciência mínima, e este foi inferior ao grupo controle.

BERGER et al (2010) avaliaram sinais VFC de indivíduos com esquizofrenia, e de parentes próximos através da entropia aproximada cruzada, verificando aumento significativo desta estatística. Os resultados mostraram uma redução do acoplamento cardio-respiratório, evidenciando supressão da atividade vagal em parentes de primeiro grau. Posteriormente, BERGER et al (2012) compararam parâmetros estimados a partir de sinais VFC de pacientes apresentando depressão maior (na ausência de medicamento) e de indivíduos saudáveis, visando estudar propriedades da disfunção autonômica desta doença. A entropia aproximada estimada para sinais dos intervalos RR de indivíduos saudáveis foram superiores aos encontrados para os pacientes sem medicação, o que, associado a outros índices, sugeriram decréscimo da modulação vagal cardíaca em pacientes depressivos.

Propriedades das respostas autonômicas foram também estudadas por WEIPPERT et al (2013), os quais utilizaram sinais VFC adquiridos durante exercício dinâmico (ciclismo com velocidade constante) e exercício estático (“leg press” ângulo do joelho em 90 graus). A investigação realizada através da entropia aproximada, entre outros índices, permitiu verificar maior nível de complexidade para o primeiro exercício, evidenciando que os processos de controle autonômico durante os exercícios dinâmico e estático foram qualitativamente diferentes.

TAMAKI et al (2016) investigaram sinais de movimento respiratório adquiridos através de uma faixa abdominal durante o sono quieto e sono ativo de oito recém-nascidos saudáveis com sete dias, usando entropia aproximada. Os resultados apontaram uma maior complexidade (maior valor da entropia aproximada) para os movimentos respiratórios durante o sono ativo em relação ao observado para o sono quieto.

1.2) A ENTROPIA APROXIMADA E A LÓGICA FUZZY

Uma derivação da técnica da entropia aproximada descrita por PINCUS (1991) foi proposta por CHEN et al. (2007), CHEN et al. (2009) e XIE et al. (2010), onde os autores associaram critérios da Lógica Fuzzy para avaliar a proximidade de estados vizinhos ao estado de investigação, visando reduzir o aspecto discreto imposto pela utilização da função Heaviside. Nesta nova proposta a proximidade entre estados é investigada através de funções de pertinência as quais “suavizam” o critério de proximidade. Esta entropia aproximada associada à logica Fuzzy é escrita como $FuzzyApEn(m, r, N, F(\rho))$ utilizando-se as variáveis “m”, “r”, “N” e a função de pertinência $F(\rho)$, com a necessidade da escolha da função $F(\rho)$ e dos seus parâmetros de controle. Nesta nova estatística o valor de “m” é dois, a faixa de variação do raio utilizada pelos

pesquisadores foi entre 0,01 sd e 1,0 sd, o valor de “N” depende do protocolo de simulação ou aquisição do sinal.

Embora a FuzzyApEn ($m, r, N, F(\rho)$) represente uma inovação, considerando o aspecto de suavização do critério de proximidade entre os estados, deve-se ressaltar que esta estatística insere a necessidade da escolha de uma função de pertinência com seus parâmetros de controle. Tal fato, associado à necessidade da definição a priori do valor do raio “r” e do estabelecimento do comprimento do sinal (“N”), aumenta a dificuldade de comparação entre os resultados, devido à quantidade de variáveis “empíricas” utilizadas.

1.3) PROBLEMAS DA ENTROPIA APROXIMADA

Embora os diversos resultados encontrados na literatura apontem para a possibilidade de distinção dos níveis de complexidade dos sinais algumas observações podem ser elaboradas, considerando-se o comprimento “N” dos trechos e os raios “r” de investigação.

1.3.1) O COMPRIMENTO DO SINAL

O comprimento do trecho de sinal utilizado nas estimativas da ApEn(m, r, N) tem apresentado variação entre os trabalhos, onde pesquisadores têm utilizado o algoritmo proposto por PINCUS (1991) para investigar sinais com pequeno número de amostras. Inicialmente, PINCUS et al (1991) consideram que o número de amostras inferior a 50 poderia produzir resultados com menor significado, embora não tenham criticado este valor. Entretanto PINCUS e KEEFE (1992) utilizaram 180, 900 e 2.000 amostras, LU et al (2008) utilizaram 200, 300, 600 e 1.000 amostras e CHON et al (2009) utilizaram 200 à 1.000 amostras (passo de 100 amostras). Mais recentemente PINCUS (2006) volta a considerar suficiente a utilização de sinais com comprimento na faixa de 60 amostras.

A diferença entre os comprimentos dos trechos dos sinais dificulta a comparação dos resultados, uma vez que tal comparação poderia ser realizada apenas quando estes trechos apresentassem o mesmo número de amostra (PINCUS, 1991). Associa-se a isso a utilização de trechos com pequenos comprimentos, o que pode ser motivo de crítica.

O número de amostras necessárias para investigação de um sinal, considerando a dimensão de imersão m do espaço de estados, deve estar na faixa entre 10^m e 30^m (Wolf et al, 1985). Assim, para m igual a dois, ou três, o número de amostras deve estar entre 100 e 900 amostras, ou entre 1.000 e 27.000 amostras, respectivamente. Este último valor pode ser obtido com facilidade para sinais simulados ou para sinais experimentais estacionários. Entretanto, para sinais experimentais não estacionários, trechos estacionários com este número de amostras nem sempre podem ser

obtidos com facilidade. Por outro lado a estimativa da $ApEn(m,r,N)$ depende da elaboração apropriada da estrutura do retrato de fase, obtido através da reconstrução do espaço de estados do sistema, o que está relacionada ao comprimento do sinal. Para sinais com pequeno número de amostras a resolução do retrato de fase pode não ser adequada, comprometendo as estimativas baseadas nas distâncias dos estados do retrato de fase.

Na Tabela 1.1 mostra um resumo com comprimentos de trechos de sinais e raios de investigação, para alguns artigos, onde observa-se a variabilidade destes parâmetros.

Tabela 1.1: Comprimento dos trechos (“N”) e raio de investigação (“r”)

Artigo	Sinal	“N” amostras	“raio r”	Observações
PINCUS (1991)	Caos *	300, 1.000, 3.000	0,1 à 0,25 sd	* 1
PINCUS et al (1991)	VFC	1.000	0,2 sd	
PINCUS e KEEFE (1992)	Secreção hormonal, Caos *	180, 900 e 2.000 *	0,1 e 0,4 sd *	* 2
PINCUS e VISCARELLO (1992)	VFC fetal	900	2,0 sd	
PINCUS e GOLDBERG (1994)	VFC	1.000	0,15 sd	
BRUHN et al. (2000 a,b)	EEG	1.024	0,2 sd	
ACHARYA et al (2005)	EEG	800, 900, 1.000, 1.500 *	0,15 sd	* 3
ZHOU et al (2005)	EEG	2.500	0,25 sd	
BURIOKA et al 2005	EEG	2.000	0,2 sd	
CHEN et al. (2007) *	EMG, RBU e senoides *	50, 100, 500, 2.500 *	0,05 até 1,0 para RBU, 0,3 sd para fuzzyApEn	* 4
LU et al (2008)	RBG, RBR, caos, VFC, EEG *	200 a 1000 com incremento de 100, VFC = 600, EEG = 2.000 *	0,01 à 1,0 com incremento de 0,01	* 5
AHMAD e CHAPPELL (2008)	EMG	200	0,2 sd	
KAFFASHI et al (2008)	Caos, RBG, EEG *	3.000	0,2 sd	* 6
YU et al (2009)	EEG	5.000	0,2 sd	
CHON et al (2009)	RBG, RBR, Caos, VFC *	200 à 1.000 com incremento de	0,01 à 1,0 com incremento de	* 7

		100 VFC = 600	0,01	
CHEN et al. (2009) *	EMG, RBU, senóides, Caos *	50 a 10.000	0,01 a 1,0	* 8
WANG et al (2010)	EEG	2.000	0,5 e 1,0 sd	
BERGER et al (2010)	VFC	3.000	0,2 sd	
XIE et al. (2010) *	EMG	50, 100 e 500	0,01 à 1,0 com incremento de 0,01	* 9
WU et al (2011)	EEG	32.768	0,2 sd	
BERGER et al (2012)	VFC	3.000	0,2 sd	
WEIPPERT et al (2013)	VFC	*	0,2 sd	* 10
TAMAKI et al (2016)	movimento respiratório abdominal	600	0,2 sd	

* 1 : Caos: Sinais do Mapeamento Logístico, Mapeamento de Henon, e atrator de Rossler

* 2 : Secreção hormonal, atrator de Ueda, atrator de Rossler.

Número de amostras: 180, 900 e 2.000 para atrator de Ueda e atrator de Rossler, N não encontrado para hormônio.

Raio: 0,4 sd para atrator de Ueda, 0,1 sd para atrator de Rossler, não encontrado para hormônio.

* 3 : Comprimentos variáveis, depende dos sinais no banco de dados utilizado.

* 4 : FuzzyApEn. Sinais: EMG, RBU (ruído branco uniforme), senóides.

Número de amostras: 50, 100, 500, para RBU e senóides, 2.500 para o EMG

Raio: 0,05 até 1,0 para RBU, 0,3 sd para fuzzyApEn.

* 5 : Sinais: RBG (ruído branco gaussiano), RBR (ruído Browniano), Caos: sinais do Mapeamento Logístico e Henon, sinal VFC e sinal EEG do nervo frênico.

Número de amostras: 200 a 1000 com incremento de 100, Vfc=600, Frênico=2.000

* 6 : Caos: Mapeamento Logístico e Henon, atrator de Roosler, atrator de Lorenz, RBG, EEG do nervo hipoglossos.

* 7 : Caos: Mapeamento Logístico e de Henon, Sinal VFC

* 8 : FuzzyApEn, Sinais: EMG, RBU, senóides, Caos: Mapeamento logístico

* 9 : FuzzyApEn.

* 10 : Número de amostras - não encontrado.

1.3.2) O RAIOS DE INVESTIGAÇÃO

As estimativas da $ApEn(m,r,N)$ têm sido realizadas utilizando-se o algoritmo proposto por PINCUS (1991), considerando-se a dimensão de imersão igual a dois e o valor da tolerância de investigação (raio “ r ”) pré-definido dentro da faixa entre 0,1 e 0,25 vezes o desvio padrão do sinal original, embora alguns pesquisadores utilizem valores fora desta faixa, como descrito na Tabela 1.1, para exemplificação. O valor do raio “ r ” tem sido definido de forma empírica, o que dificulta possíveis comparações entre os resultados. Adicionalmente, a definição a priori do valor do raio “ r ” de investigação pode gerar estimativas não consistentes da $ApEn(m,r,N)$, conforme estudos de LU et al (2008) e CHON et al (2009). Estes pesquisadores compararam as estimativas da $ApEn(m,r,N)$, obtidas para os sinais de ruído branco gaussiano e de sinais determinísticos, verificando que para o raio igual a 0,2 sd o sinal aleatório mostra nível de regularidade superior (ou nível de complexidade inferior) ao sinal determinístico. Por outro lado estes autores sugeriram que uma avaliação apropriada do nível de regularidade dos sinais poderia ser realizada através da comparação dos valores de máximo das estimativas $ApEn(m,r,N)$, indicando maior valor para o sinal aleatório. Neste caso, a entropia aproximada poderia ser escrita como $ApEn (m, N)$ utilizando-se apenas as variáveis “dimensão de imersão” e “número de amostras do sinal”, sem necessidade de escolha empírica do raio “ r ”.

1.4) OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho é investigar algumas características da estimativa da $ApEn(m,r,N)$ proposta por PINCUS (1991), considerando problemas relacionados ao número de amostras do trecho, a composição do retrato de fase e a definição do raio “ r ”. Adicionalmente será analisada a utilização do ponto de máximo da estimativa.

A alteração proposta através da associação da lógica Fuzzy não será investigada.

Para a investigação destas características sinais simulados e experimentais com diversos comprimentos (número de amostras) foram utilizados, considerando a dimensão de imersão igual a 2 e o valor do raio “ r ”, ou tolerância, variando entre zero e 5,0 sd (entre zero e 5 vezes o desvio padrão do sinal). Desta forma os valores $ApEn(m,r,N)$ sucessivos para os diversos valores do raio “ r ”, podem ser considerados como uma curva, com resolução 0,005 sd, sendo denominada “Curva $ApEn$ ”.

Para sinais simulados são utilizados: sinais senoidais, sinais com propriedades caóticas (sinais dos atratores do Mapeamento Logístico, Mapeamento de Henon, atrator de Rossler e atrator de Lorenz) e sinais aleatórios (sinais de Ruído Branco Gaussiano e Ruído Branco Uniforme). Para sinais experimentais são utilizados: sinais eletroencefalográficos de recém-nascidos, sinais

eletroencefalográficos de indivíduos adultos (sob influência de um fármaco ou placebo) e sinais de Variabilidade de Frequência Cardíaca (para indivíduos normais e chagásicos).

As propriedades dos sinais simulados e experimentais estão descritas nos item próprios de cada assunto.

1.5) ESTRUTURA DO TRABALHO

No capítulo 2 são descritos os aspectos gerais (teóricos e práticos) sobre a Entropia Aproximada, considerando situações relacionadas à: i) elaboração do espaço de estados, ii) estimativa do atraso, iii) número de amostras e iv) escolha empírica do valor do raio “ r ”.

No capítulo 3 estão descritos os processos de simulação dos sinais utilizados para investigação de propriedades da Entropia Aproximada, considerando os itens citados anteriormente, e algumas características dos sinais experimentais utilizados.

Os resultados e a discussão são realizados no capítulo 4 seguidos das conclusões sumarizadas no capítulo 5.

CAPITULO 2

ASPECTOS GERAIS

2.1) ASPECTOS TEÓRICOS

Neste item são avaliados aspectos teóricos que podem interferir nos procedimentos utilizados para investigação das propriedades das curvas ApEn.

2.1.1) A ESTIMATIVA DA ApEn

A estimativa da ApEn(m,r,N) pode ser realizada utilizando uma série temporal constituída pelas amostras $u(1), u(2), \dots, u(N)$, onde N é o número de amostras do sinal, m é a dimensão de imersão no espaço de estados e r é o raio de investigação dentro de uma vizinhança ou um valor da tolerância (PINCUS, 1991; RESEK e ROBERTS, 1998).

A partir das amostras da série temporal um conjunto de vetores $X(i)$ pode ser definido como $X(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i + m - 1)]$ para um espaço m -dimensional real R^m , gerando uma sequência de vetores $X(1), X(2), \dots, X(N-m+1)$. Cada vetor especifica um estado no espaço de estados reconstruído do sistema e a distância entre os vetores corresponde à distância entre os estados.

O valor da correlação $C_i^m(r)$ é a estimativa da probabilidade de ocorrência de estados na vizinhança ao estado “ i ”, considerando-se um raio de investigação r . O procedimento está descrito na equação (1) onde Θ é a Função de Heaviside, a qual fornece resultado igual a 1 se a distância entre os estados for inferior ou igual ao raio e resultado igual a zero se a distância entre os estados for superior ao raio (RESEK e ROBERTS, 1998). A correlação $C_i^m(r)$ é estimada para $1 \leq i \leq N-m+1$ e a distância $d[u_i u_j]$ é estimada considerando-se norma máxima (TAKENS, 1983).

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum \Theta(r - d[u_i u_j]) \quad (1)$$

A Função de Heaviside depende do valor do raio “ r ” de uma hiper-esfera, centrada no “ i -ésimo” estado, para avaliação da distância ao “ j -ésimo” estado vizinho.

A função $\Phi^m(r)$ corresponde ao valor médio dos valores logarítmicos das probabilidades de ocorrência de estados dentro da vizinhança considerando-se o raio r , sendo estimada como:

$$\Phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \cdot \sum \ln C_i^m(r) \quad (2)$$

A $ApEn(m,r,N)$ estima o logaritmo da probabilidade de que padrões próximos permaneçam próximos, sendo estimada através da equação (3). Pequenos valores da $ApEn(m,r,N)$ sugerem maior regularidade em oposição aos valores elevados, que sugerem menor regularidade (PINCUS, 1991; PINCUS et al., 1991).

$$ApEn(m,r,N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r) \quad (3)$$

2.1.2) O ESPAÇO DE ESTADOS E O RETRATO DE FASE

O espaço de estados ou espaço de fase é um hiper-espaço de m dimensões, sendo constituído por m variáveis que descrevem completamente o sistema. Cada eixo coordenado é definido por uma variável independente do sistema e cada ponto representa um possível estado, em determinado instante, onde a sequência de estados define uma trajetória. A evolução de um processo, representado pela trajetória em um espaço de estados, compõe o retrato de fase do sistema (PARKER e CHUA, 1987).

O espaço de estados do sistema, constituído pelas variáveis que o descrevem, pode ser reconstruído a partir de uma única série de dados utilizando a imersão temporal (PACKARD et al., 1980; TAKENS, 1981),

A versão reconstruída do atrator apresenta as mesmas características qualitativas e a mesma dimensão do atrator original, desde que as propriedades topológicas das trajetórias sejam mantidas (TAKENS, 1981, PARKER e CHUA, 1987, FIEDLER-FERRARA e PRADO, 1995).

A reconstrução dos atratores através do método dos atrasos temporais, ou método de Takens (PACKARD et al., 1980; TAKENS, 1981; FIEDLER-FERRARA e PRADO, 1995), utiliza um conjunto de vetores de dimensão m e a estimativa de um tempo de atraso específico τ , através do qual obtém-se as coordenadas dos estados no espaço de fase:

$$y_i = (x_i, x_{i+\tau}, x_{i+2\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

Cada i -ésimo estado y_i , do espaço de fase reconstruído, é definido pela dimensão de imersão m e pelas coordenadas $x_i, x_{i+\tau}, x_{i+2\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}$; onde $i+\tau, i+2\tau, \dots, i+(m-1)\tau$ são os índices das amostras da série temporal original. O atraso utilizado para reconstrução do atrator é $\tau = p \Delta t$, onde Δt é o intervalo de amostragem e p é um número inteiro (TAKENS, 1981).

Um exemplo do procedimento de reconstrução de um retrato de fase pode ser visto na figura 2.1 onde observa-se a posição do i -ésimo estado na composição da trajetória.

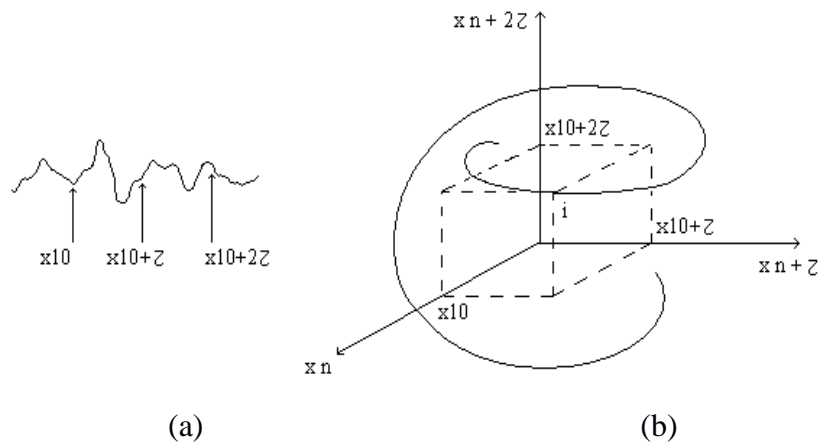


Figura 2.1: Esboço do procedimento de reconstrução de um retrato de fase onde observa-se: a) indicação das posições das amostras x_{10} , $x_{10+\tau}$, $x_{10+2\tau}$ no sinal investigado, que compõem as coordenadas do estado $i = 10$, no espaço de estados em três dimensões, b) esboço do espaço de estados com uma possível trajetória e com o estado i determinado pelas referidas coordenadas. Transcrito de GOUVÊA (2000).

O procedimento de reconstrução do espaço de estados é sensível ao valor de τ , obtido a partir da série temporal original do sistema, devendo ser cuidadosamente escolhido. Teoricamente pode ser utilizado qualquer valor para o atraso τ se as séries temporais forem infinitas e sem ruídos (TAKENS, 1981; FIEDLER-FERRARA e PRADO, 1995). Na prática, entretanto, sinais experimentais nunca se adequam a essas condições sendo necessárias precauções para essa escolha (BABLOYANTZ, 1990a, 1990b).

Se τ é muito pequeno os estados do atrator, embora distintos, apresentam valores muito próximos e o atrator reconstruído restringe-se à diagonal do espaço de fase, pois os pontos apresentam dependência linear. Por outro lado, se τ é muito grande, os estados mostrar-se-ão não correlacionados cobrindo todo o espaço de fase, e a estrutura do atrator reconstruído desaparece (PARKER e CHUA, 1987, FIEDLER-FERRARA e PRADO, 1995).

2.1.3) A ESTIMATIVA DO ATRASO

Embora PINCUS (1991) não tenha citado de forma direta a utilização do espaço de estados na estimativa da $ApEn(m,r,N)$, a investigação realizada para sinais de atratores caóticos, bem como a definição dos valores a serem utilizados nas estimativas, aponta para este fato. Adicionalmente, considerações de RESEK e ROBERT (1998) corroboram a necessidade de utilização de técnicas relacionadas à reconstrução do espaço de estados.

Na metodologia original PINCUS (1991) apresenta o algoritmo de estimativa da $ApEn(m,r,N)$ utilizando um conjunto de três amostras associadas, mas não define qual o defasamento deve ser utilizado na elaboração do algoritmo. A utilização de um atraso τ (ou

defasamento) não apropriado pode interferir na investigação devido a possíveis correlações entre as associações das diversas amostras, alterando os resultados na estimativa da $ApEn(m,r,N)$.

Várias técnicas podem ser empregadas para estimar o atraso τ utilizado no deslocamento das coordenadas do espaço de estados. FRASER e SWINNEY (1986) e BAI-LIN (1989) usam o primeiro mínimo do estimador da Função de Informação Mútua, enquanto que FRANK et al. (1990), GRAF e ELBERT (1990) e PRITCHARD e DUKE (1992) sugerem o primeiro zero ou o primeiro mínimo da estimativa da Função Autocorrelação. Avaliando estes dois procedimentos de estimativa GRAF e ELBERT (1990) verificaram que o ponto do primeiro mínimo do estimador da Função de Informação Mútua e o primeiro cruzamento de zero da estimativa da Função Autocorrelação são coincidentes, sendo esta última a técnica mais utilizada.

2.1.4) O NÚMERO DE AMOSTRAS

Segundo PINCUS (1991) o método pode ser utilizado para investigação de sinais com pequeno comprimento (número de amostras), e este fato não tem preocupado os pesquisadores. Entretanto, considerando critérios estatísticos, estimativas baseadas em um pequeno número de amostras podem não ser confiáveis.

Com relação à duração dos sinais (comprimento) os procedimentos computacionais relacionados à Teoria de Sistemas Dinâmicos Não-lineares requerem sinais com elevado número de amostras (longa duração), conforme apontado por WOLF et al. (1985). Sinais com longa duração são possíveis como sinais teóricos ou simulados sob rígidos controles, entretanto, sinais experimentais geralmente apresentam curta duração, em especial em processos biológicos que geram séries temporais limitadas no tempo (MPITSOS, 1990).

Por outro lado a aplicação do método a sinais provenientes de sistemas biológicos sugere considerar as características de estacionariedade, linearidade e dinâmica de processos envolvidos. Sinais biológicos, entretanto, são geralmente não estacionários em longo prazo e não lineares por características intrínsecas ao processo.

O número de amostras necessárias para elaboração de um espaço de estados, e consequentemente para realização de estimativas baseadas nas posições dos estados, ou nas distâncias entre eles, tem sido discutido. Avaliações realizadas para a dimensão de correlação (TSDNL) por ABRAHAN et al. (1986) citam como apropriado valores entre 500 e 1.200 amostras, embora ATMANSPACHER et al. (1988) considere apropriado sinais com 1.000 amostras. Por outro lado FIEDLER-FERRARA e PRADO (1995) e AGUIRRE (1996) apontam para sinais com 10.000 amostras.

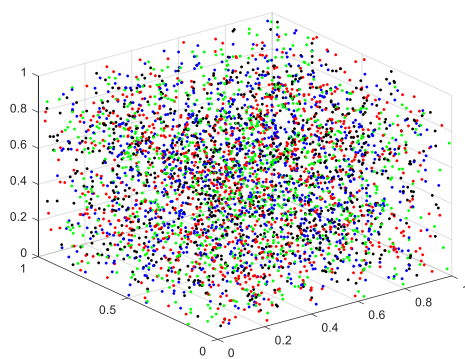
Adicionalmente PINCUS (1991) ainda comenta a presença de tendenciosidade nas estimativas da $ApEn(m,r,N)$ quando o número de amostras do sinal aumenta e sugere que qualquer comparação de resultados deva ser realizada utilizando-se sinais com mesmo comprimento.

2.2) ASPECTOS PRATICOS

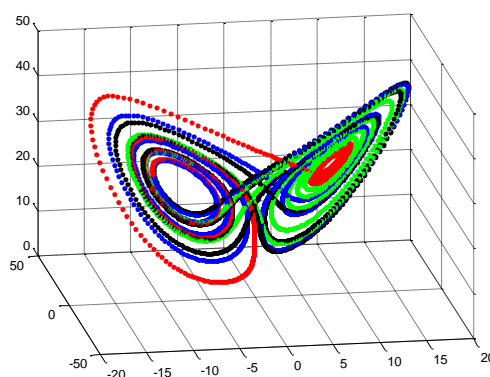
2.2.1) OS RETRATOS DE FASE

Retratos de fase com estrutura conhecida podem ser obtidos no espaço de estados para alguns sinais com características caóticas, alguns sinais aleatórios com amostras independentes ou sinais com periodicidade específica.

Retratos de fase obtidos para o sinal RBU e para o sinal do atrator de Lorenz estão mostrados na figura 2.2. Observa-se, para o sinal do atrator de Lorenz, que a sequência dos estados que compõem a trajetória permite o reconhecimento da sua estrutura, com uma resolução apropriada considerando um segmento com 4.000 amostras (quatro segmentos de 1.000 amostras). Para o sinal RBU, com amostras independentes, a sequência dos estados não apresenta uma trajetória definida, o que produz um retrato de fase cujos estados mostram-se em posições aleatórias.



Sinal RBU



Atrator de Lorenz

Figura 2.2 Retratos de fase para o sinal do sinal RBU e para o atrator de Lorenz.

Sinais simulados, como os sinais caóticos ou sinais de ruído branco, mostram propriedades através das quais as estruturas dos seus retratos de fase podem ser consideradas conhecidas a priori. Este conhecimento pode ser utilizado, através de inspeção visual, para limitação do comprimento dos trechos dos sinais utilizados para elaboração dos espaços de estados. Para sinais experimentais, entretanto, geralmente as possíveis estruturas dos retratos de fase não são conhecidas. Neste caso o aumento do número de amostras dos trechos dos sinais (se for possível) poderá introduzir novas

informações sobre o processo, possivelmente melhorando a resolução da estrutura do retrato de fase (se existir).

A utilização de trechos de sinais para reconstrução de um espaço de estados pode influir diretamente na resolução do retrato de fase, alterando qualquer estimativa baseada nas distâncias entre estados, inclusive a $ApEn(m,r,N)$.

2.2.2) A DEFINIÇÃO EMPÍRICA DO RAIOS “R”

O raio “r” de investigação ou limite de tolerância tem sido utilizado por pesquisadores entre 0,1 sd até 0,25 sd, embora, em alguns trabalhos, valores acima desta faixa também sejam utilizados.

As estimativas da $ApEn(m,r,N)$ para pequenos valores do raio “r” podem não fornecer informações claras (explicativas) em virtude da restrição do espaço e/ou volume investigado (2D ou 3D respectivamente). Por outro lado, valores do raio “r” muito elevados podem abranger um espaço ou volume muito amplo, onde as informações podem se superpor.

Como a escolha do valor do raio “r” depende da experiência do pesquisador, sendo, portanto, empírico, e como não há consenso entre os pesquisadores, a comparação dos resultados torna-se difícil, impedindo ou dificultando a comparação dos resultados.

2.2.3) A CURVA $ApEn$ E O PONTO DE MÁXIMO

Curvas $ApEn$, conforme citado anteriormente (para o raio “r” variando entre zero e 5 sd) podem ser obtidas para sinais mesmo com elevado número de amostras, uma vez que devido à evolução dos processadores, o processamento dos dados (considerando-se a estimativa das distâncias entre estados) tende a ser cada vez mais rápido.

Considerando as curvas $ApEn$, uma possível forma de análise poderia ser a utilização do ponto de máximo destas curvas, conforme sugerido por LU et al. (2008) e CHON et al (2009).

O valor de máximo da curva $ApEn(m,r,N)$, é o limite superior da curva estimada para um determinado sinal e pode ser considerada como representativo do nível de regularidade / complexidade do mesmo.

A utilização desta estimativa reduz a necessidade da introdução de valores de raios escolhidos de forma empírica, introduzindo um parâmetro de fácil comparação.

2.2.4) A NORMALIZAÇÃO DOS RESULTADOS

Sinais com distribuição uniforme (RBU) apresentam os maiores valores de entropia de Shannon, devido à uniformidade da distribuição.

A característica aleatória destes sinais, que promove um elevado nível de complexidade, poderia ser utilizada como padrão de comparação entre os resultados.

Desta forma, os resultados obtidos através das curvas $ApEn(m,r,N)$ para sinais aleatórios, caóticos e experimentais, poderiam ser comparados visando estabelecer proporções entre os diversos níveis de complexidade.

CAPITULO 3

MATERIAL E METODOLOGIA

3.1) MATERIAL

Neste item são descritos os procedimentos para obtenção dos sinais simulados: senóides, sinais caóticos (Mapeamento Logístico, Mapeamento de Henon, Atrator de Rossler e Atrator de Lorenz) e sinais aleatórios (Ruído Branco Gaussiano e Ruído Branco Uniforme).

Para os sinais experimentais (sinais eletroencefalográficos de recém-nascidos e de adultos, e sinais de variabilidade da frequência cardíaca), algumas propriedades estão descritas nos item específicos.

3.1.1) OS SINAIS SIMULADOS

3.1.1.1) A SIMULAÇÃO DOS SINAIS SENOIDAIS

Trechos de sinais senoidais com duração de um segundo foram simulados com amplitude unitária, fase nula e frequências de 10 Hz, 50 Hz e 100 Hz. Para cada um destes sinais foram utilizadas as frequências de amostragem iguais a 1.000, 10.000 e 100.000 Hz, produzindo trechos de sinais com diferentes números de amostras. Para estes sinais os retratos de fase foram obtidos utilizando-se atrasos estimados através da Função Autocorrelação, conforme descrito em KAFFASHI et al. (2008). Todos os trechos dos sinais senoidais foram normalizados para obtenção de variância unitária.

3.1.1.2) A SIMULAÇÃO DOS SINAIS CAÓTICOS

Neste trabalho os sinais do atrator do Mapeamento Logístico, do atrator de Henon e do atrator de Rossler foram simulados com os mesmos parâmetros descritos por PINCUS (1991). Adicionalmente, um sinal do atrator de Lorenz também foi usado. Todas as séries temporais foram simuladas com 570.000 amostras.

Para os sinais com características caóticas as 500 amostras iniciais foram excluídas, visando remover qualquer possível influência relacionada ao estado transitório. As definições das equações dos sinais que apresentam propriedades caóticas estão descritas a seguir.

Para o atrator do Mapeamento Logístico foi utilizada a equação (5), com valor inicial $x(1)=0,5$.

$$X_{i+1} = 3,8 X_i (1 - X_i) \quad (5)$$

Para o atrator do mapeamento de Henon foram utilizadas as equações descritas em (6), com valores iniciais: $x(1)=0,001$, $y(1)=0,005$.

$$\begin{aligned} X_{i+1} &= Y_i + 1 - 1,4 X_i^2, \\ Y_{i+1} &= 0,3 X_i \end{aligned} \quad (6)$$

Para o atrator de Rossler foram utilizadas as equações descritas em (7). Os valores iniciais foram: $x(1)=2,5$, $y(1)=2$, $z(1)=0$, e o passo de integração foi de 0,005.

$$\frac{dx}{dt} = -z - y \quad \frac{dy}{dt} = x - 0,15y \quad \frac{dz}{dt} = 0,20 + 0,7z(x - 5) \quad (7)$$

Para o atrator de Lorenz foram utilizadas as equações descritas em (8). Os valores dos parâmetros foram iguais a $\sigma=10$, $\beta=8/3$, $\rho=28$, com valores iniciais: $x(1)=-10$, $y(1)=-10$, $z(1)=20$ e o passo de integração foi de 0,005.

$$\frac{dx}{dt} = \sigma(y - x) \quad \frac{dy}{dt} = x(\rho - z) - y \quad \frac{dz}{dt} = xy + \beta z \quad (8)$$

Para o atrator Logístico e o atrator de Henon as curvas ApEn foram estimadas utilizando-se os sinais “x” normalizados para obtenção de desvio padrão unitário, e os espaços de estados foram reconstruídos utilizando-se o método de atrasos de Takens (TAKENS, 1981). Os atrasos foram estimados como a ordem da última amostra antes do primeiro cruzamento de zero da Função Autocorrelação dos sinais, conforme sugerido por KAFFASHI et al (2008).

Para os atratores de Rossler e Lorenz a reconstrução do espaço de estados foi realizada utilizando-se os sinais “x” e “y” para imersão m igual a 2 e os sinais “x”, “y” e “z” para imersão $m+1$ igual a 3. Neste caso o método de atrasos de Takens não foi utilizado. Para estes atratores os três sinais foram normalizados pelo maior desvio padrão do modelo, visando manter a proporção das variáveis “x”, “y” e “z” nos respectivos espaços de estados.

3.1.1.3) A SIMULAÇÃO DOS SINAIS ALEATÓRIOS: RBU E RBG

O sinal RBG (Ruído Branco Gaussiano) foi simulado com média zero e desvio padrão unitário e o sinal RBU (Ruído Branco Uniforme) foi simulado com valores entre zero e a unidade e posteriormente normalizado para desvio padrão unitário. Para estes sinais os espaços de estados foram reconstruídos utilizando-se o método de atrasos de Takens, onde o atraso foi estimado conforme sugerido por KAFFASHI et al (2008). Sinais simulados com 570.000 amostras

3.1.2) OS SINAIS EXPERIMENTAIS

Os sinais experimentais, utilizados neste trabalho foram cedidos para pesquisa.

Os sinais EEG de recém-nascidos foram cedidos pelo Programa de Engenharia Biomédica (COPPE-UFRJ). Os sinais EEG de adultos foram cedidos através do Projeto CAPES 2008, realizado em conjunto com as Universidades: UFRJ, UFMG, UFV, e UNIFESP. Os sinais de variabilidade da frequência cardíaca (VFC) foram cedidos pelo Departamento de Engenharia Elétrica (UFMG).

Os sinais experimentais utilizados neste trabalho apresentam diferentes protocolos de aquisição e não estão relacionados. Estes sinais foram selecionados de forma aleatória a partir de um conjunto de sinais e foram utilizados para exemplificar a aplicação da técnica. Desta forma, considerações sobre os processos fisiológicos podem ser realizadas apenas de forma isolada.

Os protocolos de aquisição dos sinais, bem como um resumo das propriedades dos sinais, estão descritos nos itens específicos.

Os sinais com menores comprimentos foram os sinais eletroencefalográficos de recém-nascidos, os quais apresentaram número de amostras variando entre 2.000 e 7.000.

Os sinais mais longos foram os sinais de variabilidade da frequência cardíaca (sistema HOLTER 24 Horas) os quais podem chegar a valores superiores a 100.000 amostras.

Os sinais eletroencefalográficos de adultos mostram comprimento intermediário, com valor aproximado de 20.000 amostras.

Considerando a necessidade da utilização de trechos de sinais com o mesmo comprimento este valor foi pré-definido como 5.000 amostras, devido aos sinais eletroencefalográficos de recém-nascidos.

Para os sinais experimentais os atrasos foram estimados utilizando-se o método sugerido por KAFFASHI (2008). Os sinais, ou trechos de sinais, foram utilizados para as estimativas das curvas ApEn após a remoção do valor médio e obtenção de variância unitária.

3.1.2.1) SINAIS ELETROENCEFALOGRÁFICOS - EEG

Sinais eletroencefalográficos (EEG) são sinais captados no couro cabeludo de indivíduos normais (saudáveis) ou apresentando disfunções diversas. Estes sinais são obtidos utilizando-se eletrodos posicionados em marcas anatômicas específicas do couro cabeludo. Embora a disposição dos eletrodos possa variar, dependendo do interesse dos pesquisadores, tem havido consenso na utilização de uma disposição específica denominada como Sistema Internacional 10-20 (SI 10-20).

Os sinais EEG modificam-se com a idade, estando relacionados ao processo de maturação do Sistema Nervoso Central (SNC) e ao protocolo de aquisição, o qual pode inserir tarefas específicas ou considerar a influência de fármacos. Desta forma, os padrões eletrográficos normais do ciclo de sono-vigília ou as propriedades eletrofisiológicas para os diversos protocolos podem apresentar diferenças.

Sinais eletroencefalográficos tem sido estudados através de seus aspectos neurofisiológicos e os métodos de processamento de sinais utilizados abrangem técnicas lineares e não lineares (NIEDERMEYER, 1993; LOPES DA SILVA, 1993).

3.1.2.1.1) O EEG DE RECÉM-NASCIDOS

A classificação dos estados do ciclo de sono-vigília em recém-nascidos baseia-se na relação entre variáveis fisiológicas como: regularidade da respiração, movimentação dos olhos, miograma submentoniano e eletroencefalograma, e variáveis comportamentais como: abertura ou fechamento dos olhos, atividades corporais e vocalização (STOCKARD-POPE et al., 1992).

No estado I ou estado de sono quieto, o recém-nascido mostra respiração regular, olhos fechados, nenhum movimento da cabeça ou membros, não sendo encontrados movimentos oculares rápidos. Esse estado de sono pode também ser chamado de sono não-REM.

No estado II ou estado de sono ativo o recém-nascido mostra respiração irregular, olhos fechados, pequenos movimentos corporais, presença de movimentos oculares rápidos. Esse estado de sono assemelha-se ao sono REM em indivíduos adultos.

No estado III ou estado de vigília quieta o recém-nascido apresenta olhos abertos e aparência alerta e desperta. O padrão eletrográfico assemelha-se a um padrão de sono ativo (STOCKARD-POPE et al., 1992; LOMBROSO, 1993).

Material

Sinais eletroencefalográficos de recém-nascidos a termo foram adquiridos conforme o Sistema Internacional 10-20 modificado para recém-nascidos. Estes sinais foram adquiridos no

Instituto Fernandes Figueira (RJ, Brasil) tendo sido aprovado pela Comissão de Ética deste Instituto.

Os sinais EEG de recém-nascidos foram filtrados por um filtro passa-faixa (entre 0,5 e 35 Hz) sendo digitalizados a 128 Hz.

Os sinais EEG de recém-nascidos utilizados neste trabalho foram segmentos referentes à derivação Fp1-C3. Dois trechos de sinal para cada estado de sono: sono quieto, sono ativo e vigília quieta.

3.1.2.1.2) O EEG DE ADULTO

Os sinais eletroencefalográficos de adultos foram adquiridos durante a realização de um Teste de Substituição de Dígitos por Símbolos (TSDS), o qual permite verificar a capacidade da codificação de funções cognitivas, de associação e motoras de um indivíduo. Este teste é simples e sensível a alterações de desempenho cognitivo, sendo utilizado para avaliar a atuação de fármacos em comparação à atuação de placebos (AMABILE, 2008). Este teste é do tipo papel e caneta e consta da substituição de 125 dígitos (zero a nove) por símbolos específicos durante 90 segundos. Este teste foi realizado considerando-se a influência de um fármaco e de placebo.

Para este teste (TSDS) o fármaco geralmente utilizado é o flunitrazepam, o qual induz sono de forma rápida, diminuindo a atenção e o desempenho psicomotor, enquanto o placebo é um fármaco ou procedimento inerte, que apresenta efeito terapêutico relacionado aos efeitos fisiológicos da crença do paciente que está em tratamento. A utilização do fármaco, em oposição ao placebo, permite estudar propriedades do funcionamento neurofisiológico durante a execução de funções cognitivas (TSDS), devido à sonolência induzida no indivíduo.

Material:

Neste trabalho foram utilizados sinais EEG das derivações F3, e P4, (referência: mastóideo - A1 e A2, Sistema Internacional 10-20), obtidos dos registros de um voluntário, durante a realização do teste de substituição de dígitos por símbolos sob a influência do placebo e do flunitrazepam. O estudo foi do tipo cruzado, duplo cego, com doses orais únicas de flunitrazepam (1,2 mg) ou placebo (glicose) em 2 sessões experimentais com ordem de aplicação aleatória e sorteio na hora do exame. Os testes foram realizados três vezes antes da sessão de aquisição dos sinais EEG, visando minimizar o efeito de aprendizado. Os exames foram realizados na UNIFESP (Departamento de Psicobiologia), com aprovação pelo Comitê de Ética Local. Os sinais foram adquiridos na frequência de 250 Hz utilizando-se o sistema Neuroscan SymAmps™ – USA, com filtro anti-aliasing, passa baixa em 70 Hz. Os sinais EEG foram pré-processados para remover artefatos através da técnica “Local Singular Spectrum Analysis” e “Standard Deviation”

(AMABILE, 2008). Posteriormente, os sinais foram filtrados através de um filtro rejeita faixa em 60 Hz, Butterworth segunda ordem, utilizado de forma direta e reversa. O sinal resultante foi utilizado para processamento, após a remoção do valor médio e da obtenção de variância unitária.

3.1.2.2) O SINAL VFC

O sinal de variabilidade da frequência cardíaca (VFC) é composto pela sequência dos intervalos sucessivos entre os batimentos cardíacos, obtidos em ritmo sinusal (intervalos RR), os quais refletem o mecanismo de regulação do sistema cardiovascular, bem como sua interação com outros sistemas do organismo. A sequência dos intervalos RR normais (ou VFC) esta relacionada com a atuação do Sistema Nervoso Simpático, responsável pelo aumento da frequência cardíaca, e do Sistema Nervoso Parassimpático, responsável pela redução da frequência cardíaca (componentes do Sistema Nervoso Autônomo).

Sinais VFC tem sido investigados através de métodos diversos (lineares e não-lineares), visando esclarecer aspectos relacionados ao processo de modulação do Sistema Nervoso Autônomo sobre o Sistema Cardiovascular (TASK FORCE, 1996, OLIVEIRA, 2002, RIBEIRO et al, 2002).

Neste trabalho foram investigados sinais de variabilidade de frequência cardíaca de dois indivíduos normais e dois indivíduos apresentando doença de chagas (fração de ejeção < 50%).

A doença de chagas é uma doença infecciosa causada pelo parasita *trypanossoma cruzi*. O parasita pode alojar-se em diversos órgãos, onde causa lesões, aumentando seu volume pela desagregação dos tecidos nervoso e muscular. Este parasita pode alojar-se no músculo liso, músculo estriado, músculo cardíaco, Sistema Nervoso Central (ANDRADE e ANDRADE, 1979). Em sua fase crônica a cardiopatia chagásica pode provocar alterações do ritmo cardíaco e na condução do estímulo elétrico (RASSI, 1979).

Material

Os sinais de Variabilidade de Frequência Cardíaca foram adquiridos no Hospital das Clínicas da Universidade Federal de Minas Gerais, sendo os procedimentos de aquisição aprovados pela Comissão de Ética em Pesquisa deste Hospital, considerando as recomendações da Organização Mundial da Saúde, da Declaração de Helsinque de 1975 e da resolução 196/96 sobre Pesquisa envolvendo seres humanos (Ministério da Saúde do Brasil).

Os sinais RR foram pré-processados visando a retirada dos batimentos ectópicos e a interpolados na frequência de 5 Hz, utilizando o método spline.

Os trechos de sinais utilizados foram normalizados para variância unitária.

3.2) A METODOLOGIA

Inicialmente são investigadas as características dos retratos de fase, a influência do atraso, as formas de onda das curvas ApEn e os pontos de máximo para os sinais senoidais.

Posteriormente são investigadas as formas de onda e os pontos de máximo das curvas ApEn dos sinais caóticos e aleatórios.

Finalmente são investigadas as curvas ApEn e os pontos de máximo obtidos para os sinais experimentais.

As curvas ApEn foram estimadas para imersão igual a 2 e considerando a variação do raio “r” na faixa entre zero e 5,0 sd (até 5 vezes o desvio padrão do sinal original) com passo igual a 0,005 sd, para cada tipo de sinal: senoidal, caóticos (Logístico, Henon, Rossler, Lorenz), aleatórios (RBG e RBU) e experimentais (EEG de recém-nascidos e de adultos e VFC).

CAPITULO 4

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste item serão apresentados e discutidos os resultados das diversas investigações.

4.1) A INVESTIGAÇÃO DOS RETRATOS DE FASE

4.1.1) A INFLUÊNCIA DO ATRASO NO RETRATO DE FASE

A Função Autocorrelação teórica para um sinal senoidal apresenta uma forma de onda semelhante a um sinal cossenoidal, onde os pontos de máximo ou mínimo encontram-se relacionados ao defasamento igual a intervalos múltiplos inteiros de π radianos (180 graus). Neste caso o primeiro cruzamento de zero ocorre em $\pi/2$ radianos (90 graus), estando este valor relacionado ao número de amostras de um ciclo completo da senóide. Para um sinal senoidal com um segundo, simulado com 10 Hz e com frequência de amostragem de 1.000 Hz (figura 4.1 A), a estimativa do primeiro cruzamento de zero ocorre para 25 amostras (figura 4.1 B), igual ao valor teórico. Este resultado é utilizado como atraso, ou defasamento, para reconstrução do espaço de estados.

Por outro lado, para sinais compostos como uma associação de um grande número de senóides, a estimativa do primeiro cruzamento de zero tende a aproximar-se do valor teórico, podendo apresentar diferenças relacionadas à amostragem, ao comprimento dos sinais, à estacionariedade, etc. Neste caso, embora a diferença entre o defasamento estimado e o defasamento teórico possa ser considerada pequena (uma amostra, por exemplo) os retratos de fase obtidos no espaço de estados, utilizando-se o método de TAKENS (1981), podem apresentar diferenças como observado na figura 4.1 C, devido ao deslocamento entre as trajetórias.

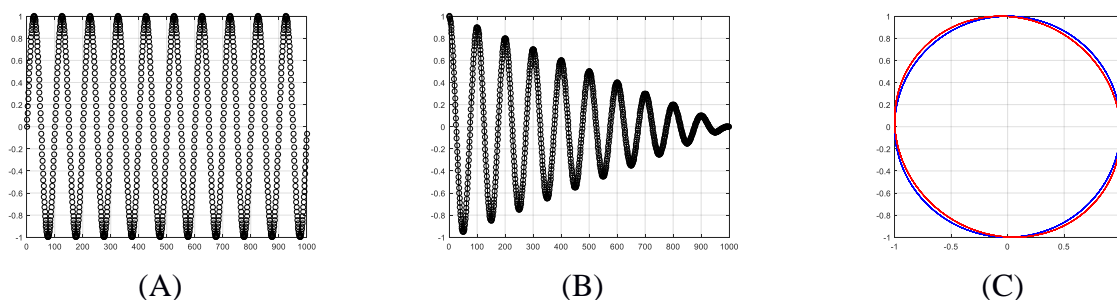


Figura 4.1: A) Sinal senoidal (100 amostras por ciclo), B) Função Autocorrelação, C) Retratos de fase: atraso estimado em 26 amostras (vermelho) e atraso teórico igual a 25 amostras (azul).

Na figura 4.2 estão mostrados retratos de fase em um espaço de estados em duas dimensões, para um sinal senoidal (10 Hz e 1.000 amostras), para três valores de atrasos distintos. Para o item (A) foi utilizado atraso teórico igual a 25 amostras, onde observa-se que o retrato de fase assemelha-se a uma circunferência conforme esperado. Para o item (B) o atraso utilizado foi igual a 35 amostras, onde observa-se uma distorção do retrato de fase relacionada ao valor do atraso utilizado. Para o item (C) foi utilizado atraso unitário e nota-se uma compressão do retrato de fase.

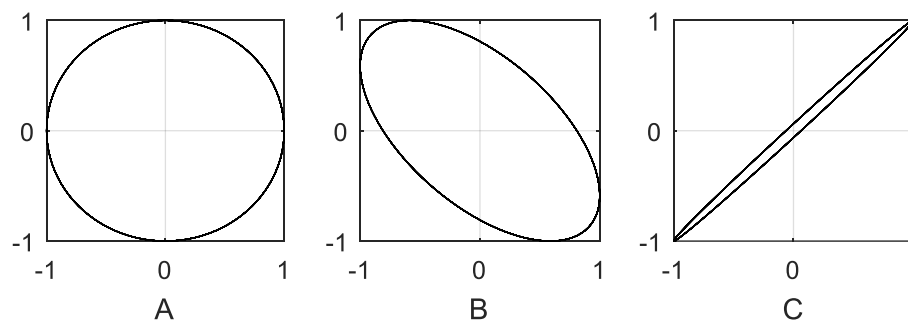


Figura 4.2: Retratos de Fase para senóide considerando-se três valores de atrasos distintos: A) 25 amostras, B) 38 amostras C) atraso unitário.

Diferenças entre estimativas de atrasos, teórico e obtido através da Função Autocorrelação, podem ocorrer para sinais senoidais com diversas frequências, para sinais simulados como uma associação de senóides ou para sinais experimentais. Os valores estimados para estes atrasos são utilizados para posicionamento dos estados no espaço de estados e, desta forma, para obtenção de estatísticas baseadas nas distâncias entre os estados. Um posicionamento incorreto dos estados, no retrato de fase, pode influenciar as estimativas baseadas neste posicionamento.

Como a estimativa da ApEn baseia-se nas distâncias entre estados, logo baseia-se nas posições dos estados no retrato de fase, critérios de posicionamento tornam-se relevantes. Desta forma, uma pequena diferença entre os valores de atraso teórico e estimado, associada ao erro ou aproximação oriundo da utilização da Função Autocorrelação, pode resultar em estimativas diferentes.

Adicionalmente ressalta-se que a utilização do atraso unitário, para qualquer tipo de sinal sem uma avaliação apropriada do nível de relação entre as amostras, pode promover uma compressão do retrato de fase, como observado na figura 4.2 C, modificando a posição dos estados e gerando uma estimativa ApEn que pode ser espúria dependendo do sinal investigado. Esta compressão tem sido comentado por BABLOYANTZ et al (1990a, 1990b) que ressalta a possibilidade da influência da dependência linear entre as amostras sucessivas.

Para sinais experimentais o problema do atraso é relevante, uma vez que o desconhecimento das propriedades destes sinais não permite avaliações a priori sobre o valor mais apropriado. Neste caso a utilização de um procedimento padrão, como a última amostra antes do primeiro cruzamento de zero da Função Autocorrelação para estimativa do atraso, e a utilização do teorema

de Takens, para reconstrução do espaço de estados, pode ser uma possível solução técnica para minimizar possíveis diferenças nas estimativas da ApEn.

4.1.2) OS SEGMENTOS DE COBERTURA DOS RETRATOS DE FASE

Retratos de fase reconstruídos em espaços de estados de três dimensões a partir de segmentos de cobertura de 300 amostras e 3.000 amostras estão mostrados na figura 4.3, para os sinais dos atratores do Mapeamento Logístico, Mapeamento de Henon, Rossler e Lorenz, e figura 4.4 para os sinais RBG e RBU.

Uma avaliação através de inspeção visual e do conhecimento prévio das formas dos atratores permite considerar que os retratos de fase do atrator do Mapeamento Logístico e do atrator de Henon apresentam estruturas com resoluções apropriadas, para segmentos de cobertura com 300 ou 3.000 amostras. Para estes atratores observa-se que a utilização de 300 amostras ou 3.000 amostras (considerando-se como 300 ou 3.000 estados aproximadamente) não interfere na visualização da forma geral da estrutura. A inserção de “novos estados” no espaço de estados, para estes atratores, tem efeito de melhorar a resolução da estrutura uma vez que estes “novos estados” serão alocados nas “alças” presentes dos atratores. A geração de “novas alças” pode ocorrer, entretanto a proximidade entre as “alças anteriores” e as “alças novas” parece não interferir de forma significativa na visualização dos retratos de fase.

Para o atrator de Lorenz o retrato de fase reconstruído a partir de um segmento de cobertura com 3.000 amostras mostra uma estrutura com resolução apropriada em oposição ao obtido através da utilização de segmentos de cobertura de 300 amostras. Para este atrator o incremento do número de amostras (300 para 3.000 amostras) promove o aparecimento de “novas alças” no retrato de fase, as quais permitem uma melhor visualização (resolução) da estrutura.

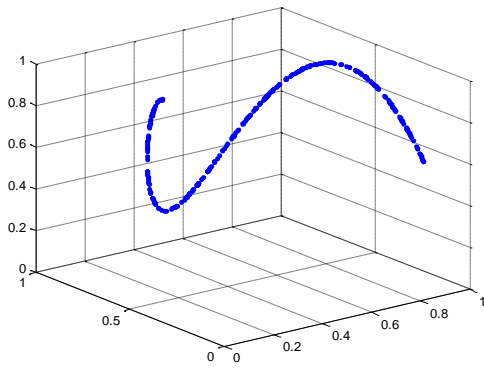
Para o atrator de Rossler a utilização de segmentos de cobertura com 300 ou 3.000 amostras não permite reconstruções apropriadas das estruturas dos retratos de fase, evidenciando a necessidade da utilização de segmentos com número superior de amostras, uma vez que apenas uma pequena parcela da forma geral do atrator pode ser observada.

Uma resolução razoável da estrutura dos retratos de fase relativamente mais simples, como observado para os atratores Logístico e de Henon, pode ser obtida utilizando-se trechos de sinais com pequeno número de amostras (pequeno número de estados). Entretanto, para atratores com estruturas mais complexas, como os atratores de Rossler e de Lorenz, que apresentam um grande número de alças no retrato de fase, a utilização de segmentos de cobertura com pequeno comprimento pode dificultar a elaboração da estrutura do retrato de fase, com uma resolução apropriada.

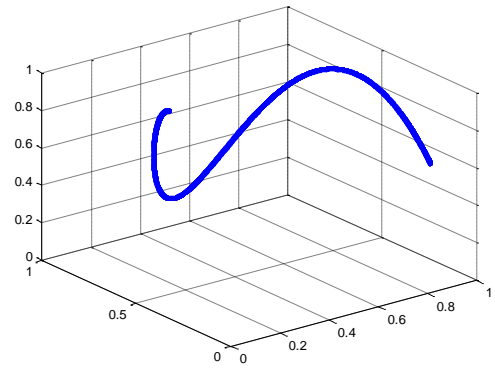
Sinais RBG e RBU não apresentam atratores e os retratos de fase mostram semelhança a aglomerados de estados, cuja densidade de estados aumenta com o incremento do número de amostras do trecho do sinal utilizado. Para estes sinais a utilização de segmentos maiores não altera a forma dos retratos de fase, embora a introdução de mais estados possam permitir uma melhor estimativa das distâncias entre os estados.

O número de estados dos segmentos de cobertura para reconstrução apropriada do espaço de estados aparentemente varia entre os diversos tipos de atratores, mas a definição deste número ainda é uma questão em aberto. Neste trabalho o conhecimento prévio da forma das estruturas dos atratores dos sinais caóticos e dos retratos de fase dos sinais aleatórios foi considerado para inspeção visual dos resultados.

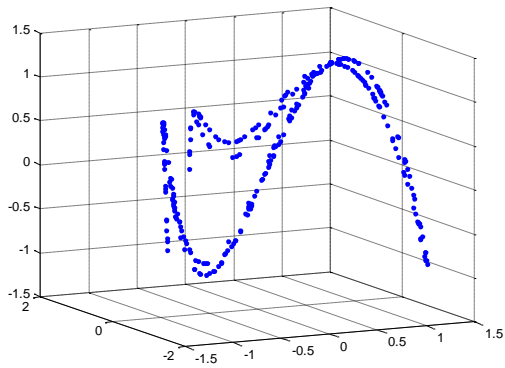
Sinais experimentais, especialmente aqueles provenientes de sistemas biológicos, muitas vezes não apresentam atratores. Outras vezes se os atratores existem os mesmos podem não ser conhecidos como os estudados anteriormente, o que dificulta a avaliação por inspeção visual e corrobora a necessidade de definições mais apropriadas quanto ao comprimento dos segmentos de cobertura.



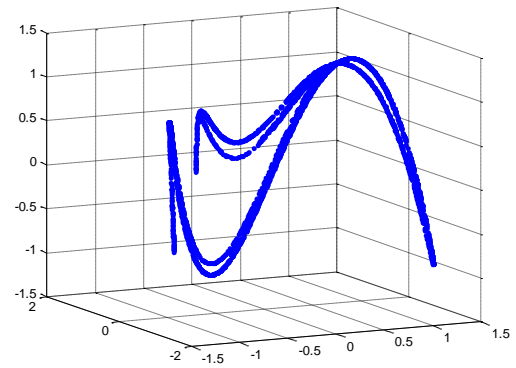
Logístico



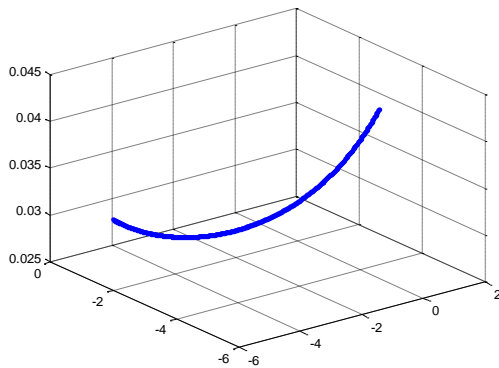
Logístico



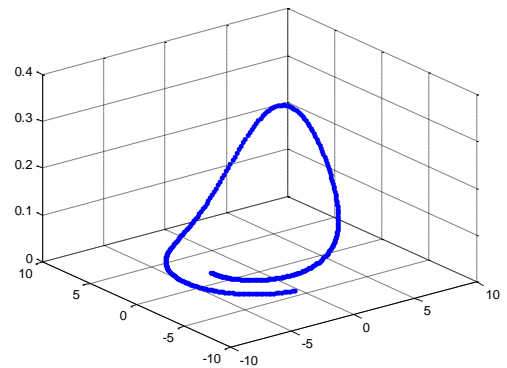
Henon



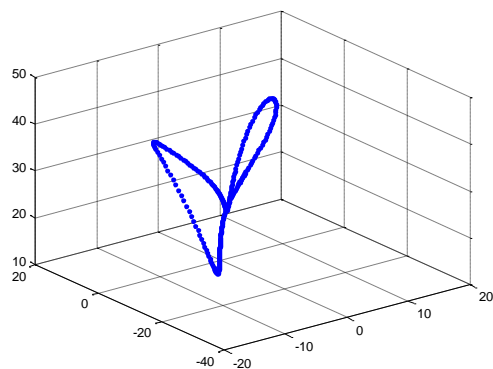
Henon



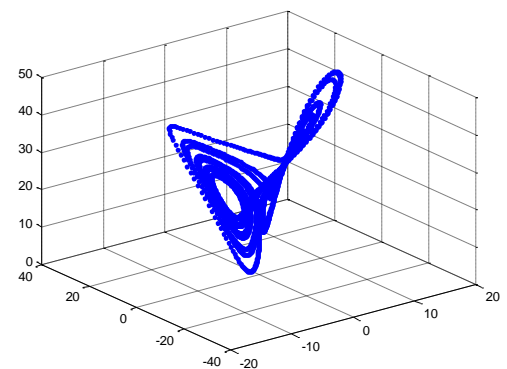
Rossler



Rossler



Lorenz



Lorenz

Figura 4.3: Retratos de fase: Mapeamento Logístico, Henon, Rossler e Lorenz, com 300 e 3.000 amostras.

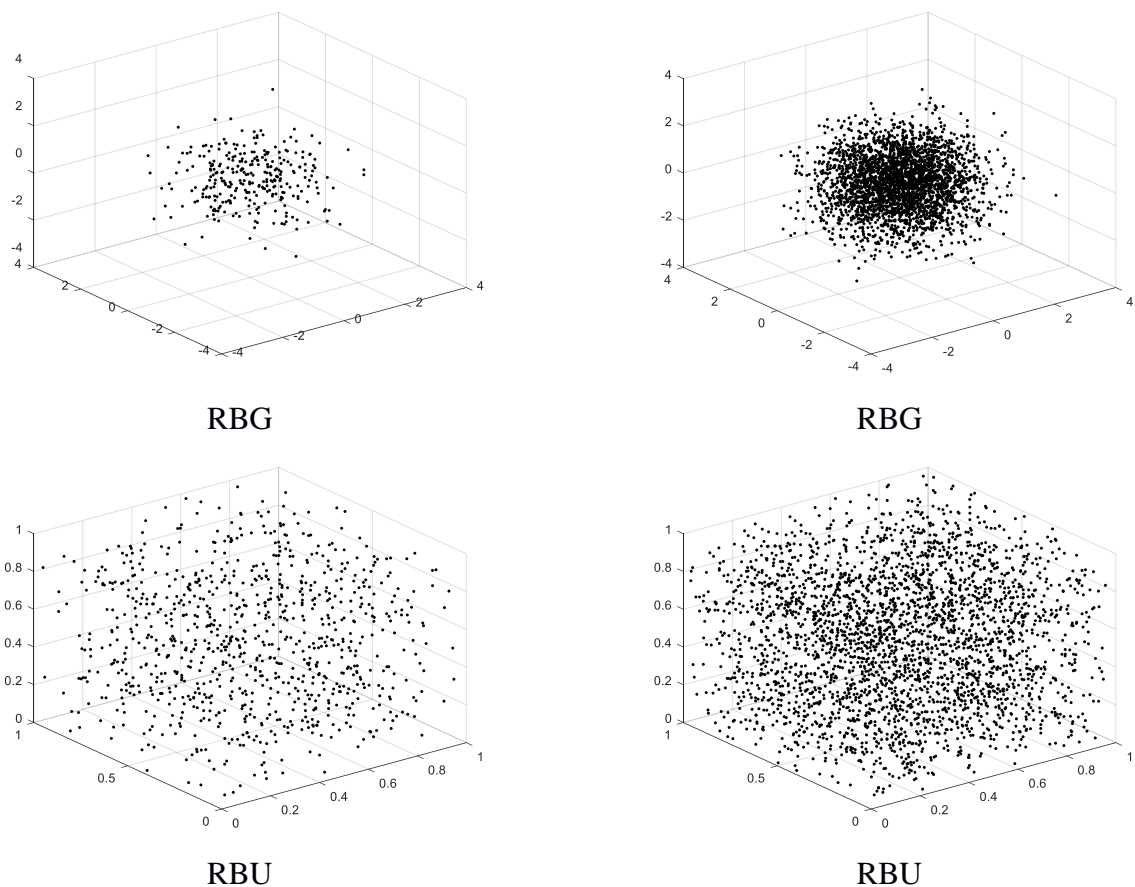


Figura 4.4: Retratos de fase: sinais RBG e RBU, com 300 e 3.000 amostras.

4.1.3) A POSIÇÃO DO SEGMENTO DE COBERTURA

Na figura 4.5 estão mostrados os atratores de Rossler e Lorenz considerando-se uma composição de quatro trechos sucessivos de 300 amostras (total: 1.200 estados) e uma composição de quatro trechos sucessivos de 1.000 amostras (total: 4.000 estados), respectivamente.

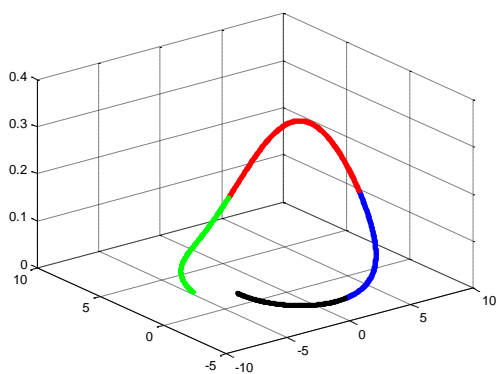
Para o atrator de Rossler observa-se que a utilização de qualquer um dos segmentos de cobertura com 300 ou 1.000 amostras, individualmente, não permitiria uma resolução apropriada da forma geral do atrator. Tal fato ocorre para qualquer posição destes segmentos de cobertura sobre a trajetória deste atrator. A utilização de um segmento de cobertura de 1.200 amostras ainda não fornece uma resolução apropriada do retrato de fase, entretanto, o incremento do comprimento do segmento de cobertura para 4.000 amostras permitiria uma melhor visualização da forma geral do atrator.

Para o atrator de Lorenz, a utilização de cada um dos segmentos de cobertura com apenas 300 amostras (ou 1.000 amostras) não permitiria uma resolução apropriada da forma geral deste atrator. Por outro lado a utilização de um segmento com 1.200 amostras permite a visualização da forma geral da estrutura, embora uma melhor resolução possa ser obtida para 4.000 amostras.

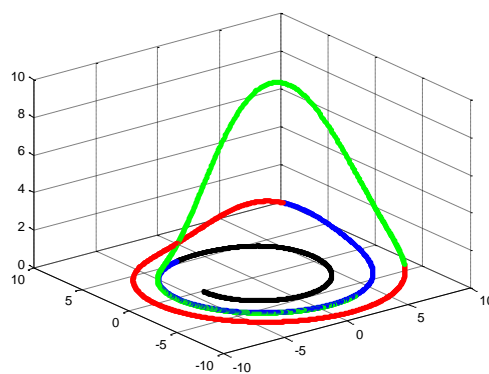
Para os sinais do Mapeamento Logístico e de Henon a utilização de qualquer segmento de cobertura com 300 amostras permite a visualização da forma geral do atrator, com mostrado na figura 4.3. O incremento do número de amostras dos trechos, para 1.000 ou 3.000 amostras, aumenta a resolução do retrato de fase, permitindo uma melhor visualização da estrutura. Para estes atratores a inserção de novos estados, relacionados a novos trechos do sinal, ocorre entre as posições dos estados antigos, mas não inclui novas alças nos retratos de fase, como nos atratores de Rossler e Lorenz, como comentado anteriormente.

Os sinais RBG e RBU não apresentam atratores, mas retratos de fase que ressaltam as características de aleatoriedade destes processos, devido à independência entre as amostras. Desta forma, não existem trajetórias ou segmentos de cobertura. Entretanto, o incremento do número de amostras melhora a resolução do retrato de fase e mostra um aumento do nível de complexidade, devido à aleatoriedade do processo.

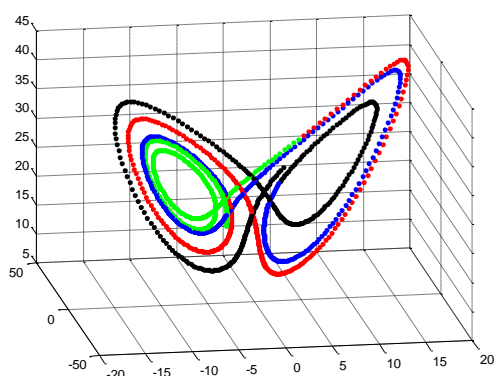
O conhecimento prévio da estrutura do atrator pode ser considerado importante para determinar, mesmo por inspeção visual, o nível apropriado de resolução. Para sinais experimentais, entretanto, se o atrator não existir ou não for conhecido a melhor resolução possível do retrato de fase será obtida para o maior número de amostras do sinal (estados no espaço de fase).



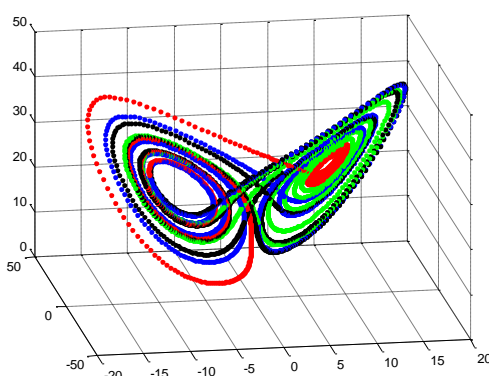
Rossler



Rossler



Lorenz



Lorenz

Figura 4.5: Atrator de Rossler e Atrator de Lorenz. Reconstrução: quatro trechos sucessivos de 300 amostras (1.200 estados) e quatro trechos sucessivos de 1.000 amostras (4.000 estados).

4.2) A INVESTIGAÇÃO DAS CURVAS ApEn

Neste item são investigadas as características das curvas ApEn para os sinais simulados: senóides, caóticos, aleatórios, e para os sinais experimentais. Os procedimentos utilizados nas estimativas estão descritos nos itens apropriados.

4.2.1) A CURVA ApEn DOS SINAIS SENOIDAIS

Os sinais senoidais com 10 Hz, 50 Hz e 100 Hz foram simulados com duração de um segundo, considerando as frequências de amostragem de 1.000, 10.000 e 100.000 amostras por segundo.

A resolução por ciclo da senóide, ou número de amostras para cada ciclo de senóide, está descrita na Tabela 4.1. Observa-se que as senóides com 10 Hz (frequência de amostragem igual a 1.000 amostras) e com 100 Hz (frequência de amostragem igual a 10.000 amostras) apresentam a mesma resolução por ciclo de senoide: 100 amostras/ciclo. O mesmo ocorre entre as senoides com 10 Hz (frequência de amostragem igual a 10.000 amostras) e com 100 Hz (frequência de amostragem igual a 100.000 amostras) onde a resolução por ciclo de senoide é igual a 1.000 amostras.

Tabela 4.1: Número de amostras por ciclo de sinal senoidal

Frequência de amostragem	10 Hz	50 Hz	100 Hz
1.000	100	20	10
10.000	1.000	200	100
100.000	10.000	2.000	1.000

O procedimento de amostragem dos sinais senoidais pode produzir uma sequência de amostras cujas amplitudes se repetem, considerando os períodos dos sinais. Desta forma, a repetição dos valores de amplitude, associado ao atraso estimado, promove uma superposição dos estados em posições específicas do espaço de estados, para cada ciclo do sinal senoidal. Neste caso, a sequência dos valores das distâncias entre um primeiro estado no retrato de fase e os outros estados será a mesma sequência dos valores das distâncias entre um segundo estado e os outros estados. Assim, a posição repetitiva dos estados sobre a trajetória promove uma sequência repetitiva das distâncias entre os estados, conforme mostrado na figura 4.6.

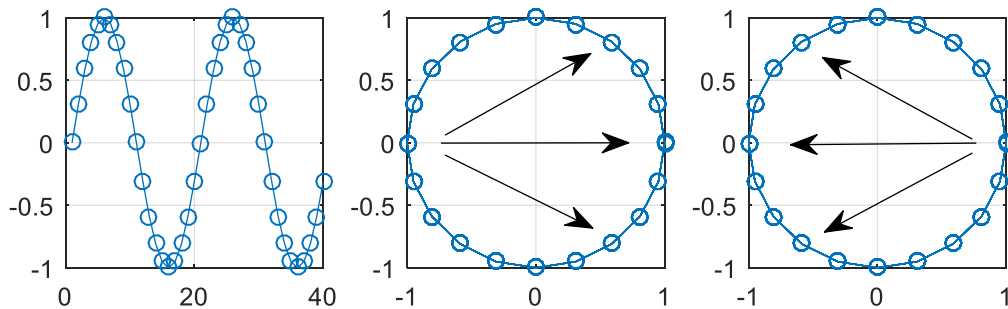


Figura 4.6: Esboço de um trecho de um sinal senoidal amostrado e de um possível posicionamento dos estados no espaço de estados para este sinal.

A resolução do retrato de fase para os sinais senoidais depende do número de amostras por ciclo de cada sinal. Considerando a utilização de um valor de atraso teórico, como comentado anteriormente (item 4.1.1), pode-se esperar que o sinal senoidal de 10 Hz (frequência de amostragem igual a 1.000 amostras) e o sinal senoidal com 100 Hz (frequência de amostragem igual a 10.000 amostras), ambos com resolução de 100 amostras por ciclo, apresentem o mesmo retrato de fase. O mesmo deve ocorrer entre as senóides de 10 Hz e 100 Hz com frequências de amostragem de 10.000 e 100.000 amostras, respectivamente.

Ressalta-se, entretanto, que o atraso utilizado para reconstrução do espaço de estados pode ser estimado através da Função Autocorrelação do sinal (KAFFASHI et al., 2008), e neste caso variações no valor do atraso, estimados para cada sinal, podem influir no posicionamento dos estados.

Estimativas das curvas ApEn para as senóides simuladas com frequências de 10 Hz, 50 Hz e 100 Hz estão mostradas na figura 4.7, considerando-se as frequências de amostragem de 1.000 amostras (preto) 10.000 amostras (azul) e 100.000 amostras (vermelho).

Observa-se que, para as frequências de 50 Hz e 100 Hz, as curvas ApEn apresentam formas de ondas aparentemente “discretas”. Estas curvas foram obtidas para os retratos de fase onde as senóides foram submetidas à amostragem de 1.000 amostras por segundo, produzindo as menores resoluções utilizadas por ciclo de senóide (20 e 10 amostras, respectivamente: Tabela 4.1). Conforme comentado estas resoluções por ciclo geram o aparecimento de poucos estados nos retratos de fase, com um pequeno número de distâncias diferentes entre eles, influenciando as estimativas das curvas ApEn.

Para as frequências de amostragem maiores (10.000 e 100.000 amostras) a resolução por ciclo da senóide aumenta para valores iguais ou acima de 100 amostras (Tabela 4.1). Estes valores de resolução por ciclo são refletidos no número de estados dos espaços de estados e no número de distâncias diferentes utilizadas na estimativa das curvas ApEn. Desta forma estas estimativas apresentam formas de onda mais suavizadas, conforme observado na figura 4.7.

A comparação das amplitudes das curvas ApEn para as diferentes frequências (10 Hz, 50 Hz e 100 Hz), através de inspeção visual, sugere os menores valores de máximo para a menor

frequência (10 Hz) e os maiores valores para a maior frequência (100 Hz). Os valores de máximo das curvas ApEn estimados para os sinais senoidais descritos estão mostrados na Tabela 4.2.

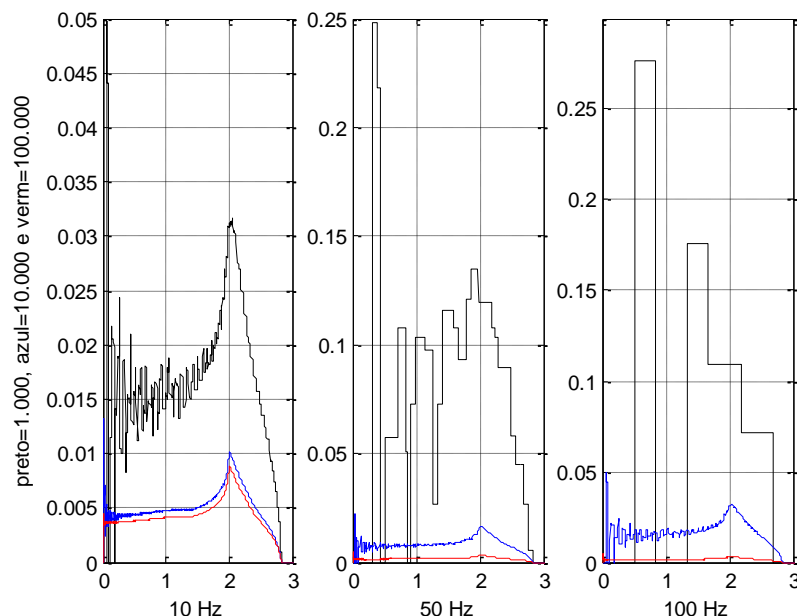


Figura 4.7. Curvas ApEn para as senoides com frequências de 10 Hz, 50 Hz e 100 Hz, para as frequências de amostragem iguais a 1.000 amostras (preto), 10.000 amostras (azul) e 100.000 amostras (vermelho), por segundo.

Tabela 4.2: Valores de máximo das curvas ApEn - sinais senoidais

Freq. Amost.	10 Hz	50 Hz	100 Hz
1.000	0,0310	0,2498	0,2702
10.000	0,0101	0,0160	0,0320
100.000	0,0088	0,0035	0,0035

Observa-se que os valores de máximo das curvas ApEn diminuem, considerando o aumento do número de amostras por ciclo (aumento da frequência de amostragem), para cada uma das frequências: 10 Hz, 50 Hz e 100 Hz, sugerindo uma redução no nível de complexidade ou aumento da regularidade. Tal fato pode estar relacionado ao maior número de estados no espaço de estados, gerando uma melhor resolução do retrato de fase, o que, nestes casos, indicaria a elevada regularidade dos sinais.

Uma situação oposta pode ser observada para as frequências de amostragem iguais a 1.000 e 10.000 considerando o aumento da frequência do sinal (10 Hz, 50 Hz e 100 Hz), onde observa-se um aumento do valor de máximo das curvas ApEn sugerindo aumento de complexidade dos sinais, ou redução da regularidade. Embora este aumento da complexidade possa estar associado ao aumento da frequência dos sinais senoidais deve-se considerar, também, que a resolução destes sinais (número de amostras por ciclo) diminui. A redução do número de amostras por ciclo gera a redução do número de estados no espaço de estados e a redução da resolução do retrato de fase, dificultando a indicação de regularidade do sinal.

Por outro lado, para a frequência de amostragem igual a 100.000 Hz, o aumento da frequência do sinal de 10 Hz para 50 Hz mostra uma redução do nível de complexidade, enquanto que entre as frequências de 50 Hz e 100 Hz ocorre uma aparente manutenção deste nível. Embora estes resultados apontem para a situação oposta dos resultados anteriores (comentado para as frequências de 1.000 e 10.000 amostras por segundo) tal fato pode estar relacionada ao aumento do número de estados e ao grande aumento do número de distâncias entre os mesmos, influenciando na estimativa da ApEn.

4.2.2) A CURVA ApEn DOS SINAIS CAÓTICOS E ALEATÓRIOS

As curvas ApEn para sinais caóticos e aleatórios foram estimadas considerando-se 100 trechos sucessivos dos sinais com 300, 1.000 e 3.000 amostras (sem superposição). Posteriormente foram utilizados trechos sucessivos dos sinais (sem superposição) com 5.000, 10.000, 20.000, 30.000, 40.000, 50.000, 60.000, 70.000, 80.000, 90.000 e 100.000 amostras.

As curvas ApEn estimadas como valores médios, obtidas para os conjuntos de 100 curvas ApEn, estimadas para trechos de sinais com comprimentos de 300, 1.000 e 3.000 amostras, foram comparadas com as curvas ApEn estimadas para os trechos com comprimentos variando entre 5.000 e 100.000 amostras.

4.2.2.1) AS FORMAS DE ONDA DAS CURVAS ApEn

Os conjuntos de 100 curvas ApEn estimadas para os atratores Logístico, Henon, Rossler e Lorenz, e para os sinais RBG e RBU, para trechos sucessivos de sinais com comprimentos iguais a 300, 1.000 e 3.000 amostras (verde, vermelho e azul, respectivamente), estão mostradas na figura 4.8. Para estas curvas observa-se diferentes formas de onda e diferentes amplitudes, relacionadas com as estruturas dos retratos de fase.

A superposição e a semelhança das curvas ApEn estimadas para o atrator do Mapeamento Logístico evidenciam uma redução da variabilidade, considerando o incremento do número de amostras dos trechos do sinal e sugere a existência de uma forma de onda padrão para esta curva ApEn. O mesmo fato ocorre para o atrator de Henon, cujas curvas ApEn apresentam formas de onda distintas do atrator Logístico, evidenciando uma relação entre a forma de onda da curva e a estrutura do retrato de fase do atrator considerado.

A semelhança e a superposição das curvas ApEn estimadas para o atrator Logístico e posteriormente para o atrator de Henon, para trechos com diferentes comprimentos, evidencia a utilização de segmentos de cobertura adequados aos respectivos retratos de fase. Adicionalmente a superposição das curvas ApEn sugere que o nível de complexidade não deva ser alterado de forma

significativa, considerando o incremento do número de amostras do sinal, ou seja o número de estados na estrutura do retrato de fase do atrator. Este incremento, conforme comentado anteriormente, permite a inserção de novos estados no retrato de fase sem alterar a forma geral destes atratores.

As curvas ApEn estimadas para os atratores de Rossler e de Lorenz, para trechos com 300 e 1.000 amostras, mostram uma elevada variabilidade e estão relacionadas à utilização de segmentos de cobertura distintos sobre a trajetória do retrato de fase, evidenciando uma cobertura não adequada do retrato de fase para os referidos segmentos. Esta segmentação caracteriza a utilização de partes diferentes das trajetórias dos atratores para estimativas das curvas ApEn, o que não fornece estimativas confiáveis e aumenta a variabilidade das curvas. A variabilidade destas curvas ApEn não permite evidenciar a presença de formas de onda padrão e sugere alteração do nível de complexidade dos processos descritos a partir dos retratos de fase, considerando trechos com estes comprimentos (300 e 1.000).

Para os atratores de Rossler e Lorenz a utilização de trechos de sinal com 3.000 amostras diminui a variabilidade das respectivas curvas ApEn, evidenciando a utilização de segmentos de cobertura adequados e sugerindo a possibilidade de existência de formas de onda padrão para cada atrator. Para estes atratores a utilização de segmentos com maior número de estados permite a inclusão de “alças” adicionais, as quais promovem uma melhor resolução da estrutura do retrato de fase, como comentado anteriormente.

Para os sinais RBG e RBU as curvas ApEn, estimadas para trechos de 300, 1.000 e 3.000 amostras, mostram formas de onda semelhantes e um aumento da amplitude das curvas. Estes sinais não apresentam atratores e o aumento das amplitudes das formas de onda das curvas ApEn sugere um aumento do nível de complexidade relacionado à aleatoriedade destes processos.

O conjunto das 100 curvas ApEn estimadas para os atratores Rossler (preto), Logístico (vermelho), Henon (azul), Lorenz (verde) e para os sinais RBG e RBU (rosa e preto), obtidas para trechos sucessivos com comprimentos iguais a 300, 1.000 e 3.000 amostras, para o raio na faixa entre zero e 5,0 sd, estão mostradas na figura 4.9 (A, B, C). Detalhes destas curvas estão mostrados na figura 4.9 (D, E, F) para o raio na faixa entre zero e 0,5 sd.

Para os atratores Logístico e Henon as amplitudes das curvas ApEn para trechos de 300, 1.000 e 3.000 amostras, permanecem próximas sugerindo níveis de complexidade semelhante. Observa-se, entretanto, por inspeção visual, valores de amplitudes máximas superiores para o atrator de Henon, em relação ao atrator do Mapeamento Logístico.

As curvas ApEn do atrator de Rossler tende para a forma de onda padrão deste atrator, com o incremento do número de amostras dos trechos (segmentos iguais ou superiores a 3.000 estados).

As curvas ApEn dos sinais RBG e RBU mostram as maiores amplitudes para os trechos com qualquer comprimento, evidenciando maior nível de complexidade entre os sinais analisados.

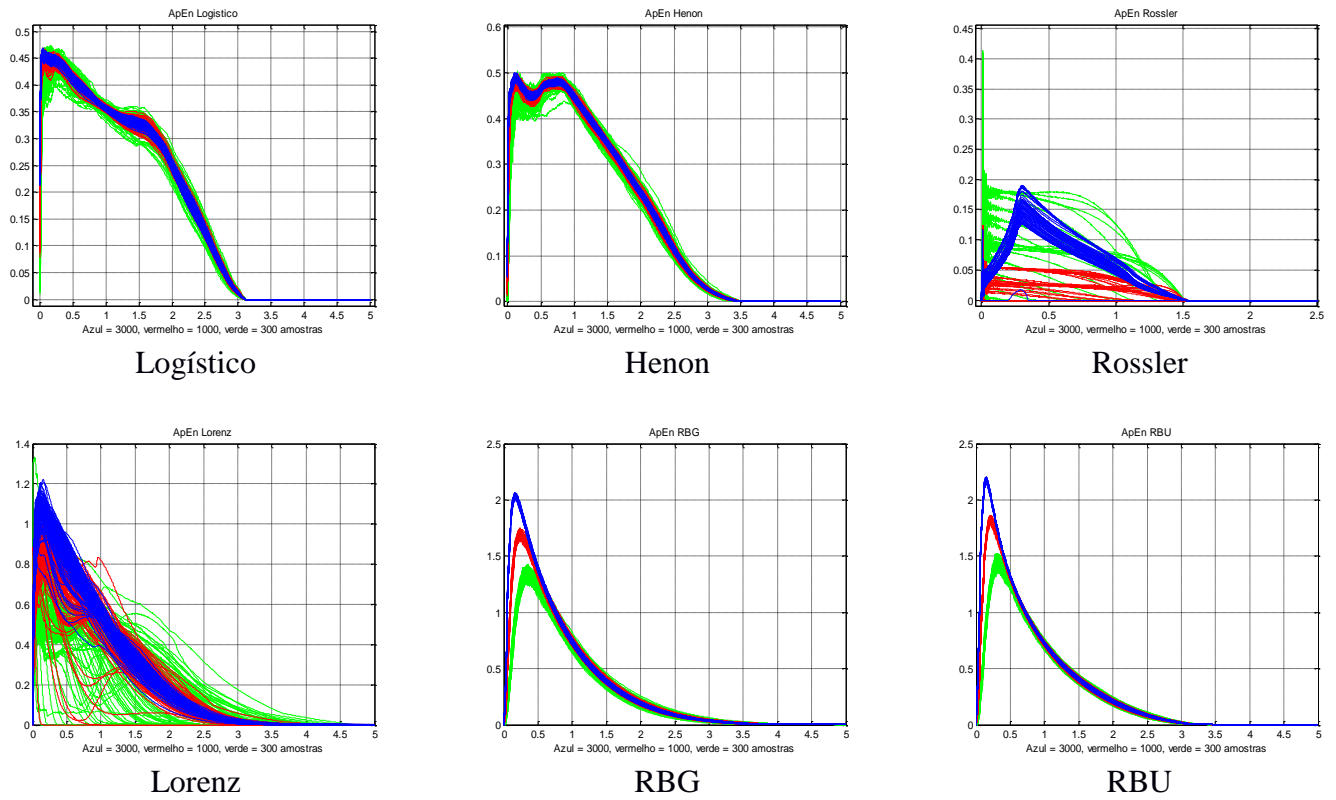


Figura 4.8: Curvas ApEn dos sinais investigados com comprimentos de 300, 1.000 e 3.000 amostras (verde, vermelho e azul, respectivamente).

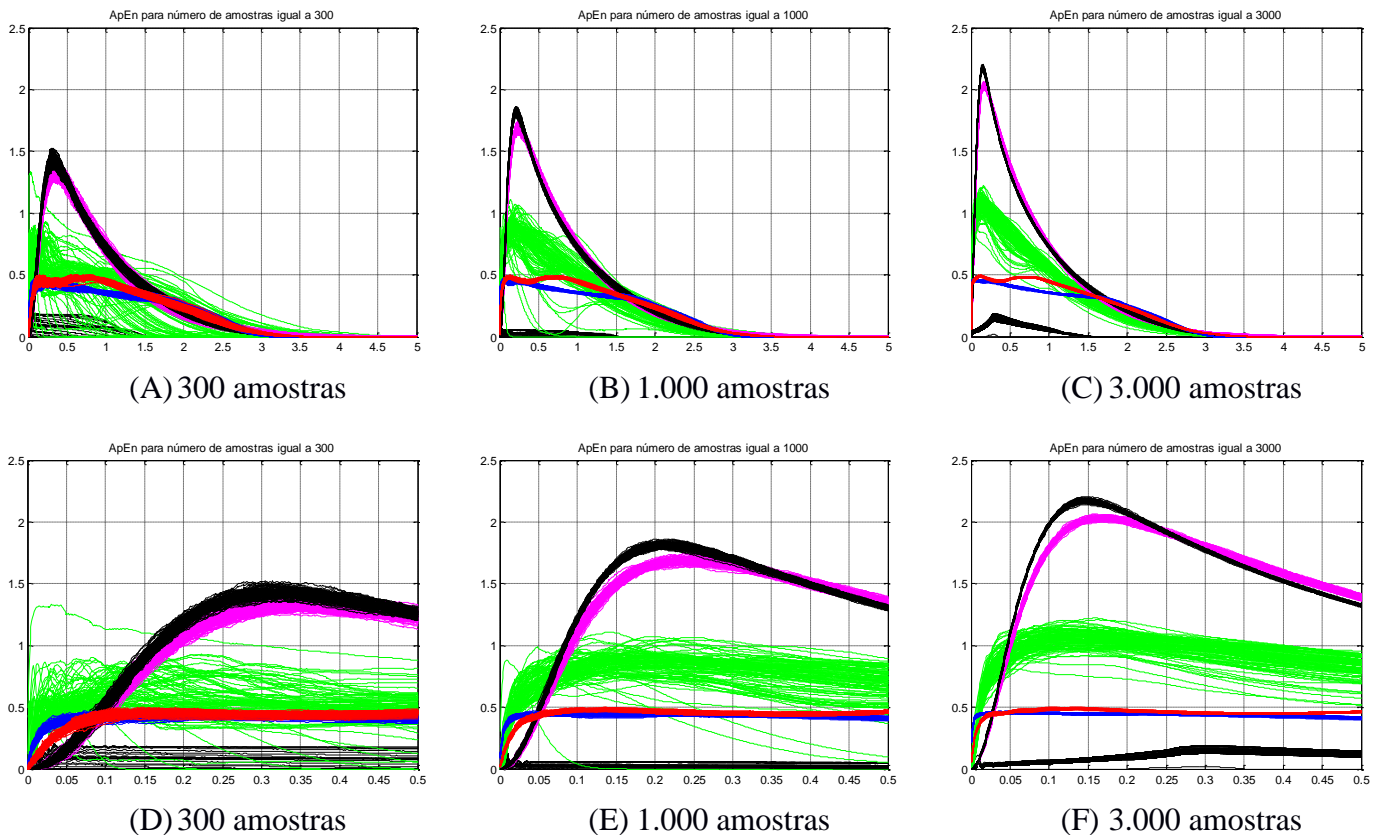


Figura 4.9: Conjunto de curvas ApEn: trechos com diversos comprimentos, raio entre zero e 5,0 sd e detalhes para o raio entre zero e 0,5 sd. Logístico (vermelho), Henon (azul), Rossler (preto), Lorenz (verde), RBG (rosa) e RBU (preto).

4.2.2.2) AS ESTIMATIVAS PONTUAIS NAS CURVAS ApEn

A entropia aproximada $ApEn(m,r,N)$ tem sido estimada como proposta por PINCUS (1991) considerando-se o valor do raio “r”, ou tolerância, pré estabelecida. Os valores do raio tem sido geralmente utilizados entre 0,1 e 0,25 vezes o valor do desvio padrão do sinal investigado, embora alguns pesquisadores utilizem valores fora desta faixa (PINCUS e VISCARELLO, 1992).

O conjunto das curvas $ApEn$ estimadas para os atratores Rossler (preto), Logístico (vermelho), Henon (azul), Lorenz (verde) e para os sinais RBG e RBU (rosa e preto), obtidas para trechos com comprimentos de 300, 1.000 e 3.000 amostras, para o raio na faixa entre zero e 5,0 sd, e com detalhes para o raio na faixa entre zero e 0,5 sd, estão mostradas na figura 4.9.

Através da inspeção visual pode-se notar que a variabilidade das curvas $ApEn$ obtidas para trechos de 300 amostras (figura 4.9: A, D) dificulta a comparação de estimativas realizadas para valores pontuais do raio “r”, ou tolerância, devido a superposição dos resultados, e não permite avaliações confiáveis sobre o nível de regularidade dos sinais. Para os sinais aleatórios as estimativas pontuais da $ApEn(m,r,N)$ para o raio abaixo de 0,15 sd, aproximadamente, pode fornecer valores inferiores ou iguais ao do sinal do atrator de Lorenz (cor verde), para um possível trecho deste sinal. Para valores do raio ou tolerância inferiores a 0,1 sd as estimativas pontuais da $ApEn(m,r,N)$ para os sinais aleatórios podem fornecer valores inferiores ou iguais aos obtidos para os sinais dos atratores Logístico, Henon e Lorenz. Tal situação pode sugerir, erroneamente, maior nível de regularidade, ou menor complexidade, para sinais aleatórios em comparação a estes sinais caóticos, fato que têm sido reportado por LU et al (2008) e CHON et al (2009).

O incremento do comprimento do trecho do sinal para 1.000 amostras (figura 4.9: B, E) diminui a variabilidade das curvas $ApEn$, entretanto a elevada variabilidade das curvas obtidas para o atrator de Lorenz ainda dificulta comparações entre estimativas pontuais da $ApEn(m,r,N)$. Neste caso, para o raio “r” variando entre 0,06 e 0,08, aproximadamente, não seria possível realizar distinção entre o sinal do atrator de Lorenz e os sinais aleatórios RBG e RBU. As estimativas pontuais da $ApEn(m,r,N)$ realizadas para os sinais RBU e RBG poderiam ser menores ou iguais do que as verificadas para o sinal do atrator de Lorenz, para valores do raio inferiores ou iguais a 0,1 sd, aproximadamente.

As curvas $ApEn$ estimadas para trechos com comprimentos de 3.000 amostras (figura 4.9: C, F) mostram a menor variabilidade, em relação aos resultados anteriores. Para o valor do raio na faixa entre 0,06 sd e 0,25 sd, aproximadamente, as curvas $ApEn$ não apresentam superposição permitindo estimativas pontuais mais confiáveis. Entretanto as curvas $ApEn$ obtidas para o atrator de Lorenz ainda mostram elevada variabilidade. Para o valor do raio abaixo de 0,05 sd, aproximadamente, estimativas pontuais da $ApEn(m,r,N)$ dos sinais RBG e RBU podem mostrar valores inferiores ou iguais aos obtidos para o sinal do atrator de Lorenz.

4.2.2.3) A AMPLITUDE DAS CURVAS ApEn

As estimativas das curvas ApEn médias, obtidas para o conjunto de 100 curvas ApEn, para trechos de 300, 1.000 e 3.000 amostras, e as curvas ApEn estimadas para trechos de 5.000 a 100.000 amostras, para os sinais dos atratores Logístico, Henon, Rossler e Lorenz, e para os sinais RBG e RBU, estão mostradas na figura 4.10.

A inspeção visual das curvas ApEn obtidas para os sinais dos atratores Logístico e Henon aponta para uma pequena variabilidade das curvas obtidas para cada trecho, conforme observado na figura 4.8. Para estes sinais o incremento do número de amostras do trecho reduz a variabilidade da curva ApEn.

O mesmo fato ocorre para o atrator de Rossler, considerando trechos de sinais com comprimento variando entre 3.000 e 100.000 amostras. Entretanto, as curvas ApEn médias estimadas para trechos com 300 e 1.000 amostras, para este atrator, mostram formas de onda distinta das anteriores, apresentando menores amplitudes, relacionadas ao processo considerado como “segmentação incorreta”, devido ao comprimento insuficiente do segmento de cobertura (pequeno número de amostras), comentado anteriormente. Para o sinal do atrator de Rossler a utilização de trechos pequenos (300 a 1.000 amostras) não permite estimativas das curvas ApEn de forma apropriada, e podem ser ignoradas, devido à grande variabilidade dos resultados.

Para os atratores Logístico, Henon e Rossler, para trechos com grande número de amostras, a semelhança entre as curvas ApEn de cada atrator, e a aparente proximidade das amplitudes destas curvas, sugerem um limite do nível de complexidade presente no sinal, refletido na estrutura do retrato de fase, em relação ao incremento do número de amostras.

O aumento das amplitudes das curvas ApEn obtidas para o atrator de Lorenz e para os sinais RBG e RBU relaciona-se ao incremento do número de amostras dos trechos.

Para o atrator de Lorenz o incremento do comprimento do trecho melhora a resolução da estrutura do retrato de fase com a inclusão de novas alças, permitindo verificar um maior nível de complexidade. A inspeção visual das formas de onda das curvas ApEn médias (trechos de 300, 1.000 e 3.000 amostras) e aquelas obtidas para trechos de 5.000 a 100.000 amostras, evidenciam amplitudes crescentes. Entretanto, as formas de onda das curvas, considerando seus valores de máximo, parecem aproximar-se, com o incremento do número de amostras, sugerindo um nível superior de complexidade.

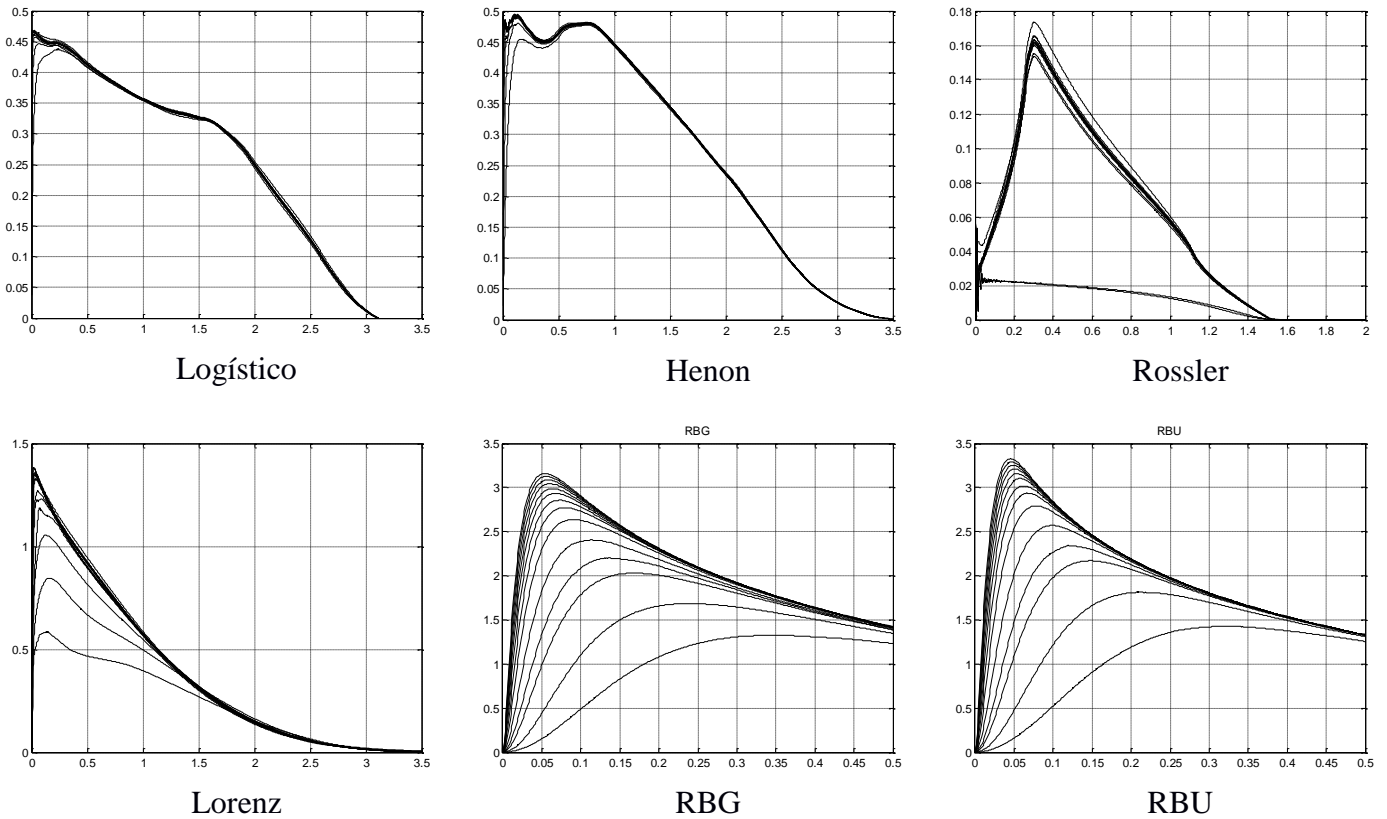


Figura 4.10: Curvas ApEn médias (trechos de 300, 1.000 e 3.000 amostras) e curvas ApEn para trechos entre 5.000 e 100.000 amostras, estimadas para os sinais dos atratores Logístico, Henon, Rossler e Lorenz, e para os sinais RBG e RBU.

Para os sinais RBG e RBU o aumento da amplitude das curvas ApEn médias (trechos de 300, 1.000 e 3.000 amostras) e aquelas obtidas para trechos de 5.000 a 100.000 amostras, aponta para o aumento do nível de complexidade destes sinais, o que pode estar relacionado a uma aparente “complexidade infinita” devido à própria aleatoriedade.

4.2.2.4) OS VALORES DE MÁXIMO DAS CURVAS ApEn

Através da inspeção visual das figuras 4.9 e 4.10 observa-se que o sinal do atrator de Rossler apresenta os menores valores de máximo das curvas ApEn, indicando os maiores níveis de regularidade, ou menor complexidade entre os sinais investigados. Os valores de máximos estimados para os atratores Logístico e Henon foram superiores aos valores obtidos para o atrator de Rossler, evidenciando níveis inferiores de regularidade, ou maior complexidade. Entretanto, os valores de máximo obtidos para estes atratores foram semelhantes, sugerindo proximidade entre os seus níveis de regularidade/complexidade. Para o atrator de Lorenz os valores de máximo foram superiores aos obtidos para os atratores anteriores indicando menores níveis de regularidade, ou maior complexidade, relacionada ao aumento do número de alças presentes no retrato de fase. Observa-se ainda que os maiores valores de máximos das curvas ApEn foram obtidos para o sinal

do ruído uniforme (RBU) seguido pelo ruído gaussiano (RBG), evidenciando os menores níveis de regularidade, ou maior complexidade, como esperado, devido à aleatoriedade destes sinais.

O aumento das amplitudes das curvas ApEn médias (trechos de 300, 1.000 e 3.000 amostras) e para as curvas ApEn obtidas para trechos com comprimento entre 5.000 e 100.000 amostras, para os atratores e os sinais aleatórios, pode ser avaliado através da relação entre os valores de máximo das curvas e os comprimentos dos trechos, como mostrados na figura 4.11. Uma melhor visualização pode ser obtida através da relação entre os valores de máximo das curvas ApEn, para os mesmos sinais, e valores logaritmos decimais para o número de amostras do trecho, mostrado na figura 4.12.

Nas figuras 4.11 e 4.12 observa-se que os valores de máximos, estimados para as curvas ApEn, mostram uma ordem específica e invariante em relação ao nível de regularidade ou complexidade, que não depende do comprimento dos trechos ou do valor do raio “r”, ou tolerância, de investigação. Os valores de máximo, portanto, poderiam ser utilizados para comparação entre os níveis de complexidade, considerando trechos com mesmo comprimento, como comentado por Lu et al (2008) e CHON et al (2009).

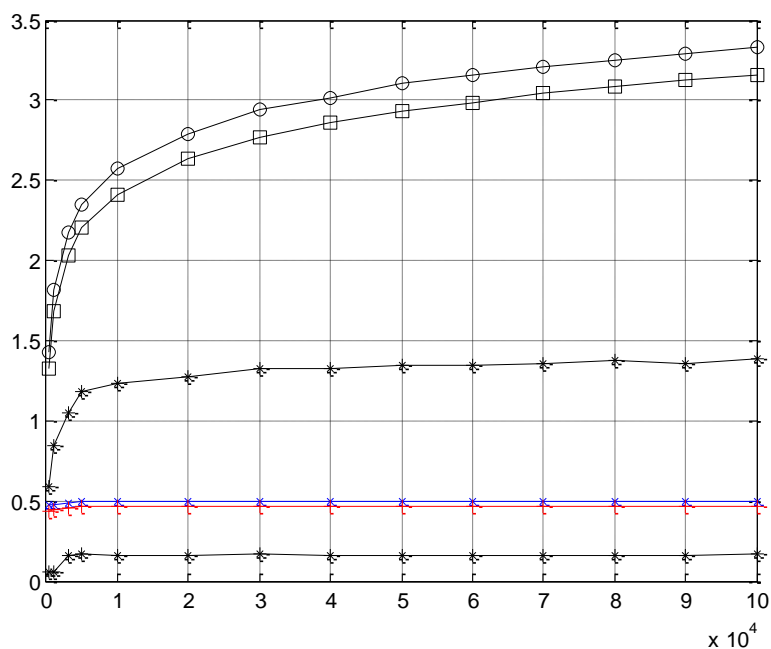


Figura: 4.11-: Valores de máximos das curvas ApEn relacionados aos comprimentos dos trechos dos sinais (número de amostras). Atratores (considerando as curvas de menor para maior amplitude): Rossler, Logístico (vermelho), Henon (azul), Lorenz e sinais RBG e RBU.

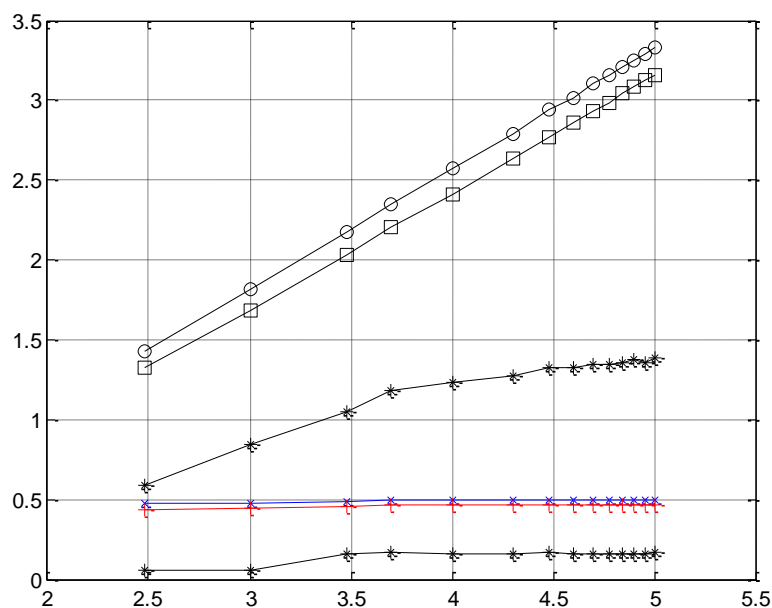


Figura 4.12: Valores de máximos das curvas ApEn relacionados aos valores logarítmicos decimais dos comprimentos dos trechos dos sinais (número de amostras). Atratores (considerando as curvas de menor para maior amplitude): Rossler, Logístico (vermelho), Henon (azul), Lorenz e sinais RBG e RBU.

4.2.2.5) O INCREMENTO DOS VALORES DE MÁXIMO DAS CURVAS ApEn

Na figura 4.12 estão mostrados os valores de máximo das curvas ApEn, considerando os valores logarítmicos decimais do número de amostras dos trechos utilizados para investigação. Observa-se que os valores de máximos das curvas ApEn aparentemente apresentam relações lineares com os valores logarítmicos do número de amostras dos trechos, para os atratores Logístico e Henon e para os sinais RBG e RBU. Para o atrator de Rossler esta aparente relação linear pode ser verificada, por inspeção visual, para trechos entre 3.000 e 100.000 amostras, uma vez que para trechos menores (300 e 1.000 amostras) as estimativas das curvas ApEn apresentam grande variabilidade e podem ser ignoradas. Para o atrator de Lorenz os valores de máximo das curvas ApEn relacionadas aos valores logarítmicos decimais do número de amostras dos trechos mostram duas partes com inclinações distintas. A primeira parte considera o valor de máximo para o número de amostras entre 300 e 5.000, e a segunda parte considera número de amostras entre 5.000 e 100.000.

Os coeficientes de inclinação das retas ajustadas aos valores de máximo das curvas ApEn em relação aos valores logarítmicos decimais do número de amostras dos trechos, mostradas na figura 4.12, encontram-se descritos na Tabela 4.3. Para o atrator de Rossler a reta foi ajustada para valores de máximos estimados para as curvas ApEn relativas aos trechos de 3.000 a 100.000 amostras. Para o atrator de Lorenz o conjunto de valores de máximos estimados para as curvas ApEn foi dividido em duas partes para ajuste de retas. Para a primeira parte a reta foi ajustada para

os valores de máximo estimados para as curvas ApEn relativas aos trechos de 300 a 5.000 amostras. Para a segunda parte a reta foi ajustada para os valores de máximo estimados para as curvas ApEn relativas aos trechos de 5.000 a 100.000 amostras. Adicionalmente o coeficiente de inclinação da reta ajustada para os valores de máximo, entre 300 e 100.000 amostras, está incluído na Tabela 4.3.

Para os atratores Logístico e Henon e para os sinais RBG e RBU as retas foram ajustadas considerando-se os valores de máximo estimados para as curvas ApEn obtidas para trechos com comprimentos de 300 amostras à 100.000 amostras.

Tabela 4.3: Coeficientes de inclinação das retas

Atrator / Sinal	Coeficiente de inclinação
Rosler	0,001
Henon	0,007
Logístico	0,011
Lorenz (total)	0,286
Lorenz parte 1	0,483
Lorenz parte 2	0,150
RBG	0,731
RBU	0,755

Os diversos coeficientes de inclinação das retas sugerem diferentes taxas de acréscimo do nível de complexidades relacionadas aos valores logarítmicos do número de amostras.

Os pequenos valores dos coeficientes de inclinação das retas obtidas para os atratores Rossler, Henon e Logístico evidenciam que o incremento do número de amostras do trecho não altera de forma significativa o nível de complexidade do sinal.

Para o sinal do atrator de Lorenz a taxa de acréscimo do trecho inicial (entre 300 e 5.000 amostras) é igual a 0,483, superior à taxa do trecho final (entre 5.000 e 100.000 amostras) igual a 0,150, devido à inclusão do grande número de alças no retrato de fase deste atrator, o que aumenta a resolução da estrutura no espaço de estados. Para o trecho final a taxa de acréscimo é inferior (em relação ao primeiro trecho) uma vez que a inclusão de novas alças no retrato de fase, embora permita melhorar a resolução do mesmo, ocorre sobre uma estrutura básica já estabelecida. Um possível ajuste de retas a todos os valores de máximo, obtidos para o sinal do atrator de Lorenz (entre 300 e 100.000 amostras) forneceria um coeficiente de inclinação de 0,286, o qual pode ser compreendido como resultado da influência de 70% dos valores de máximo entre 10.000 e 100.000 amostras.

Os maiores coeficientes de inclinação das retas ajustadas foram obtidos para os sinais RBG e RBU: 0,731 e 0,755 respectivamente. Os elevados valores destes coeficientes, comparados aos obtidos para os outros sinais, relaciona-se à presença da aleatoriedade, ou “complexidade infinita”, dos sinais RBG e RBU.

O nível de regularidade ou de complexidade dos diversos sinais investigados varia em relação ao número de amostras dos trechos utilizados, mas aparentemente a taxa de variação deste nível mantém-se invariante considerando-se as curvas ApEn dos atratores de Henon, Logístico, Lorenz, e para os sinais RBG e RBU.

A relação aparentemente linear, verificada entre os valores de máximo das curvas ApEn e os valores logarítmicos do número de amostras dos trechos, corrobora a sugestão de utilização dos valores de máximo das curvas ApEn apontado por LU et al (2008) e CHON et al (2009). A utilização dos valores de máximo das curvas ApEn torna desnecessária a escolha empírica do valor do raio “r”, ou tolerância, e introduz um padrão aparentemente invariante para comparação entre sinais, considerando trechos com o mesmo comprimento.

4.2.3) A INVESTIGAÇÃO DE SINAIS EXPERIMENTAIS

Os resultados descritos referem-se às estimativas das curvas ApEn dos diversos sinais experimentais utilizados.

Todos os trechos de sinais experimentais foram delimitados com 5.000 amostras. Para cada trecho o valor médio foi retirado e o sinal foi normalizado para variância unitária.

A reconstrução dos espaços de estados foi realizada utilizando-se como atraso a ordem da última amostra antes do primeiro cruzamento de zero da Função Autocorrelação (KAFFASHI et al., 2008).

Embora alguns valores médios tenham sido calculados os mesmos não apresentam significado como descritores dos processos fisiológicos uma vez que foram utilizados trechos escolhidos e delimitados de forma aleatória.

Os retratos de fase obtidos para os trechos de sinais experimentais assemelham-se a aglomerados de estados não sugerindo qualquer forma de onda geral, reconhecível através de inspeção visual. Relacionadas a estes fatos as formas de onda das estimativas das curvas ApEn assemelham-se àquelas obtidas para sinais RBG e RBU. Desta forma, os esboços dos retratos de fase e as estimativas das curvas ApEn dos trechos de sinais experimentais não foram incluídos no texto.

4.2.3.1) EEG DE RECÉM-NASCIDOS

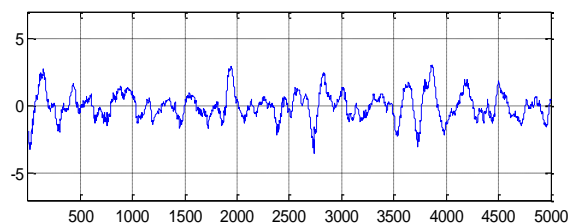
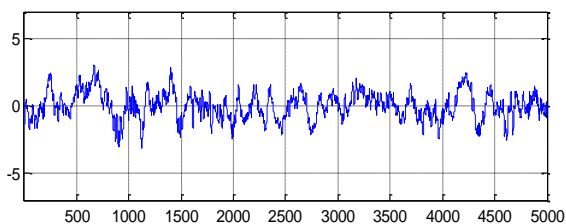
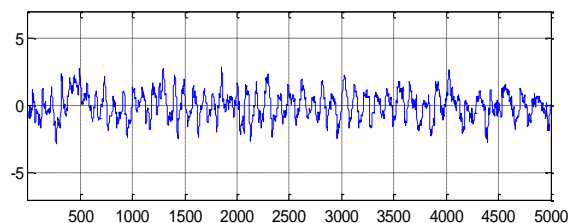
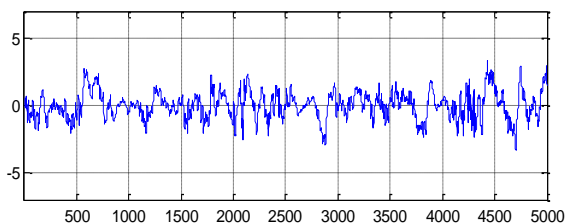
Os seis trechos dos sinais EEG de recém-nascidos, utilizados neste trabalho, estão mostrados na figura 4.13. Dois trechos para o estado de sono quieto (SQ), dois trechos para o estado de sono ativo (SA), e dois trechos para o estado de vigília quieta (VQ). A frequência de amostragem destes

sinais é igual a 128 Hz, totalizando 39 segundos por trecho, aproximadamente. A derivação utilizada foi a Fp1-C3.

Os valores de máximo das curvas ApEn obtidas para os sinais EEG de recém-nascidos estão descritos na Tabela 4.4, onde observa-se o maior valor médio obtido para o estado de sono quieto, seguido pelo estado de vigília quieta, e posteriormente pelo estado de sono ativo. Estes valores, entretanto, não são indicadores de valores médios populacionais devido ao procedimento utilizado para avaliação.

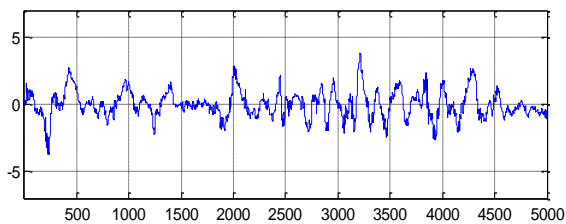
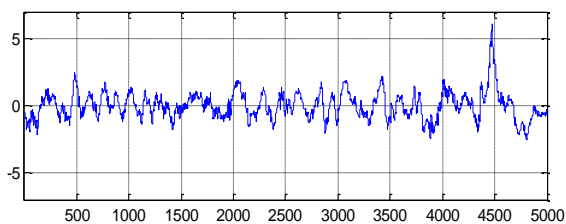
Tabela 4.4: Valores de máximo das curvas ApEn : sinais EEG de recém-nascidos

Estados Sono	Trecho 1	Trecho 2	Valor Médio
SQ	1,914	1,976	1,945
SA	1,937	1,596	1,767
VQ	1,841	1,728	1,784



A-Sono Quieto

B-Sono Ativo

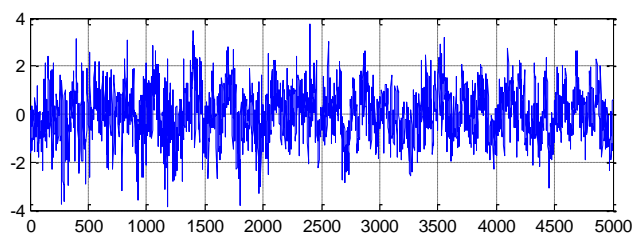
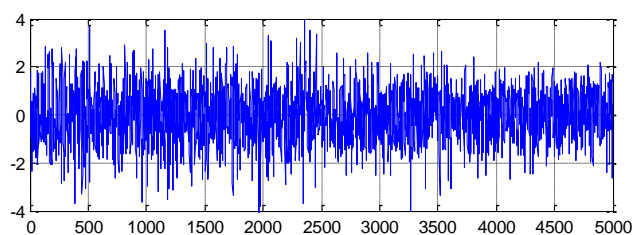


C-Vigília Quieta

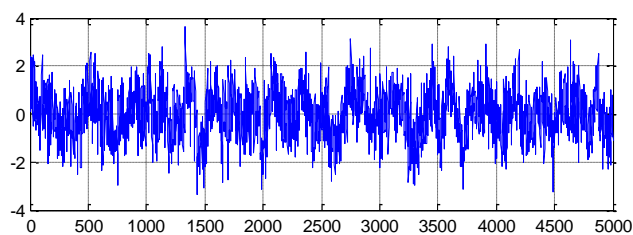
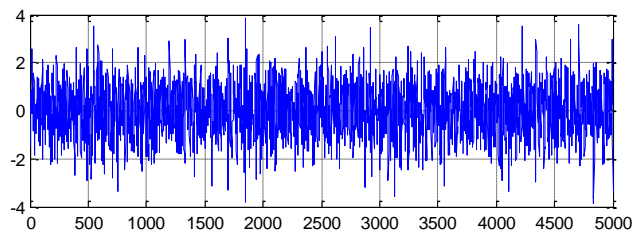
Figura 4.13: EEG de indivíduos a termo. Estados de sono: A) Sono Quietos, B) Sono Ativo, C) Vigília Quieta.

4.2.3.2) EEG DE ADULTO

Na figura 4.14 (A, B) estão mostrados os quatro trechos dos sinais EEG de indivíduos adultos, para as derivações F3 e P4, adquiridos durante a realização de um TSDS, sob influência do placebo e do fármaco. Para estes sinais foi utilizado frequência de amostragem igual a 250 Hz, totalizando 20 segundos por trecho.



(A) Placebo - Derivações F3 (superior) e P4 (inferior)



(B) Fármaco - Derivações F3 (superior) e P4 (inferior)

Figura 4.14: Sinais EEG de adulto: (A) Placebo, (B) Fármaco

Os valores de máximo das curvas ApEn obtidas para os sinais EEG de adultos, sob efeito placebo e fármaco, estão descrito na Tabela 4.5.

O valor médio obtido para o EEG sob influência do fármaco, igual a 2,179, superior ao valor médio obtido para o EEG sob influência do placebo, igual a 2,147, sugere maior nível de complexidade do sinal sob atuação do flunitrazepan. De forma análoga o valor médio obtido para a

derivação P4, igual a 2,178, superior ao valor médio obtido para a derivação F3, igual a 2,148, sugere menor nível de complexidade para o sinal da derivação frontal. Estes valores, entretanto, não são indicadores de valores médios populacionais.

Tabela 4.5: Valores de máximo das curvas ApEn : sinais EEG de adultos

Estados Sono	F3	P4	Valor Médio
Placebo	2,143	2,151	2,147
Fármaco	2,153	2,205	2,179
Valor Médio	2,148	2,178	

4.2.3.3) VFC

Sinais VFC, delimitados de forma empírica (5.000 amostras, aproximadamente 16,67 minutos) após interpolação na frequência de 5 Hz, para os estados de vigília e sono, estão mostrados na figura 4.15 para dois indivíduos adultos normais, e na figura 4.16 para dois indivíduos com doença de chagas (fração de ejeção < 50%).

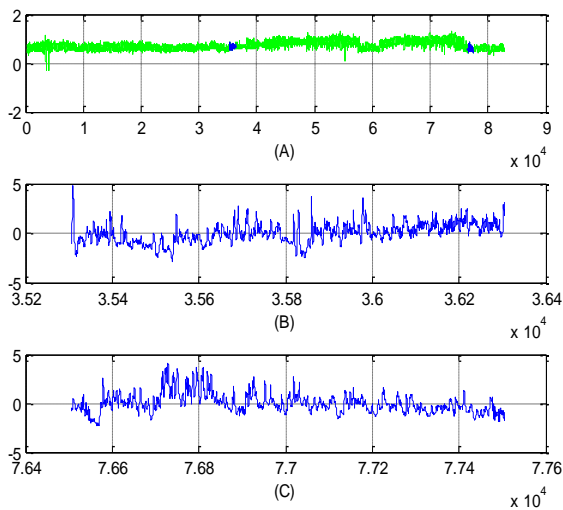
Os trechos dos sinais VFC, referentes aos períodos de vigília e sono, foram delimitados por inspeção visual.

Os valores de máximo das curvas ApEn obtidas para os sinais VFC, para os indivíduos normais e para os indivíduos com doença de chagas, estão descrito na Tabela 4.6.

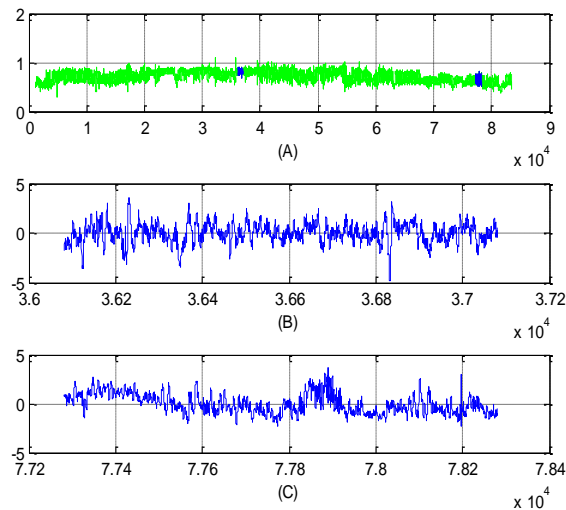
Tabela 4.6: Valores de máximo: sinais VFC : indivíduos normais e chagásicos, sono e vigília

		NORMAL	CHAGAS
Sono	indivíduo 1	2,1030	1,9820
Sono	indivíduo 2	1,8340	1,8560
Sono	Valor Médio:	1,9685	1,9190
Vigília	indivíduo 1	2,0540	1,9910
Vigília	indivíduo 2	2,0890	2,0930
Vigília	Valor Médio:	2,0715	2,0420

Os valores médios obtidos para o estado de vigília, para indivíduos normais e indivíduos chagásicos, mostram-se superiores aos obtidos para os estados de sono, sugerindo maior complexidade dos sinais VFC neste estado fisiológico. De forma semelhante, os maiores valores médios obtidos para indivíduos normais, para sono e vigília, em relação aos valores obtidos para indivíduos chagásicos, sugerem que para estes últimos ocorre uma redução do nível de complexidade dos sinais VFC. Estes valores não são indicadores de valores médios populacionais.

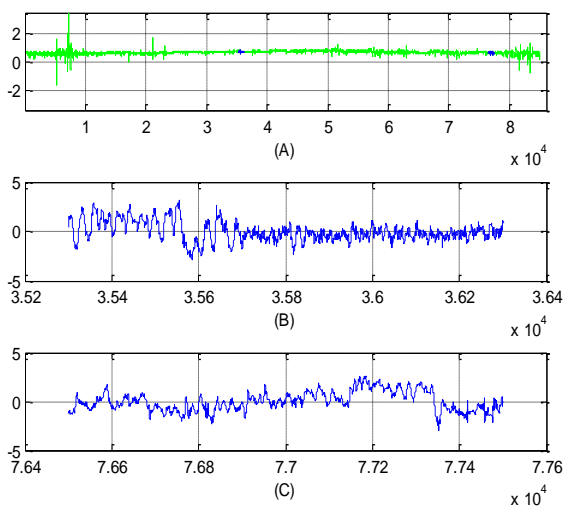


A) VFC Indivíduo 1, B) sono, C) vigília.

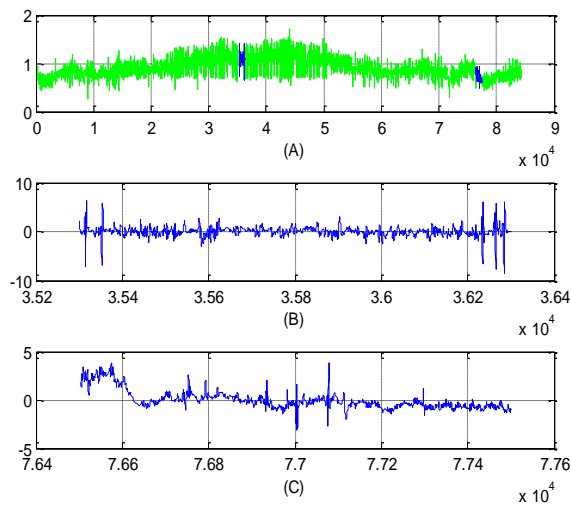


A) VFC Indivíduo 2, B) sono, C) vigília.

Figura 4.15: Sinais VFC: Indivíduos Normais



A) VFC Indivíduo 1, B) sono, C) vigília.



A) VFC Indivíduo 2, B) sono, C) vigília.

Figura 4.16: Sinais VFC: Indivíduos Chagásicos.

4.2.4) A NORMALIZAÇÃO DOS RESULTADOS

Neste item são avaliadas as relações entre os valores de máximo das curvas ApEn obtidas para os sinais caóticos e experimentais em relação aos valores obtidos para o sinal RBU.

Para trechos de sinais com 5.000 amostras o valor de máximo da curva ApEn para o sinal RBU foi igual a 2,370.

Os resultados obtidos para os sinais senoidais foram incluídos para comparação.

4.2.4.1) A NORMALIZAÇÃO PARA OS SINAIS SENOIDAIS

Os sinais senoidais foram simulados com 10 Hz, 50 Hz e 100 Hz, com frequências de amostragem de 1.000, 10.000 e 100.000 Hz.

Para normalização dos valores de máximo estimados para as curvas ApEn dos sinais senoidais foram utilizados os valores de máximo das curvas ApEn dos sinais RBU: 1,813, 2,563, 3,370, considerando-se trechos com 1.000, 10.000, 100.000 amostras. Os valores de máximo das curvas ApEn dos sinais senoidais estão descritos na Tabela 4.7.

Observa-se os pequenos valores percentuais encontrados apontando para o elevado nível de regularidade (baixo nível de complexidade) dos sinais senoidais, como esperado em comparação ao sinal RBU.

Tabela 4.7: Valores de máximo normalizados, das curvas ApEn - sinais senoidais

Freq. Amost.	10 Hz	50 Hz	100 Hz
1.000	0,0171	0,1378	0,1490
10.000	0,0039	0,0062	0,0125
100.000	0,0026	0,0010	0,0010

Como os sinais experimentais foram delimitados com comprimentos iguais a 5.000 amostras sinais senoidais com frequências de 10 Hz, 50 Hz e 100 Hz foram também simulados com o mesmo comprimento. Os valores de máximo das curvas ApEn para estes sinais foram estimados em: 0,0134, 0,0316 e 0,0318, sendo normalizados considerando o valor de máximo da curva ApEn do sinal RBU igual a 2,370 (para comprimento de 5.000 amostras). Desta forma, os valores de máximo das curvas ApEn dos sinais senoidais com 10 Hz, 50 Hz e 100 Hz, para frequência de amostragem de 5.000 amostras por segundo foram: 0,0057, 0,0133 e 0,0134.

4.2.4.2) A NORMALIZAÇÃO PARA OS SINAIS CAÓTICOS E ALEATÓRIOS

O Procedimento de normalização foi realizado considerando-se os valores de máximo obtidos para o sinal RBU, para os diversos comprimentos dos trechos (número de amostras) dos sinais. Desta forma, todos os valores de máximo do sinal RBU são considerados unitários, e os demais valores são normalizados pelos valores RBU correspondentes ao número de amostras. Assim, para os outros sinais obtêm-se valores proporcionais, ou porcentagens em relação aos valores “RBU”.

As seqüências dos valores de máximo normalizados, das curvas ApEn, obtidas para os sinais caóticos: Rossler, Mapeamento Logístico, Henon e Lorenz e para os sinais de ruído RBG e RBU, estão mostradas na figura 4.17 considerando o número de amostras utilizadas e na figura 4.18 considerando os valores logaritmos decimais do número de amostras utilizadas. Para trechos de

300, 1.000 e 3.000 amostras destes sinais foram utilizados os valores médios, obtidos a partir do conjunto de 100 curvas ApEn.

A partir da figura 4.17 e da figura 4.18 verifica-se um pequeno aumento nos valores de máximo do sinal RBG, sugerindo que o mesmo apresente nível de complexidade crescente, porém inferior ao observado para o sinal RBU.

Para o sinal do atrator de Lorenz, após um acréscimo nos valores de máximo iniciais (entre 300 e 5.000 amostras) observa-se um decréscimo sugerindo que o nível de complexidade deste sinal não aumenta na mesma proporção que o sinal RBU.

Para os sinais dos atratores do Mapeamento Logístico e Mapeamento de Henon observa-se um decréscimo dos valores de máximo com posterior estabilização, considerando-se o incremento do número de amostras dos sinais. Em relação aos valores de máximo do sinal RBU os valores de máximo destes sinais aparentemente tendem para valores em torno de 0,15.

Para os sinais do atrator de Rossler os valores de máximo das curvas ApEn tendem a valores pequenos, aproximadamente 0,05, em relação aos valores do sinal RBU, evidenciando o menor nível de complexidade observado entre os sinais caóticos utilizados.

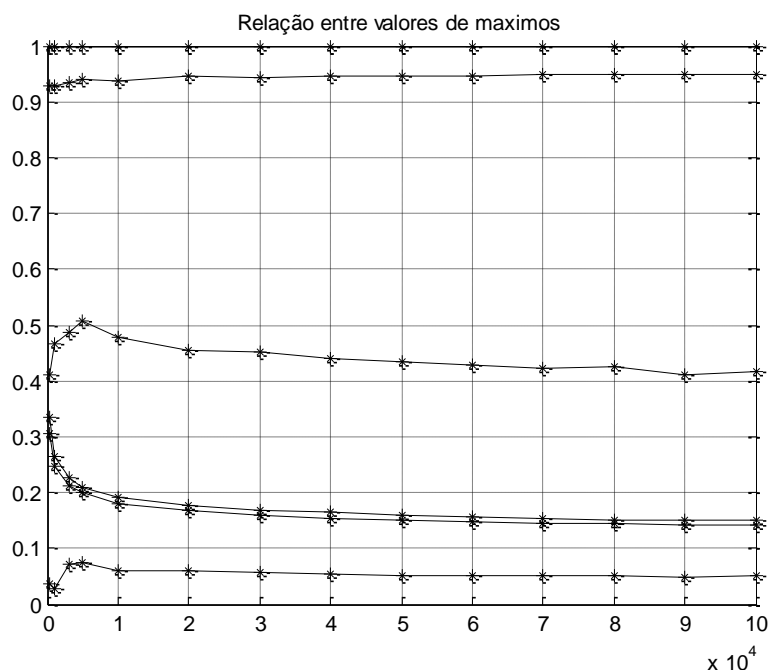


Figura: 4.17-: Valores de máximos das curvas ApEn, normalizados pelo valor de máximo do sinal RBU, relacionados aos comprimentos dos trechos dos sinais (número de amostras). Atratores (considerando as curvas de menor para maior amplitude): Rossler, Logístico, Henon, Lorenz e sinais RBG e RBU.

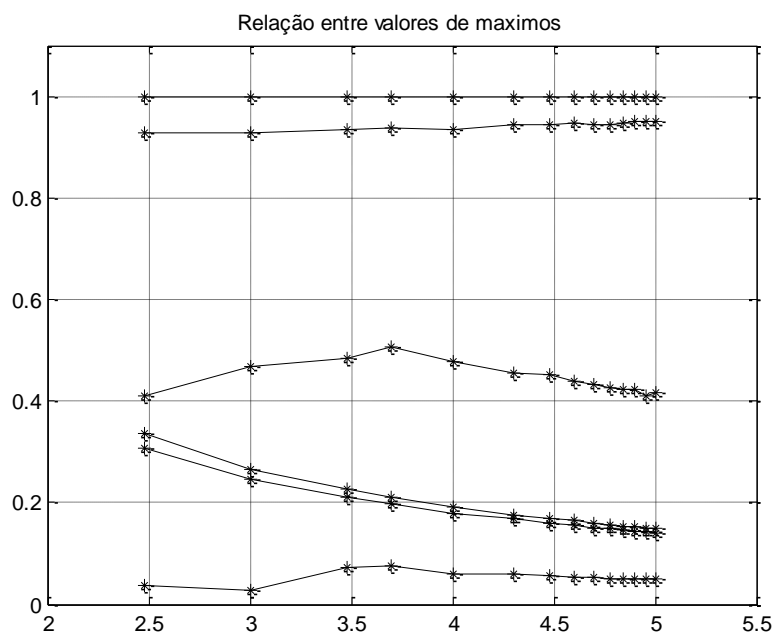


Figura: 4.18: Valores de máximos das curvas ApEn, normalizados pelo valor de máximo do sinal RBU, relacionados aos valores logarítmicos decimais dos comprimentos dos trechos dos sinais (número de amostras). Atratores (considerando as curvas de menor para maior amplitude): Rossler, Logístico, Henon, Lorenz e sinais RBG e RBU.

4.2.4.3) A NORMALIZAÇÃO PARA OS SINAIS EXPERIMENTAIS

Os valores de máximo normalizados das curvas ApEn, para os sinais experimentais estão mostrados na figura 4.19, para: sinais EEG de recém-nascidos (estados: sono quieto, sono ativo e vigília quieta), sinais EEG de adultos: (placebo e fármaco), sinais VFC: indivíduos (normais e chagásicos: sono e vigília).

Observa-se que os valores percentuais obtidos para os sinais EEG de adultos apresentaram maior nível de complexidade, seguidos dos sinais VFC e posteriormente dos sinais EEG de recém-nascidos. Entretanto, embora os valores percentuais obtidos para os sinais EEG de adultos tenham sido os mais elevados (entre 0,93 e 0,91), dentro do conjunto de sinais experimentais utilizados, a comparação entre estes resultados não é apropriada considerando as diferenças entre os sistemas fisiológicos e os respectivos protocolos de aquisição dos sinais. Além disso, deve-se ressaltar que o pequeno número de sinais utilizados não permite elaborar hipóteses sobre a variabilidade populacional.

Por outro lado os resultados dos sinais experimentais podem ser comparados com aqueles obtidos para os sinais caóticos e ruídos (RBG e RBU).

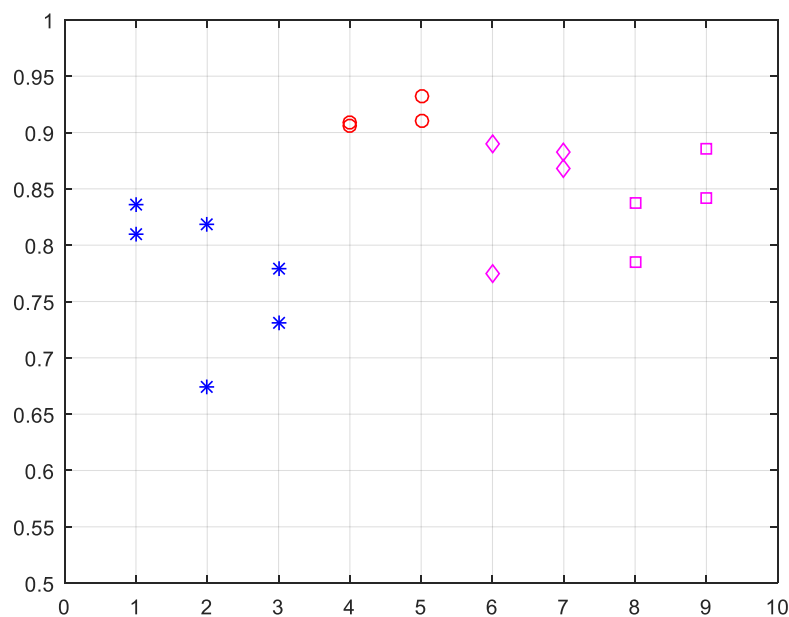


Figura 4.19: Valores de máximo normalizados para os sinais experimentais. Sinais EEG de recém-nascidos (asterisco azul), sinais EEG de adultos: placebo e fármaco (circunferência vermelha), sinais VFC: indivíduos normais (losangos rosas) e chagásicos (quadrados rosa).

4.2.4.4) OS VALORES NORMALIZADOS DOS SINAIS

Valores de máximo normalizados: EEG de recém-nascidos (azul), EEG de adultos: placebo e fármaco (vermelho), sinais VFC: indivíduos normais e chagásicos (rosa), sinais caóticos (amplitudes inferior para superior): Rossler, Logístico, Henon, e Lorenz (asteriscos pretos), sinal RBG (asterisco preto), sinais senoidais (asteriscos vermelhos) estão mostrados na figura 4.20.

As porcentagens obtidas para os sinais EEG de adultos encontram-se em torno do valor observado para o sinal RBG, sugerindo semelhança entre as estruturas destes sinais. Tal fato pode estar relacionado ao nível de complexidade do sinal EEG, adquirido durante a realização de tarefa específica (substituição de dígitos por símbolos) e às derivações utilizadas.

As porcentagens obtidas para os sinais caóticos são inferiores às obtidas para os sinais experimentais, evidenciando maior nível de complexidade destes últimos. Tal fato deve-se, provavelmente, à maior complexidade dos sistemas fisiológicos, em relação aos sinais caóticos utilizados.

Adicionalmente observa-se que os valores normalizados para as curvas senoidais (asteriscos vermelhos) mostraram os menores níveis de complexidade. Estes valores foram inferiores aos obtidos para o atrator de Rossler.

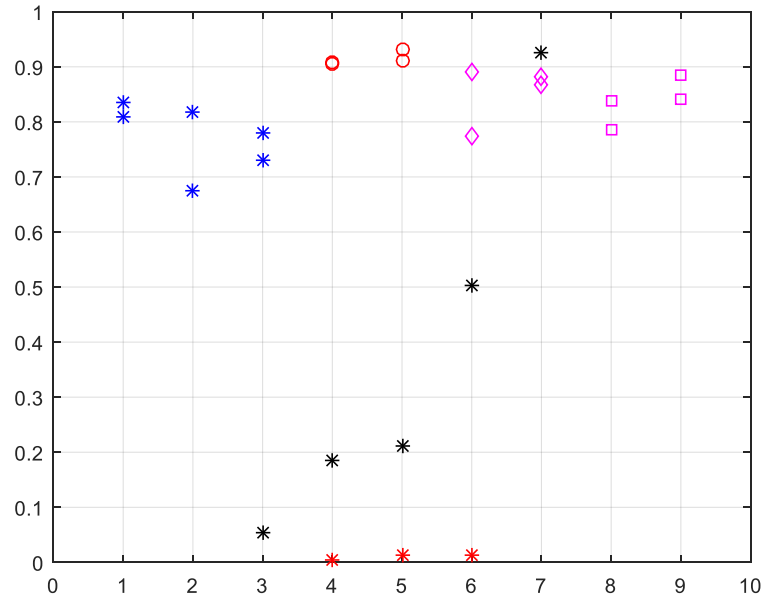


Figura 4.20: Valores de máximo normalizados: Sinais experimentais: EEG de recém-nascidos (azul), EEG de adultos: placebo e fármaco (vermelho), sinais VFC: indivíduos normais e chaóticos (rosa), sinais caóticos: Rossler, Logístico, Henon, e Lorenz (asterisco preto), sinal RBG (asterisco preto), sinais senoidais (asterisco vermelho).

CAPITULO 5

CONCLUSÕES

5.1) A INFLUÊNCIA DO ATRASO

A reconstrução do retrato de fase no espaço de estados depende do valor do atraso utilizado.

A utilização de atrasos unitários pode promover um estiramento do retrato de fase, alterando quaisquer estimativas baseadas em distâncias (posições) dos estados.

Atrasos unitários são característicos de sinais de ruído com amostras independentes, embora alguns sinais caóticos também possam mostrar esta característica.

Para sinais experimentais e alguns sinais caóticos torna-se necessário a investigação do valor do atraso a ser utilizado de forma padronizada. Para isso sugere-se a utilização das técnicas relacionadas à Função Autocorrelação ou a Função de Mutua Informação.

5.2) O NÚMERO DE AMOSTRAS

As estimativas da ApEn depende das distâncias entre os estados e, portanto, da posição dos estados no espaço de fase. Esta estimativa relaciona-se com a resolução da estrutura do retrato de fase.

A resolução apropriada de um retrato de fase depende da estrutura do atrator (se o mesmo existir), do comprimento do segmento de cobertura (número de estados) e da posição deste segmento de cobertura sobre a trajetória no retrato de fase. Desta forma o número de amostras do trecho do sinal investigado, relacionado ao número de estados, influencia a estimativa da ApEn, e pode gerar resultados espúrios, caso não ocorra uma resolução apropriada do retrato de fase.

Para sinais experimentais, considerando a propriedade de estacionariedade, o problema do número de amostras torna-se mais relevante, uma vez que os possíveis atratores podem ser desconhecidos ou mesmo não existir o que aponta para a necessidade da utilização de trechos com comprimentos (número de amostras) mais elevados possíveis, visando à obtenção de estimativas mais confiáveis.

5.3) O RAIO “R” DE INVESTIGAÇÃO

A utilização do raio “r” de investigação ou limite de tolerância, geralmente descrito entre 0,1 e 0,25 vezes o desvio padrão do sinal original, não tem sido questão de consenso entre pesquisadores, dificultando a comparação dos resultados e podendo promover a estimativa de valores discutíveis para indicação do nível de complexidade.

Por outro lado, a utilização dos valores de máximo das curvas ApEn, para os sinais simulados neste trabalho, mostrou-se um parâmetro que apresenta invariância com relação ao nível de complexidade, para os diversos comprimentos de trechos de sinais utilizados.

A utilização dos valores de máximo das curvas ApEn, como parâmetro de investigação do nível de complexidade do sinal simplifica o procedimento de estimativa, removendo a incerteza causada pela utilização de um parâmetro empírico. Adicionalmente, a utilização do valor de máximo da curva ApEn permite tornar a estatística ApEn independente deste parâmetro.

5.4) O PROCEDIMENTO DE NORMALIZAÇÃO

A comparação entre estatísticas obtidas a partir de processos simulados e experimentais diversos pode apresentar dificuldades relacionadas à diferença entre os próprios processos. Um procedimento de normalização destas estatísticas permite obter valores proporcionais (percentuais) relacionados a um valor máximo, facilitando a comparação.

Por outro lado, a utilização de um número de amostras “N” elevado e do processo de normalização sugerido, permite tornar a estatística ApEn independente deste parâmetro.

Como observado neste trabalho o sinal de ruído branco uniforme (RBU) mostrou o maior nível de complexidade, para todos os comprimentos de trechos investigados. Desta forma, este sinal simulado poderia ser utilizado como indicador de complexidade máxima, ou valor de normalização.

Assim, propõe-se a normalização dos valores de máximo das curvas ApEn obtidas para os diversos sinais utilizando-se o valor máximo da curva ApEn do sinal RBU, para trechos com mesmo número de amostras.

5.5) OS SINAIS EXPERIMENTAIS

Os sinais experimentais descritos neste trabalho: EEG de recém-nascidos, EEG de adultos e VFC de adultos normais e chagásicos, foram utilizados apenas como exemplos. As estimativas referem-se a um pequeno número de sinais, não justificando sua utilização como parâmetros populacionais, mas apenas sugerindo a possibilidade de trabalhos futuros.

5.6) RESUMO

Considerando os estudos realizados neste trabalho propõe-se a utilização da técnica da Entropia Aproximada Normalizada para investigação do nível de complexidade de sinais: $N_{ApEn}(m)$.

Utilização da imersão $m=2$

Utilização do valor de atraso apropriado, estimado através da Função Autocorrelação ou a Função de Mutua Informação, para reconstrução do espaço de estados de forma apropriada.

Utilização do maior valor “N” (número de amostras) possível para o trecho do sinal, considerando a estacionariedade, protocolo de aquisição, técnica de simulação, etc.

Utilização do valor de máximo da curva $ApEn$ do sinal investigado normalizado através do valor de máximo da curva $ApEn$ do sinal RBU, para o mesmo número de amostras.

AGRADECIMENTOS

Ao Programa de Engenharia Biomédica COPPE-UFRJ pela cessão dos dados de eletroencefalografia de recém-nascidos,

Ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica – UFMG pela cessão dos dados de eletroencefalografia de adultos,

Ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica – UFMG pela cessão dos dados de dos dados sobre variabilidade de frequência cardíaca.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABRAHAM, N. B.; ALBANO, A. M.; DAS, B.; 1986. *Calculating the Dimension of Attractors from Small Data Sets*. Physics Letters A, v. 114, n. 5, pp. 217-221.

ACHARYA, R.; FAUST, O.; KANNATHAL, N.; CHUA, T.; LAXMINARAYAN, S.: 2005. *Non-linear analysis of EEG signals at various sleep stages*. Computer Methods and Programs in Biomedicine. V. 80, pp: 37-45.

AGUIRRE, L. A., 1996. *A Tutorial Introduction to Nonlinear Dynamics and Chaos. Part I: Tools and Benchmarks*. SBA Controle & Automação, v. 7, n. 1, pp. 29-49.

AHMAD, S. A.; CHAPPELL, P. H.: 2008. *Moving approximate entropy applied to surface electromyographic signals*. Biomedical Signal Processing and Control, n. 3, pp:88-93.

AMABILE, R. N. A.; 2008, Remoção de Artefatos e Análise de Parâmetros Espectrais em Sinais EEG: Efeitos do Fármaco flunitrazepam. Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Eletrônica, UMFG, Belo Horizonte, MG, Brasil.

ANDRADE, Z. A.; ANDRADE, S. G: 1979, Patologia. In: Brener, Z.; Andrade, Z. A.; Trypanossoma Cruzy e Doenças de Chagas. Capítulo 6, Editora Guanabara Koogan S.A., Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

ATMANSPACHER, H.; SCHEINGRABER, H.; VOGES, W.: 1988. *Global Scaling Properties of a Chaotic Attractor Reconstructed from Experimental Data*. Physical Review A, v. 37, n. 4, pp. 1314-1322.

BABLOYANTZ, A., 1990a. Chaotic Dynamics in Brain Activiy. In: Chaos in Brain Function, cap. 3, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Erol Basar Ed..

BABLOYANTZ, A., 1990b. Estimation of Correlation Dimensions from Single and Multi-channel Recordings - A Critical View. In: Chaos in Brain Function, cap. 7, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Erol Basar Ed.

BAI-LIN, H., 1989, *Characterization of Chaotic Attractors*. In: Elementary Symbolic Dynamics and Chaos in Dissipative Systems, World Scientific, Publishing Co. Ptl. Ltd.

BERGER, S.; BOETTGER, M. K.; TANCER, M.; GUINJOAN, S. M.; YERAGANI, V. K.; BÄR, K-J.: 2010. *Reduced cardio-respiratory coupling indicates suppression of vagal activity in helthy relatives of patients with schizophrenia*. Progress in Neuro-Psychopharmacology & Biological Psychiatry. V. 34, pp: 406-411.

BERGER, S.; KLIEM, A.; YERAGANI, V.; BÄR, K-J.: 2012. *Cardio-respiratory coupling in untreated patients with major depression*. Journal of Affective Disorders. v. 139, pp:166-171. Journal homepage: www.elsevier.com/locate/jad.

BRUHN, J.; RÖPCKE, H.;HOEFT, A.: 2000. *Approximate entropy as an EEG measure of anesthetic drug effect during anesthesia*. Anesthesiology, v. 92, pp: 715-726.

BRUHN, J.; RÖPCKE, H.; REHBERG, B.; BOUILLON, T.; HOEFT, A.: 2000. *Electroencephalogram Approximate Entropy Correctly Classifies the Occurrence of Burst Suppression Pattern as Increasing Anesthetic Drug Effect*. Anesthesiology, v. 93, pp:981-985.

BURIOKA, N.; MIYATA, M.; CORNÉLISSEN, G.; HALBERG, F.; TAKESHIMA, T.; KAPLAN, D. T.; SUYAMA, H.; ENDO, M.; MAEGAKI, Y.; NOMURA, T.; TOMITA, Y.; NAKASHIMA, K.; SHIMIZU, E.: 2005. *Approximate Entropy in the Electroencephalogram During Wake and Sleep*. Clin. EEG Neurosci., v. 36, n. 1, January, p:21-24.

CHEN, W.; WANG, Z.; XIE, H.; YU, W.: 2007. *Characterization of Surface EMG Signal Based on Fuzzy Entropy*. IEEE Transaction on Neural Rehabilitation Engineering, v. 15, n. 2, June, p: 266-272.

CHEN, W.; ZHUANG, J.; YU, W.; WANG, Z.: 2009. *Measuring complexity using FuzzyEn, ApEn, and SampEn*. Medical Engineering and Physics, v. 31, p:61-68.

CHON, K. H.; SCULLY, C. G.; LU, S.; 2009. *Approximate Entropy for all signals*. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine. Nov. Dec., p:18-23.

ECKMAN, J. P.; RUELLE, D.: 1985. *Ergodic theory of chaos and strange attractors*. Reviews of Modern Physics, v.57 (3), p:617-656.

- FIEDLER-FERRARA, N. F.; PRADO, C. P. C., 1995, *Caos - Uma Introdução*. 2^a ed. São Paulo, Editora Edgard Blücher LTDA.
- FRANK, G. M.; LOOKMAN, T.; NEREMBERG, M. A. H.; et al., 1990. *Chaotic Times Series Analysis of Epileptic Seizures*. *Physica D*, v. 46, pp. 427-438.
- FRASER, A. M.; SWINNEY, H. C., 1986. *Independent Coordinates for Strange Attractors from Mutual Information*. *Phys. Rev. A*, v. 33, n. 2, pp. 1134-1140.
- GOUVÊA, D. S. A.; 2000. *Aplicação da Teoria de Sistemas Dinâmicos Não-lineares ao EEG de Recém-nascidos*, Tese de Doutorado, Programa de Engenharia Biomédica, COPPE / UFRJ, Rio de Janeiro, 132p., Maio.
- GRAF, K. E.; ELBERT T., 1990. *Dimensional Analysis of the Waking EEG*. In: Erol Basar (ed) *Chaos in Brain Function*, Cap. 11, Berlin Heidelberg, Springer-Verlag.
- GRASBERGER, P.; PROCCACCIA, I.: 1983a. *Estimation of the Kolmogorov entropy from a chaotic signal*. *Physical Review A*, v.28 (4), p:2591-2593.
- GRASBERGER, P.; PROCCACCIA, I.: 1983b. *Measuring the strangeness of strange attractors*. *Physica D*, v. 9, p:189-208
- KAFFASHI, F.; FOGLEANO, R.; WILSON, C.; LOPARO, K. A.: 2008. *The Effect of Time Delay on Approximate Entropy & Sample Entropy Calculations*. *Physica D*, v. 237, p:3069-3074.
- LOMBROSO, C. T., 1993. *Neonatal EEG Polygraphy in Normal and Abnormal Newborn*. In: Nierdermeyer, E.; Lopes da Silva, F.H., *Electroencephalography. Basic Principles, Clinical Applications and Related Fields*, 3^a ed., chapter 48-875, Baltimore, Willians & Wilkins.
- LOPES DA SILVA, F. H., 1993. *EEG Analysis: Theory and Practice*. In: Niedermeyer, E., Lopes da Silva, F.H., *Electroencephalography - Basic Principles, Clinical Applications and Related Fields*, 3^a ed., chapter 61, Baltimore, Willians & Wilkins.
- LU, S.; CHEN, X.; KANTERS, J. K.; SOLOMON, I. C.; CHON, K. H.; 2008. *Automatic Selection of the Threshold Value r for Approximate Entropy*. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, v. 55, n. 8, August. p:1966-1972.

MPITSOS, G. J., 1990. Chaos in Brain Function and the Problem of Nonstationarity: A Commentary. In: Basar, E. (Ed.), Chaos in Brain Function. Berlin Heidelberg, Springer-Verlag, Cap. 13.

NIEDERMEYER, E.: 1993. The Normal EEG of the Waking Adult. In: Niedermeyer, E.; Lopes da Silva, F.H., Electroencephalography. Basic Principles, Clinical Applications and Related Fields, 3rd edition, Chapter 9, Baltimore, Williams & Wilkins.

OLIVEIRA, D. J.; 2002. Síntese e Análise do Sinal de Variabilidade da Frequência Cardíaca Baseado em Modelos Identificados. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG). Belo Horizonte, MG, Brasil.

PACKARD, N. H.; CRUTCHFIELD, J. P.; FARMER, J. D.; et al., 1980. *Geometry from a Times Series*. Phys. Rev. Lett., v. 45, n. 9, pp. 712-716.

PARKER, T. S.; CHUA, L. O., 1987. *Chaos: A Tutorial for Engineers*. Proceedings of IEEE, v. 75, n. 8, pp. 982-1008.

PINCUS, S. M.: 1991. *Approximate Entropy as a Measure of System Complexity*. Proc. Natl. Acad. Sci. USA, v 88, p:291-2301, March 1991.

PINCUS, S. M.: 2006. *Approximate Entropy as a Measure of Irregularity for Psychiatric Serial Metrics*. Bipolar Disorders, 8, pp: 430-440.

PINCUS, S. M.; GLADSTONE, I. M.; EHRENKANZ, R. A.: 1991. *A Regularity Statistics for Medical Data Analysis*. J. Clin. Monit., v7, p:335-345

PINCUS, S. M.; GOLDBERGER, A. L.: 1994. *Physiological time-series analysis: what does regularity quantify?*. American J. Physiol., V. 266, H1643-H1994. (Heart Circ. Physiol, 35).

PINCUS, S. M.; KEEFE, D. L.: 1992. *Quantification of hormone pulsatility via an approximate entropy algorithm*. Am. J. Physiol., v. 262 (Endocrinol. Metab., v. 25), p:E741-E754.

PINCUS, S. M.; VISCARELLO, R. R.: 1992. *Approximate Entropy: a Regularity Measure for Fetal Heart Rate Analysis*. Obstet. Gyneco, v. 79, n. 2, February, p:249-255.

PRITCHARD, W. S.; DUKE, D. W., 1992. *Measuring Chaos in the Brain: a Tutorial Review of Non-linear Dynamical EEG Analysis*. Intern. J. Neurosc., v. 67, pp. 31-80.

RASSI, A.: 1979. Clínica. In: Brener, Z.; Andrade, Z. A.; Trypanossoma Cruzy e Doenças de Chagas. Capítulo 6, Editora Guanabara Koogan S.A., Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

REZEK, I. A.; ROBERTS, S. J.: 1998. *Stochastic Complexity Measures for Physiological Signal Analysis*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, v. 45, n. 9, September, 1998, p:1186-1191.

RIBEIRO, A. L. P. et al.; 2002. *Power Law Behavior of Heart Rate Variability in Chagas Disease*. The American Journal of Cardiology, v.28, pp: 414-418.

STOCKARD-POPE, J. E.; WERNER, S. S.; BICKFORD, R. G.; CURRAN, J. S., 1992. Recording the Neonatal Electroencephalogram. 2 ed, chapter 1 – In: Atlas of Neonatal Electroencephalography, New York, Raven Press.

TAKENS, F. 1981. *Detecting Strange Attractors in Turbulence*. In. Rand DA, Uoung LS(Eds.); Dynamical Systems and Turbulenc3. Lecture Notes in Mathematics, v. 898, New York, Springer, Berlim Hiedelberg, p:366-381.

TAKENS, F.: 1983. *Invariants related to dimension and entropy*. In: Atas do 13^o Col. Brasileiro de Matemáticas, Rio de Janeiro, Brazil.

TAMAKI, H.; MIURA, M.; NAKAMOTO, S.; HORIE, T.; KANZAKI, S.; SHIMIZU, E.; AMISAKI, T.; BURIOKA, N.: 2016. *Approximate Entropy of Respiratory Movements in Human Newborns during Different Sleep States*. Yonago Acta medica, v. 59, pp:89–91, Short Communication

TASK FORCE of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. 1996. Heart Rate Variability – Standards of Measurement, Physiological Interpretation and Clinical Use. European Heart Journal. Vol. 17, pp. 354-381.

XIE, H-B.; GUO, J-Y.;ZHENG, Y-P.: 2010. *Fuzzy Approximate Entropy Analysis of Chaotic and Natural Complex Systems: Detecting Muscle Fatigue Using Electromyography Signals*. *Annals of Biomedical Engineering*, v. 38, n. 4, pp:1483-1496.

WANG, X.; MENG, J.; TAN, G.; ZOU, L.: 2010. *Reserch on the relation of EEG signals chaos characteristics with high-level intelligence activity of human brain*. *Nonlinear Biomedical Physics*, v. 4, pp:2-10.

WEIPPERT, M.; BEHRENS, K.; RIEGER, A.; STOLL, R.; KREUZFELD, S.: 2013. *Heart Rate Variability and Blood Pressure during Dynamic and Static Exercise at Similar Heart Rate Levels*. *PLOS ONE* 8(12): e83690. doi:10.1371 / journal.pone. 0083690.

WOLF, A.; SWIFT, J. B.; SWINNEY, H. L.; VASTANO, J. A.; 1985. *Determining Lyapunov exponents from time-series*. *Physica D*, v. 16, p:285-317.

WU, D.; CAI, G.; YUAN, Y.; LIU, L.; LI, G.; SONG, W.;WANG, M.: 2011. *Application for nonlinear dynamics analysis in assessing unconsciousness: A preliminary study*. *Clinical Neurophysiology*, n. 122, pp:490-498.

YU, X.; ZHANG, J.; XIE, D.; WANG, J.; ZHANG, C.: 2009. *Relationship between scalp potential and autonomic nervous activity during a mental arithmetic task*. *Autonomic Neuroscienc: Basic and Clinical*, v. 146, pp:81-86.

ZHOU, W.; ZHONG, L.; ZHAO, H.: 2005. *Feature Attraction and Classification of Mental EEG Using Approximate Entropy*. *Proceedings of the 2005 IEEE. Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*. Shanghai, China. September 1-4, p:5975-5978.